北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

黑河上游年径流模拟模型优选与归因分析

吴子晗 计嘉晨 张帆

Optimization and attribution analysis of annual runoff simulation models in the upper reaches of the Heihe River, northwestern China

Wu Zihan, Ji Jiachen, Zhang Fan

引用本文:
吴子晗, 计嘉晨, 张帆. 黑河上游年径流模拟模型优选与归因分析[J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(3):80-90. doi: 10.12171/j.1000-1522.20230212
Wu Zihan, Ji Jiachen, Zhang Fan. Optimization and attribution analysis of annual runoff simulation models in the upper reaches of the Heihe River, northwestern China [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(3):80-90. doi: 10.12171/j.1000-1522.20230212

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20230212

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于Budyko理论定量分析窟野河流域植被变化对径流的影响

Quantitative assessment on the effects of vegetation changes on runoff based on Budyko theory in the Kuyehe River Basin of northern China

北京林业大学学报, 2020, 42(8): 61-71. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20190330

近55年气候变化对上海园林树种适应性的影响

Adaptability of landscape tree species response to climate change in Shanghai within the past 55 years

北京林业大学学报, 2018, 40(9): 107-117. https://doi.org/10.13332/j.1000-1522.20180113

基于水文模型的北京浅山区雨洪管理措施探究

Stormwater management measures in Beijing suburban hilly area based on hydrological model: taking the upper reaches of Jiakuohe River as an example

北京林业大学学报, 2020, 42(5): 132-142. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20190116

基于SPOT-VGT数据的湖南省植被变化及其对气候变化的响应

Vegetation change and its response to climate change based on SPOT-VGT in Hunan Province of southern China

北京林业大学学报, 2019, 41(2): 80-87. https://doi.org/10.13332/j.1000-1522.20180278

气候变化背景下北京浅山区社会生态系统脆弱性评估

Assessment on socio-ecosystem vulnerability in shallow mountain area of Beijing under climate change background

北京林业大学学报, 2020, 42(4): 132-141. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20190091

庐山日本柳杉早材与晚材年轮宽度对气候变化的响应

Response of earlywood and latewood ring width of *Cryptomeria japonica* to climate change in Lushan Mountain, eastern China

北京林业大学学报, 2020, 42(9): 61-69. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20190439

DOI:10.12171/j.1000−1522.20230212

黑河上游年径流模拟模型优选与归因分析

吴子晗[1] 计嘉晨[1] 张 帆[1,2]
（1. 北京林业大学水土保持学院，北京 100083；2. 山西吉县森林生态系统国家野外科学观测研究站，北京 100083）

摘要:【目的】本研究旨在深入探究人类活动与气候变化对黑河上游年径流量的影响，为区域水资源保护与规划利用提供科学支持。**【方法】**研究综合 Mann-Kendall 非参数统计检验、Pettitt 检验和滑动 *t* 检验方法，对 1954—2020 年黑河上游年径流序列进行趋势检验，识别年径流序列趋势变化的突变点并划分基准期与分析期。在此基础上，采用 BP 神经网络模型、灰色时间序列模型和多元线性回归模型，模拟基准期年径流变化，优选模拟效果最佳模型，进而借助优选模型与径流变化归因方法，定量解析人类活动与气候变化要素对年径流变化的驱动规律。**【结果】**趋势检验发现，年径流序列在 1982 年和 2006 年前后发生了突变，黑河上游年径流序列可划分为 1954—1982 年（基准期）、1982—2006 年（分析期 1）和 2006—2020 年（分析期 2）3 个阶段。在基准期年径流序列的模拟中，BP 神经网络模型在验证期的相对误差（0.79%）、纳什效率系数（0.84）与拟合优度（0.84）3 个参数上相较其他模型优势明显。借助神经网络模型进行年径流变化归因分析，发现人类活动导致年径流在 1982—2020 年间减少的平均值为 7.56×10^8 m^3。但 2006—2020 年间黑河上游人类活动对径流的负面贡献率较 1982—2006 年间减少约 18.00%。详细解析气候变化对年径流量的影响，发现在 2006—2020 年间，降水量与蒸散发对年径流的贡献率较 1954—1982 年分别增加约 11.00% 和 8.00%。**【结论】**BP 神经网络模型对于黑河上游年径流序列模拟有较好效果，模拟合格率达 94.23%，最大误差仅为 1.36%；黑河流域上游年径流量序列在 1982 年和 2006 年发生了趋势突变，1982 年后人类活动强度增大导致上游年径流量减小，2006 年后黑河流域综合治理效果显现，人类活动对年径流量的负面效应减弱；1982—2020 年期间的气候变化影响中，蒸散发与降水对径流的贡献分别占 46.57% 与 53.43%。

关键词：年径流模拟；归因分析；人类活动；气候变化；黑河上游
中图分类号：TV121+.4 **文献标志码：**A **文章编号：**1000−1522(2024)03−0080−11
引文格式：吴子晗，计嘉晨，张帆. 黑河上游年径流模拟模型优选与归因分析［J］. 北京林业大学学报，2024，46(3)：80−90.
Wu Zihan, Ji Jiachen, Zhang Fan. Optimization and attribution analysis of annual runoff simulation models in the upper reaches of the Heihe River, northwestern China［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(3): 80−90.

Optimization and attribution analysis of annual runoff simulation models in the upper reaches of the Heihe River, northwestern China

Wu Zihan[1] Ji Jiachen[1] Zhang Fan[1,2]
(1. School of Soil and Water Conservation, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;
2. Jixian National Forest Ecosystem Observation and Research Station, Chinese National Ecosystem Research Network (CNERN), Beijing 100083, China)

Abstract: ［**Objective**］The primary objective of this study is to conduct an in-depth investigation into the impact of human activities and climate change on the annual runoff in the upper reaches of the Heihe River of northwestern China, with the aim of providing scientific support for regional water resource conservation and planning. ［**Method**］This study employed a comprehensive approach involving the Mann-Kendall non-

收稿日期: 2023−08−28 **修回日期:** 2023−10−25
基金项目: 中央高校基本科研业务费（BLX202212、QNTD202303），北京林业大学大学生创新创业训练计划项目（X202310022066）。
第一作者: 吴子晗。主要研究方向：自然地理学。Email：3060349226@qq.com 地址：100083 北京市海淀区清华东路 35 号北京林业大学水土保持学院。
责任作者: 张帆，博士，讲师。主要研究方向：水土保持与流域综合治理。Email：Zhang_fan@bjfu.edu.cn 地址：同上。
本刊网址: http://j.bjfu.edu.cn；http://journal.bjfu.edu.cn

parametric statistical test, Pettitt test, and sliding *t*-test methods to assess the trends in the annual runoff series in the upper reaches of the Heihe River from 1954 to 2020. The objective was to identify abrupt change points in the annual runoff series and delineate the reference period and analysis period. Building upon this foundation, we employed the BP neural network model, the grey time series model, and the multivariate linear regression model to simulate the annual runoff variations during the reference period. We then selected the model with the best simulation performance. Subsequently, utilizing the selected model and runoff attribution methods, we quantitatively analyzed the driving mechanisms of human activities and climate change factors on the annual runoff variations. [**Result**] Trend analysis revealed that the annual runoff series experienced abrupt changes around 1982 and 2006. Consequently, the annual runoff series in the upper reaches of the Heihe River can be divided into three phases: 1954–1982 (reference period), 1982–2006 (analysis period 1), and 2006–2020 (analysis period 2). In the simulation of the annual runoff series during the reference period, the BP neural network model exhibited a clear advantage over the other two models in three parameters during the validation period: relative error (0.79%), Nash-Sutcliffe efficiency coefficient (0.84), and goodness of fit (0.84). Utilizing the neural network model for annual runoff attribution analysis, it was determined that human activities led to an average decrease of 7.56×10^8 m^3 in annual runoff between 1982 and 2020. However, during the period of 2006 to 2020, the adverse contribution of human activities in the upper reaches of the Heihe River to runoff decreased by approximately 18.00% compared with the period from 1982 to 2006. A detailed analysis of the impact of climate change on annual runoff revealed that between 2006 and 2020, precipitation and evapotranspiration contributed approximately 11.00% and 8.00% more, respectively, to annual runoff compared with the period from 1954 to 1982. [**Conclusion**] The BP neural network model demonstrates a strong performance in simulating the annual runoff series of the upper reaches of the Heihe River, achieving a simulation accuracy of 94.23% with a maximum error of only 1.36%. The annual runoff series in the upper Heihe River Basin exhibited trend transitions in 1982 and 2006. Increased human activities after 1982 lead to a reduction in annual runoff, while the comprehensive river basin management measures implemented after 2006 result in a mitigation of the negative impacts of human activities on annual runoff. Regarding the influence of climate change during the period from 1982 to 2020, evapotranspiration and precipitation contribute 46.57% and 53.43%, respectively to runoff.

Key words: annual runoff simulation; attribution analysis; human activity; climate change; upper reaches of Heihe River

水资源对于人类生存与环境稳定至关重要，在生态健康、社会稳定和经济发展方面发挥着关键作用[1]。然而，随着气候变化与人类活动影响不断加剧，我国主要河流径流量普遍呈现下降趋势，导致区域水资源供需矛盾日益突出[2]。特别是在干旱半干旱地区，地表水是当地生产、居民生活和生态可持续发展的关键资源，准确预测地表径流量变化趋势对于制定科学合理水资源管理计划至关重要。要更全面地了解地表水资源变化情况，就需要在径流模拟基础上对驱动径流变化的气候与人类活动因素进行定量识别，并采取积极措施来减轻不同要素对地表水资源供应的不利影响[3]。进行干旱半干旱区地表径流模拟与变化归因分析可以量化气候变化对径流变化影响程度，为区域制定应对气候变化的措施提供科学指导，对干旱半干旱地区的水资源规划管理具有重要意义。

国内外通常使用分布式模型和统计模型来进行径流量模拟与变化归因分析[4]。分布式水文模型包括美国农业部和农业研究中心于 20 世纪 90 年代开发用于流域管理的 SWAT（soil and water assessment tool）模型，以及华盛顿大学基于土壤−植被−大气传输（soil vegetation atmospheric transfer，SVAT）思想开发的中大尺度分布式水文模型 VIC 模型[5]等。基于这类分布式水文模型，Wang 等[6]和 Yan 等[7]分别采用 SWAT 模型与 VIC 模型对青藏高原径流和克里雅河流域进行研究，Zhai 等[8]针对中国 7 个典型流域展开径流分析研究，使用 SWAT 模型、VIC 模型和物理水文模型等多个模型对比试验。尽管这类基于分布式水文模型研究在量化气候变化和人类活动对径流变化的驱动关系方面效果

良好，但研究中也存在一些限制条件。例如分布式水文模型要求空间参数多，运算时间长，运算量大，特别是率定和验证过程需要大量空间参数，在空间数据时间序列较短的流域应用时会遇到困难。相较而言，统计模型进行归因分析的方法通常只需要建立径流与关键驱动因子之间的统计关系，具有计算速度快、需要参数少、模型复杂度低的优势。因此，以多元线性回归、灰色时间序列等为代表的传统统计水文模型被广泛用于长时间序列地表径流模拟与变化归因分析中[9]。近年来，随着机器学习等新技术发展，神经网络等方法也被应用于地表径流量模拟，如陈志高等[10]使用变分模态分解与反向神经网络提出了基于潮流调和分析和 VMD-BP 神经网络组合模型的感潮河段流量预报方法。这些模型对年径流量变化模拟更加精确，基于这类模型进行年径流归因分析有望获得更准确的可靠结果。

年径流量变化归因即定量分析气候变化和人类活动对径流量变化影响，这对于水资源保护政策制定与水资源利用规划具有重要支撑作用[11]。由于地形复杂度、气候空间变异性以及人类活动强度差异，不同流域径流变化规律存在明显区域异质性。有研究尝试通过结合趋势检验与径流模拟模型来量化气候变化和人类活动对径流量变化贡献[12]，然而这类研究大多没有进行径流模拟模型优选，在径流趋势变化判断时也仅使用一种径流趋势检验方法，这可能会影响径流模拟效果与趋势变化分析结果，导致径流归因结果不准确。为解决以上问题，本研究提出使用 Mann-Kendall 非参数统计检验（简称 M-K 检验）、Pettitt 检验和滑动 *t* 检验多种趋势检验相互验证的方法来精确捕捉径流序列趋势突变，并从灰色时间序列方法、BP 神经网络模型、多元线性回归模型中优选模拟模型进行年径流量变化归因分析。本文将以上方法应用于黑河上游莺落峡水文站 1954—2020 年径流量模拟与变化归因研究中，以上游地区祁连、野牛沟与托勒气象站的蒸散发降水数据为驱动进行径流模拟，优选模拟模型后定量分析人类活动和气候变化对年径流量变化的影响。本研究可以为黑河流域及类似地区地表水资源可利用量预测分析与区域水资源发展规划提供重要科学依据。

1 研究区概况

黑河发源于青海省祁连山脉，流经河西走廊，最终流入内蒙古自治区居延海，流域覆盖青海、甘肃、内蒙古 3 省，干流全长约 800 km。黑河流域上游位于 37°30′ ~ 39°41′N，97°28′ ~ 101°16′E 之间（图 1），是黑河流域主要产流区，也是本文研究区域。莺落峡是黑河上游与中游分界线，上游河流汇集后经莺落峡进入中游绿洲。历史上由于人类活动和气候变化影响，黑河上游径流量在历史时期有不同程度变化。黑河下游西、东居延海先后于 1961 年和 1992 年彻底干涸，昔日水草丰茂的塞上明珠成为我国北方沙尘主要来源地，严重威胁我国生态安全。因此，

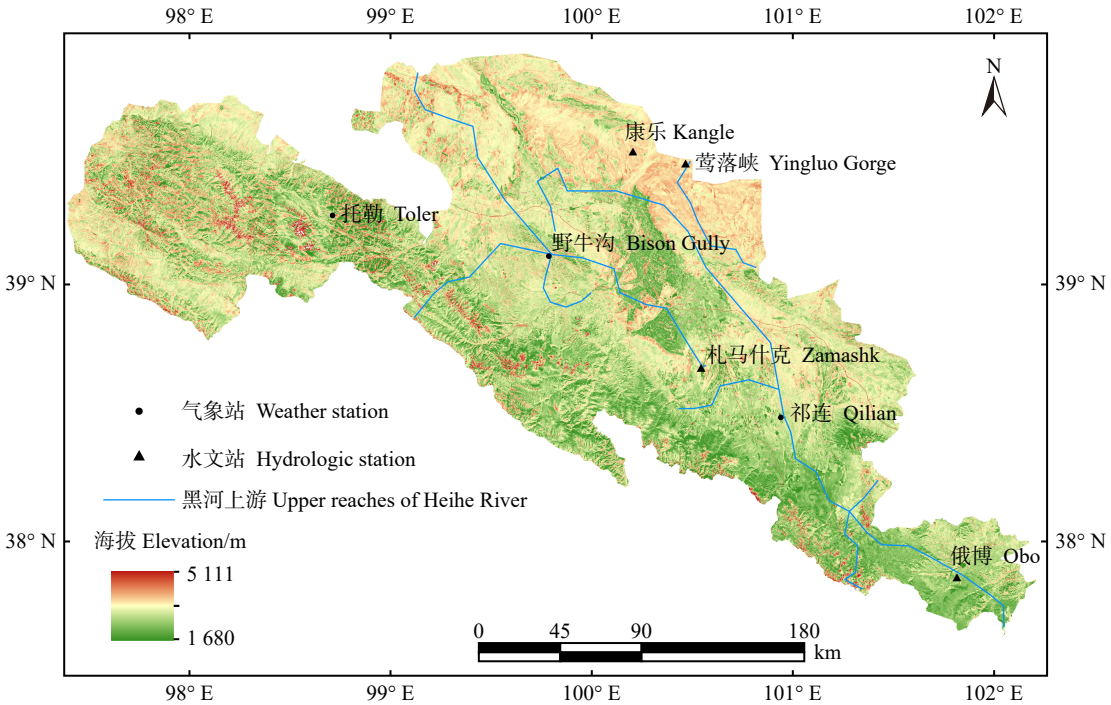


图 1 黑河流域上游概况

Fig. 1 Overview of the upper reaches of Heihe River Basin

研究黑河上游径流变化原因，有利于制定流域水资源管理计划，对当地乃至我国北方地区生态改善均有积极效应。

2　研究方法

2.1　研究技术路线

本研究基于黑河流域 1954—2020 年的径流序列数据，首先通过 M-K 检验、Pettitt 检验和滑动 *t* 检验来进行趋势突变范围确定，根据突变范围选定突变点，划分研究时段，然后借助 1954—1984 年的径流序列对灰色时间序列、BP 神经网络和多元线性回归模型进行误差对比，筛选最优模拟模型，最后利用筛选出的模型对气候与人类活动变化下的径流进行模拟预测，分别计算气候与人类活动的贡献率，分析径流突变的原因并提出相关的预防措施，为未来情况下同样风险的发生提供可参考的科学支撑。详细技术路线如图 2 所示。

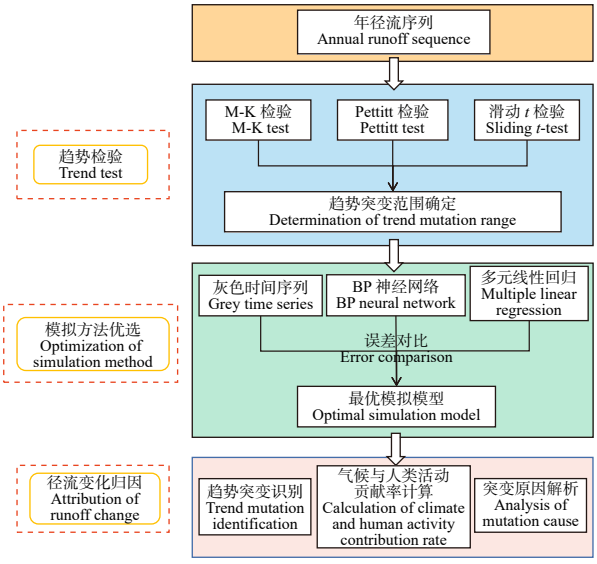


图 2　技术路线

Fig. 2　Technology framework

2.2　年径流模拟模型优选

为提高黑河流域年径流量模拟预测精度，本文将比较灰色时间序列、多元线性回归和 BP 神经网络 3 种不同模型对年径流量拟合效果，根据模型拟合表现选择最优模型。

2.2.1　径流模拟模型

2.2.1.1　灰色时间序列模型

灰色时间序列模型通过比较系统因素之间发展趋势，在衡量异同基础上进行关联分析，并在此基础上生成有较强规律性数据序列，进而建立相应微分方程模型，以预测事物未来发展趋势[13]。灰色时间序列模型结合了关联空间、光滑离散函数等概念，经过逻辑处理，定义灰导数与灰微分方程，进而用离散数据列生成离散随机数建立微分方程形式的动态模型。

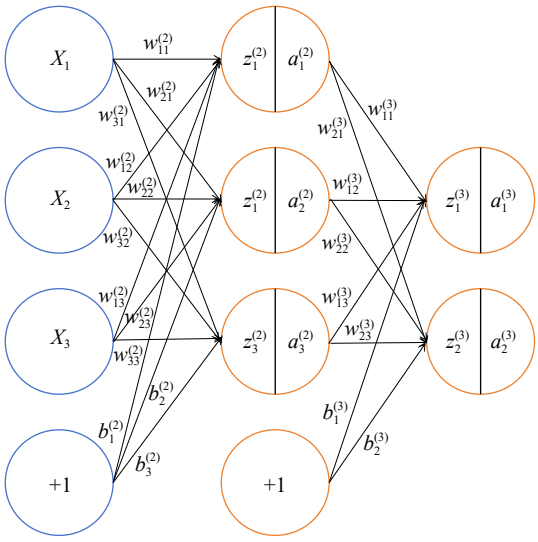
2.2.1.2　多元线性回归模型

多元线性回归模型含有多个解释变量，可以用于解释变量与其他多个解释变量之间的线性关系[14]。该模型由多个自变量的最优组合共同来预测或估计因变量，比只用一个自变量进行预测或估计更有效。只要采用模型和数据相同，多元回归模型通过标准统计方法可以计算出唯一结果。但缺点是在回归分析中，选用何种因子和该因子采用何种表达式只是一种推测，这导致某些因子的不可测性，使得回归分析在某些情况下受到限制。

2.2.1.3　BP 神经网络模型

BP 神经网络遵循误差反向传播（简称误差反传）训练，并且具有多层前馈网络，其算法称为 BP 算法，以梯度下降法作为核心支撑，使用梯度搜索技术，以期达到实测值与模拟值误差均值方差最小[15]。

BP 神经网络模拟过程主要分为两个阶段，如图 3 所示，第 1 阶段是信号前向传播，从输入层经过隐含层，最后到达输出层；第 2 阶段是误差反向传



X_1、X_2、X_3 代表每个神经元的输入。z_1、z_2、z_3 代表隐含层中的蕴含条件。a_1、a_2、a_3 代表各对应输出层的输出结果。w_{11}、w_{21}、w_{31}……则代表连接权值调节各个输入量的占重比，占重比指输入层与隐含层间进行训练调整的比值，下标 11，21，31……分别对应第一个输入层与第一个隐含层、第二个输入层与第一个隐含层、第三个输入层与第一个隐含层，以此类推。X_1, X_2, and X_3 represent the inputs of each neuron. z_1, z_2, and z_3 represent the implication conditions in the hidden layer. a_1, a_2, a_3 represent the output results of each corresponding output layer, while w_{11}, w_{21}, w_{31}…… represent the weight ratio of the connection weight adjustment for each input quantity. The weight ratio refers to the ratio of training adjustment between the input layer and the hidden layer, with subscripts 11, 21, 31… corresponding to the first input layer and the first hidden layer, the second input layer and the first hidden layer, the third input layer and the first hidden layer, and so on.

图 3　BP 神经网络示意图

Fig. 3　Schematic diagram of BP neural network

播，从输出层到隐含层，最后到输入层，依次调节隐含层到输出层的权重和偏置，输入层到隐含层的权重和偏置。

2.2.2 模型的比较与优选指标

对于 3 种不同模型，为确保预报径流量的准确性，需要在模拟预测之前根据已获取的年际数据对模型进行率定验证，使之贴合实际情况。本文使用 3 个统计指标：纳什效率系数（Nash-Sutcliffe efficiency coefficient，N_{SE}）、相对误差（relative error，R_E，%）和拟合优度（R^2）来评估模型预报结果，以选择最优模型。

（1）R_E 指标是一种用来描述模型预测结果偏差的指标。其作用主要是衡量模型中存在的系统误差，即对真实值的估计偏离程度，它代表了训练集和测试集之间的平均误差[16]。R_E 越小则说明模型对数据适应度越好；而当 R_E 较大时则意味着可能存在欠拟合情况。计算公式如下所示。

$$R_E = \frac{(\overline{Q_c} - \overline{Q_o})}{\overline{Q_o}} \times 100\% \tag{1}$$

式中：$\overline{Q_c}$表示模拟平均值，$\overline{Q_o}$表示实测平均值。

（2）N_{SE} 表示模拟值和观测值之间匹配程度，N_{SE} 取值为负无穷至 1，N_{SE} 接近 1，表示模式质量好，模型可信度高；N_{SE} 接近 0，表示模拟结果接近观测值的平均值水平，即总体结果可信，但过程模拟误差大；N_{SE} 远远小于 0，则模型是不可信的[17]。计算公式如下所示。

$$N_{SE} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_{si} - Q_{oi})^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{oi} - \overline{Q_o}\right)^2} \tag{2}$$

式中：n 代表时间序列长度，Q_{si}代表观测值，Q_{oi}代表模拟值。

（3）R^2 代表预测值解释了变量方差的比例，R^2 衡量模型拟合优度，R^2 越大越好，一般 R^2 大于 0.8 说明模型对样本点的拟合效果很好。计算公式如下。

$$R^2 = 1 - \frac{S_{RS}}{S_{TS}} \tag{3}$$

式中：S_{RS} 表示残差平方和，S_{TS} 表示总平方和。

2.3 年径流变化归因分析

2.3.1 年径流序列突变点识别

本文采用 M-K 检验、Pettitt 检验和滑动 t 检验三者组合检验的方法对年径流突变点进行划定。M-K 检验是一种气候诊断与预测技术，应用 M-K 检验法可以判断气候序列中是否存在气候突变，如果存在，可确定出突变发生的时间；Pettitt 检验是一种与 M-K 方法相似的非参数检验方法，不同的是秩序列分 3 种情况计算，可检验突变发生年份；滑动 t 检验是通过考察两组样本平均值的差异是否显著来检验突变。基本思想是把一气候序列中两段子序列均值有无显著差异看作来自两个总体均值有无显著差异的问题来检验。各种统计检验方法的详细说明见参考文献[18]。

2.3.2 气候与人类活动贡献率计算

气候变化与人类活动对径流变化的贡献程度不同，需要对其进行定量分析。分析时采用基准期作为参考，对分析期的气候与人类活动贡献率展开计算[19]。具体计算方法如下所示。

$$\Delta Q = Q_i - Q_c = \Delta Q_c + \Delta Q_H \tag{4}$$

$$\Delta Q_c = Q_s - Q_c \tag{5}$$

$$\Delta Q_H = Q_i - Q_s \tag{6}$$

$$\eta_C = \frac{\Delta Q_c}{\Delta Q} \times 100\% \tag{7}$$

$$\eta_H = \frac{\Delta Q_H}{\Delta Q} \times 100\% \tag{8}$$

式中：ΔQ代表分析期和基准期之间的年平均径流量变化，ΔQ_c和ΔQ_H分别代表这两个时期由于气候变化和人类活动引起的年平均径流量的变化。所有的非气候因素都被归为人类活动。Q_s表示分析期间的模拟径流。Q_i和Q_c分别代表分析期和基准期的观测径流。η_C和η_H分别表示ΔQ_c和ΔQ_H在径流量变化中所占的百分比，即贡献率。假设在基准期内没有任何人类活动，径流只受气候变化的影响。

3 结果与分析

3.1 年径流序列趋势检验与突变识别

根据上述 3 种突变检验方法对径流序列进行组合检验，得到黑河流域年径流量时间序列突变范围。图 4a 表明，滑动 t 检验中超出置信区间的两个时间节点分别位于 1980 年前后和 2005 年前后。图 4b 显示 Pettitt 检验中红色虚线处在 2000—2010 年之间。结合 Pettitt 检验和滑动 t 检验的结果推测 2006 年附近存在径流序列突变。图 4c 结果显示，径流 M-K 统计曲线在 2006 年附近出现 UF 和 UB 交叉点，表明径流趋势发生显著变化。此外，以往研究中发现，黑河流域径流突变点在 2004 年[20]与 1979 年[21]附近。综合考虑本文突变检验结果与前人研究，本文确定的径流趋势突变年份为 1982 年和 2006 年。

依据径流趋势突变年份，将莺落峡年径流序列划分为 1954—1982 年（基准期）、1982—2006 年（分析期 1）、2006—2020 年（分析期 2）3 个时间段。从图 4d 及表 1 中可以看出，黑河流域上游径流量自 1954—2020 年整体呈现增加趋势，但 1954—1982 年和 1982—2006 年径流量呈现减少趋势。推测可能

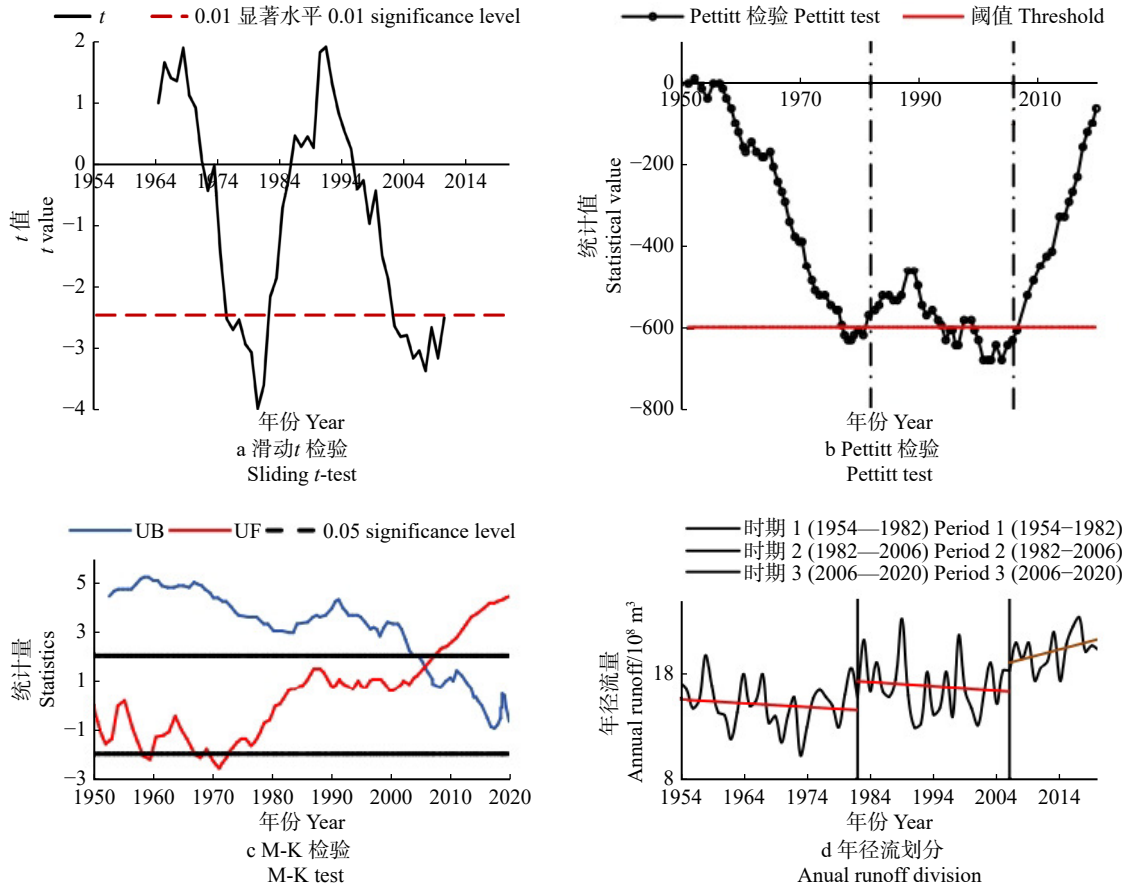


图 4　莺落峡水文站年径流突变检验与径流趋势划分

Fig. 4　Annual runoff mutation test and trend division of the Yingluoxia Hydrological Station

表 1　黑河上游年径流趋势划分与趋势方程

Tab. 1　Annual runoff trend division and trend equation in the upper reaches of the Heihe River

年份区间 Year range	线性趋势方程 Linear trend equation
1954—1982	$y = -0.035\,4x + 84.668$
1982—2006	$y = -0.039\,9x + 96.283$
2006—2020	$y = 0.156\,9x + 295.68$
1954—2020	$y = 0.083\,6x - 149.29$

注：x代表年份，y代表年径流量。Notes: x represents the year and y represents the annual runoff.

是由于气候与人类活动对径流的影响发生改变，具体原因需要通过径流模拟与归因分析进一步研究。

3.2　年径流模拟与优选结果分析

本文将在基准期内筛选最优模拟模型。研究以 1954—1970 年为率定期，1971—1982 年为验证期，分别使用 3 种模型对实测径流和气候变化因子（降水量和蒸散发）进行模拟，计算各模型在验证期模拟径流数据的 R_E、N_{SE} 和 R^2，通过比较误差指标，选定最优径流模拟模型。

图 5 展示了 3 种模型对年径流模拟效果以及验

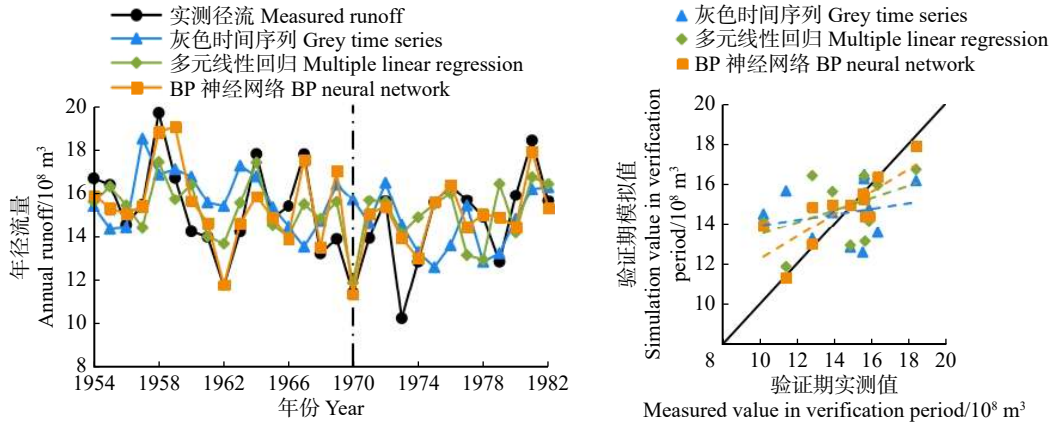


图 5　3 种模型模拟效果

Fig. 5　Simulation effect of three models

证期内实测值与模拟值的差异。结果表明灰色时间序列模型的模拟曲线与实测径流值之间最大误差为 6.41×10^8 m^3，最小误差为 0.08×10^8 m^3，多元线性回归模型的模拟曲线与实测径流值之间最大误差为 4.82×10^8 m^3，最小误差为 0.01×10^8 m^3，BP 神经网络模型的模拟曲线与实测径流值之间最大误差为 6.30×10^8 m^3，最小误差为 0.002×10^8 m^3。根据数据计算可得 BP 神经网络模型模拟结果的平均误差为 1.22×10^8 m^3，多元线性回归模型模拟结果的平均误差为 3.16×10^8 m^3，灰色时间序列模型模拟结果的平均误差为 3.23×10^8 m^3。综合评定得知，BP 神经网络模型模拟的径流趋势最贴近于实测径流变化趋势。

3 种模型在验证期的实测值与模拟值拟合效果指标见表 2。根据结果对比得知，在基准期年径流序列模拟中，BP 神经网络模型在验证期的 R_E（0.79%）、N_{SE}（0.84）与 R^2（0.84）3 个参数上相较其余两个模型优势明显。3 种模型模拟预测的效果从高到低依次为 BP 神经网络、灰色时间序列、多元线性回归。根据模型输入选择与模型特点分析可得，灰色时间序列需要输入径流及影响因素的时间序列，适合近似于指数增长的预测模拟，对于径流量随年份呈现峰谷变化趋势拟合效果较差。多元线性回归对于因子采用何种表达式只是一种推测，使得回归分析的精度受到一定限制。BP 神经网络通过大量样本的学习，可以在径流模拟中获得较好模拟效果。综合考虑，选择 BP 神经网络作为此次黑河流域年径流模拟模型。

3.3 年径流变化归因分析

选取 1982 年和 2006 年两个突变点，将黑河流域年径流时间序列划分为 1954—1982 年、1982—2006 年和 2006—2020 年 3 段，设定 1954—1982 年为基准期，1982—2006 年和 2006—2020 年为分析期，使用 BP 神经网络模型设置气候变化因子作为参照因素，模拟预测分析期径流变化，并与实测径流进行对比，两者差值即为分析期内受人类活动影响的径流变化量。

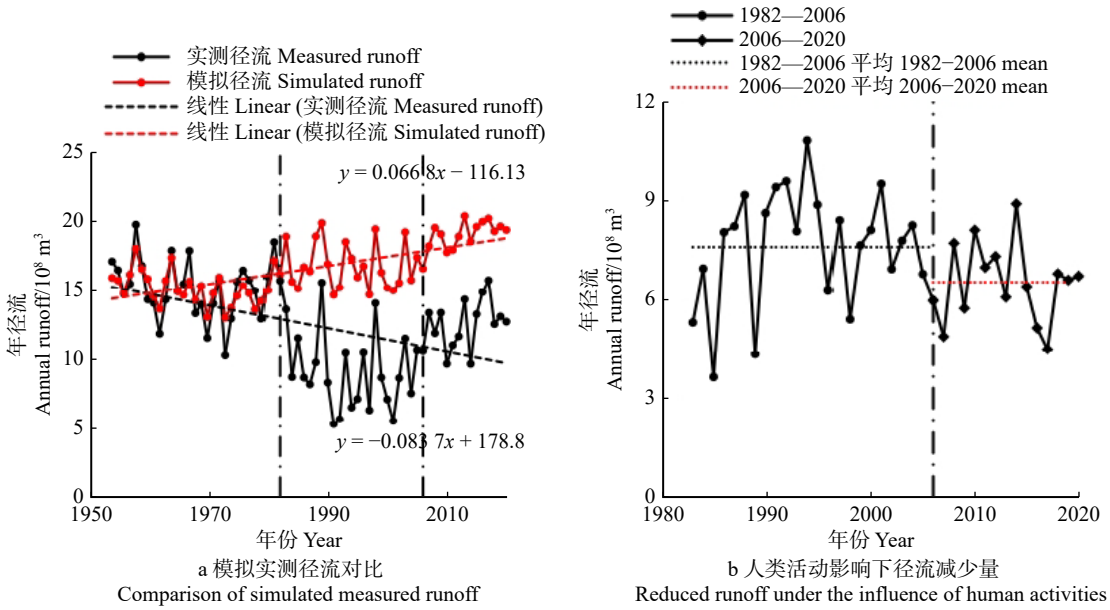
BP 神经网络径流模拟结果如图 6a 所示。1954—1982 年实测径流与模拟径流的最小误差为 0.01×10^8 m^3，最大误差为 2.70×10^8 m^3。1982 年之后模拟

表 2 3 种模型在径流模拟中的性能比较

Tab. 2 Performance comparison of three models in runoff simulation

不同时期 Different periods	灰色时间序列 Grey time series			多元线性回归 Multiple linear regression			BP神经网络 BP neural network		
	R_E/%	N_{SE}	R^2	R_E/%	N_{SE}	R^2	R_E/%	N_{SE}	R^2
率定期 Calibration period	7.93	0.46	0.66	8.27	0.59	0.71	3.81	0.62	0.89
验证期 Validation period	5.68	0.54	0.70	6.33	0.63	0.66	0.79	0.84	0.84

注：R_E代表百分比偏差，又称相对误差；N_{SE}是纳什效率系数；R^2是拟合优度，反映模拟值与实测值的线性相关程度。Notes: R_E represents percentage deviation, also known as relative error; N_{SE} is the Nash efficiency coefficient; R^2 is the goodness of fit, reflecting the degree of linear correlation between the simulated and the measured values.



a 模拟实测径流对比 Comparison of simulated measured runoff

b 人类活动影响下径流减少量 Reduced runoff under the influence of human activities

图 6 分析期模拟与实测径流趋势及人类活动影响变化

Fig. 6 Simulated and measured runoff trends during the analysis period and the effect of human activities

径流与实测径流的最小误差为 0.45×10^8 m^3，最大误差为 10.82×10^8 m^3，说明因人类活动影响，径流出现较大偏差变化。这可能是因为 1982 年之前黑河流域社会经济发展较缓，农业开发强度低，上游草地占 56.00%，林地占 27.00%，耕地和建设用地仅占 0.30%，人类活动影响微弱；1982 年后社会经济开始进入快速发展阶段，流域人口激增，耕地面积约扩大 17%，人类活动强度增加，导致上游实际径流量与预测的径流量间出现较大差异。

2006 年黑河上游地区年径流趋势发生了第 2 次突变。图 6b 是年径流模拟值与实测径流值的差，是由图 6a 图中 1982—2020 年曲线值相减所得，代表人类活动影响下径流减少量，纵坐标数值越大表明人类活动对于年径流量的负面作用越大。1982—2006 年人类活动影响下的平均径流减少量为 7.56×10^8 m^3，2006—2020 年人类活动影响下的平均径流减少量为 6.50×10^8 m^3，表明 2006 年后人类活动对年径流量的负面作用明显降低。

通过计算，得到 1982—2006 年和 2006—2020 年两段分析期气候变化与人类活动对径流变化的贡献率如表 3 所示。表 3 结果表明：第 1 段时期内气候变化贡献率为 111.54%，人类活动贡献率为 −11.54%，说明这一阶段人类活动使径流减少，结合相关资料发现，该时间段内中游人口激增，农业用地大范围扩张，灌溉用水量大幅上升引发地下水位下降，可能导致上游径流量出现明显减少。第 2 段时期内人类活动贡献率为−3.24%，表明人类活动对径流产生的抑制作用降低。这是由于 2006 年后黑河上游祁连山地区生态恢复受到重视，同时黑河流域综合治理开展成效显现，中游地区的用水量得到有效控制，因此上游因人类活动而减少的径流量相较于第一阶段明显降低，图 6b 的结果也说明因人类活动导致的径流减少在 2006—2020 年比 1982—2006 年减少了 1.06×10^8 m^3。

为进一步探究气候变化对黑河上游年径流变化的影响，分析了 3 个时期的年平均降雨量（P）、年平均蒸散发（ET）和年平均径流深度（R）（表 4）。结果表明：2006—2020 年期间年平均降水量相较于 1954—1982 年增加了 27.37 mm，年平均蒸散发量增加了 300.62 mm，年平均径流深度增加了 65.58 mm。黑河流域地处西北，属于半干旱区，1982—2006 年出现降水增加而径流量减少可能因为该时期人类活动强度增加，人口激增，耕地面积扩大，农业灌溉用水量随之增加。而黑河流域农业用水主要依赖黑河供给，受灌溉农业扩大的影响，黑河流域蒸散发量大幅上升，同时农业用地的增加使得该区域降水下渗减少[22]，地表汇集径流量也随之减少。2006 年后，全球极端天气频发，西北地区呈现暖湿化变化趋势，黑河流域径流主要来源于祁连山脉的降雨汇流与冰川融水，升温和降雨增加导致 2006—2020 年径流量有上升趋势。

图 7 展示了 1982—2006 年与 2006—2020 年时期黑河流域上游径流系数和年蒸散发量之间的关系。径流系数是一定汇水面积内总径流量（mm）与

表 3　1982—2006 和 2006—2020 年气候变化与人类活动贡献率

Tab. 3　Contribution rates of climate change and human activities during 1982−2006 and 2006−2020

时期 Period	Q_s	Q_i	Q_c	ΔQ_c	ΔQ_h	ΔQ	气候变化贡献率 Contribution rate of climate change/%	人类活动贡献率 Contribution rate of human activity/%
1982—2006	16.90	16.71	15.09	1.81	−0.19	1.62	111.54	−11.54
2006—2020	20.24	20.08	15.09	5.15	−0.16	4.99	103.24	−3.24

注：ΔQ为分析期和基准期之间的年平均径流量变化，ΔQ_c和ΔQ_h分别代表这两个时期由于气候变化和人类活动引起的年平均径流量的变化；Q_s表示分析期间的模拟径流；Q_i和Q_c分别代表分析期和基准期的观测径流。Notes: ΔQ represents the annual average runoff changes between the analysis period and the reference period, while ΔQ_c and ΔQ_h represent the changes in annual average runoff caused by climate change and human activities during these two periods, respectively. Q_s represents the simulated runoff during the analysis period. Q_i and Q_c represent the observed runoff during the analysis period and the reference period, respectively.

表 4　1954—2020 年黑河流域上游的降水、蒸散发和径流深度变化

Tab. 4　Precipitation, evapotranspiration, and runoff trends in the upper reaches of the Heihe River Basin during 1954−2020

不同时期 Different periods	P/mm	ΔP/(mm·a^{-1}) ΔP/(mm·year^{-1})	ET/mm	ΔET/(mm·a^{-1}) ΔET/(mm·year^{-1})	R/mm	ΔR/(mm·a^{-1}) ΔR/(mm·year^{-1})
1954—1982	103.34	0.55	1 098.80	1.10	198.39	−18.30
1982—2006	115.32	−1.07	1 093.09	1.96	219.70	33.01
2006—2020	130.71	0.45	1 399.42	4.55	263.97	60.45

注：P代表年平均降水量，ΔP代表降水量的年际变化量，ET代表蒸散发，ΔET代表蒸散发年际变化量，R代表年平均径流深度，ΔR代表年际平均径流深度变化量。Notes: P represents annual average precipitation, ΔP represents interannual variation of precipitation, ET represents evapotranspiration, ΔET represents interannual variation of evapotranspiration, R represents annual runoff depth, and ΔR represents interannual average runoff depth variation.

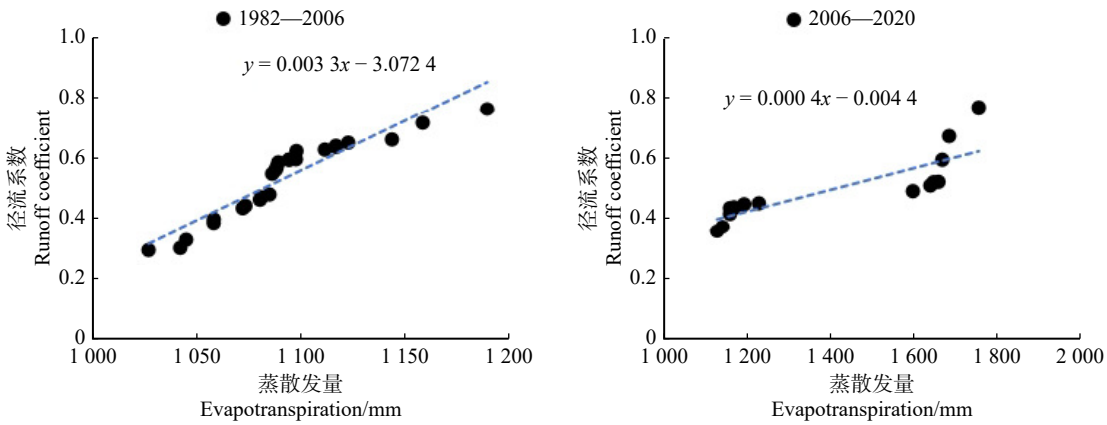


图 7 分析期径流系数和年蒸散发量之间的关系

Fig. 7 Relationship between runoff coefficient and annual evapotranspiration during the analysis period

降水量(mm)的比值。综合反映流域内自然地理要素对径流的影响。计算公式为 $\alpha = R/P$[23]。相较于基准期(1954—1982 年),1982—2006 年与 2006—2020 年径流系数均随着蒸散发量的上升而增大,径流深呈现增加趋势。实地调查发现,1982 年以来,黑河流域经济和人口快速发展,对自然资源需求增大,城市扩张建设、农牧业生产活动加剧。流域上游县以畜牧业为主[24],在 1988—2000 年间上游地区水域和林地在减少[25],导致上游地区水土流失现象加重,使上游区域发生如图 7a 所示的蒸散发量较小而产流能力较大的现象。2000 年 1 月,黑河流域管理局在兰州挂牌成立,开始进行黑河流域水资源统一管理和干流水量调度。2001 年 2 月国务院总理办公会议要求用 3 年时间实现国务院批准的分水方案,尽快遏止生态系统恶化趋势。同年 8 月国务院批复《黑河流域近期治理规划》,提出治理黑河流域的相关实质性建议和计划。2003 年开始国务院确定的黑河分水目标如期完成。2021 年构建黑河黄藏寺水利枢纽水生生态综合保护体系。2022 年谋划了甘肃省酒泉市祁连山北麓水源涵养与生态保护修复项目、黑河中游防沙治沙林草综合项目等生态保护修复重点项目。在以上多种水资源管理政策和上游生态保护项目的开展下,黑河上游径流趋势于 2006 年左右发生扭转,人类活动对年径流量变化的负面影响开始降低,上游区域蒸散发量增加,水源涵养能力也得到了显著提升。

3.4 讨 论

本文以年径流序列突变点为界限划分基准期和分析期,进而基于径流模拟模型优选分析气候变化与人类活动对于黑河上游年径流的变化影响。本研究在分析黑河上游径流变化时,综合使用 M-K 检验、Pettitt 检验和滑动 t 检验组合检验方法与前人的相关研究成果确定径流变化的突变情况,增强趋势划分的准确性。在探究径流变化影响因素时,将中游的气候影响纳入,并通过结合对应时期的政策措施分析,尝试理清径流变化趋势和影响因素之间的关系。

本文还存在以下几点不足,首先,虽然 BP 神经网络模型对径流的拟合效果较好,但是必须提前设置环境,且由于输入要素和输出要素的预先设定,可能会导致该模型对于极端条件下的径流缺少预测的能力。其次,参考 Whitney 等[26]对科罗拉多流域径流减少的原因研究,对于温度降水等气象因素外的其他因素,研究将其考虑为人类活动因素。Zhang 等[27]在全球气候变化背景下,考虑预测未来降水和气温条件的变化对黑河流域农业水资源调配进行规划,将除气象因素外的其他影响因素,归结为人类活动因素。Wei 等[28]为研究人类活动和气候变化对中国亚热带四大流域水沙演变的影响,将所有因素分为气候变化和人类活动两类,减少其余因素分类的冗杂性。本文在对黑河流域上游径流变化展开分析研究的过程中,参考以上研究的方法,将气候变化外的所有因素都归结为人类活动,这可能会使得计算出的人类活动贡献率比实际贡献率略大,在结果划归的过程中可能会导致一些非人类活动及自然事件的归类冗杂性,使结果存在一定程度偏差。如何在径流时间序列变化分析中克服这些问题,需要进一步深入研究。

4 结 论

本文收集黑河上游 1954—2020 年间的水文气象资料,采用 M-K 检验、Pettitt 检验和滑动 t 检验组合验证划分径流变化时期,优选模拟效果最佳的模拟模型,进行径流变化归因分析。本文主要研究结论如下:

(1)对于黑河上游年径流模拟,BP 神经网络模型相较灰色时间序列与多元线性回归模型更为适用。通过该模型模拟径流序列验证期的 R_E、N_{SE}、R^2 分别

为 0.79%、0.84、0.84，综合模拟预测的合格率达 94.23%，在 3 种模型中拟合效果最好。

（2）黑河流域上游年径流量在 1982 年和 2006 年附近发生突变。相较于基准期，1982—2006 年降雨量增加了 11.60%，蒸散发量降低了 0.52%，2006—2020 年降雨量增加了 26.50%，蒸散发量增加了 28.00%。1982—2006 年期间人类活动对径流变化的贡献率为−11.54%，2006—2020 年期间人类活动对径流变化的贡献率为−3.24%。1982—2006 年径流变化的原因是耕地面积的增加使得农业用水增加，从而径流量减少；2006—2020 年径流变化的原因是上游地区生态恢复、流域综合治理等政策的实行。

（3）针对黑河上游径流变化情况，黑河上游地区应当从生态保护与恢复、水资源高效利用等方面入手，提高水源涵养和调蓄能力。此外，由于中游地区是我国重要的粮食生产基地，为保证中游地区粮食安全，应当建立完善的气象、水文监测和预警系统，及时掌握气候变化和黑河上游水文状况，为管理者制定合理有效的水资源管理方案提供决策支持。

参　考　文　献

[1] 李秋菊, 李占玲, 王杰. 黑河流域上游径流变化及其归因分析 [J]. 南水北调与水利科技, 2019, 17(3): 31−39.
Li Q J, Li Z L, Wang J. Analysis of runoff changes and their attribution in the upper reaches of the Heihe River Basin[J]. South to North Water Diversion and Water Conservancy Technology, 2019, 17(3): 31−39.

[2] 胡广录, 陶虎, 焦娇, 等. 黑河中游正义峡径流变化趋势及归因分析 [J]. 干旱区研究, 2023, 40(9): 1414−1424.
Hu G L, Tao H, Jiao J, et al. Analysis of the trend and attribution of runoff changes in the Zhengyi Gorge of the Middle Reaches of the Heihe River[J]. Arid Area Research, 2023, 40(9): 1414−1424.

[3] 李芳, 邹松兵, 陆志翔, 等. 气候变暖背景下黄河源区白河和黑河流域径流变化归因分析 [J]. 兰州大学学报 (自然科学版), 2020, 56(1): 56−64.
Li F, Zou S B, Lu Z X, et al. Attributive analysis of runoff changes in the Baihe and Heihe River basins of the Yellow River source area under the background of climate warming[J]. Journal of Lanzhou University (Natural Science Edition), 2020, 56(1): 56−64.

[4] 赵利祥, 郭忠录, 聂小飞, 等. 极端降雨事件对南方红壤区径流和输沙的影响—基于赣江支流濂江上游流域的长序列分析 (1984—2020 年)[J/OL]. 湖泊科学: 1−12[2023−08−23]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.
Zhao L X, Guo Z L, Nie X F, et al. The impact of extreme rainfall events on runoff and sediment transport in the southern red soil region: a long-term series analysis based on the upper reaches of the Lianjiang River Basin, a tributary of the Ganjiang River (1984−2020) [J/OL]. Lake Science: 1−12 [2023−08−23]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.

[5] 王玉洁, 秦大河. 气候变化及人类活动对西北干旱区水资源影响研究综述 [J]. 气候变化研究进展, 2017, 13(5): 483−493.
Wang Y J, Qin D H. A review of the impact of climate change and human activities on water resources in arid areas of northwest China[J]. Progress in Climate Change Research, 2017, 13(5): 483−493.

[6] Wang Y F, Ye A Z, Zhang Y H, et al. The quantitative attribution of climate change to runoff increase over the Qinghai-Tibetan Plateau[J/OL]. Science of the Total Environment, 2023, 897 [2023−08−19]. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.165326.

[7] Yan W, Wang Y F, Ma X F, et al. Snow cover and climate change and their coupling effects on runoff in the Keriya River Basin during 2001–2020[J]. Remote Sensing, 2023, 15(13): 2072−4292.

[8] Zhai R, Tao F L. Contributions of climate change and human activities to runoff change in seven typical catchments across China[J]. Science of the Total Environment, 2017, 605: 219−229.

[9] Cong Z T, Shahid M, Zhang D W. Attribution of runoff change in the alpine basin: a case study of the Heihe Upstream Basin, China[J]. Hydrological Sciences Journal, 2017, 62(6): 1013−1028.

[10] 陈志高, 吴子豪, 班亚, 等. 基于调和分析及 VMD-BP 神经网络的感潮河段流量预报 [J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2023, 48(8): 1389−1397.
Chen Z G, Wu Z H, Ban Y, et al. Flow prediction of tidal river sections based on harmonic analysis and VMD-BP neural network[J]. Journal of Wuhan University (Information Science Edition), 2023, 48(8): 1389−1397.

[11] Qiu L H, Peng D Z, Xu Z X, et al. Identification of the impacts of climate changes and human activities on runoff in the upper and middle reaches of the Heihe River Basin, China[J]. Journal of Water and Climate Change, 2016, 7(1): 251−262.

[12] Gui Z Y, Li M, Guo P, Simulation-based inexact fuzzy semi-infinite programming method for agricultural cultivated area planning in the Shiyang River Basin[J/OL]. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 2017, 143(2)[2017−03−22]. https://doi.org/10.1061/(ASCE)IR.1943-4774.0001118.

[13] Yang H B, Yang D W, Lei Z D, et al. New analytical derivation of the mean annual water-energy balance equation[J/OL]. Water Resources Research, 2008, 44(3)[2008−03−12]. https://doi.org/10.1029/2007WR006135.

[14] Roderick M L, Farquhar G D. A simple framework for relating variations in runoff to variations in climatic conditions and catchment properties[J/OL]. Water Resources Research, 2011, 47(12)[2011−06−21]. https://doi.org/10.1029/2010WR009826.

[15] Yang H B, Yang D W, Hu Q F. An error analysis of the Budyko hypothesis for assessing the contribution of climate change to runoff[J]. Water Resources Research, 2014, 50(12): 9620−9629.

[16] Zhen H, Yan-Fang S, Deliang C, et al. Clarification of dominating drivers for runoff changes in the upper reach of Mekong River Basin[J/OL]. Journal of Hydrology: Regional Studies, 2023, 48 [2023−09−04]. https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2023.101456 .

[17] Bai X L, Zhao W Z. Impacts of climate change and anthropogenic stressors on runoff variations in major river basins in China since

1950[J/OL]. Science of the Total Environment, 2023, 898 [2023−08−23]. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.165349.

[18] Fischer M, Pavlfk P, Vizina A, et al. Attributing the drivers of runoff decline in the Thaya river basin[J/OL]. Journal of Hydrology, 2023, 48[2023−06−27]. https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2023.101436.

[19] Wei X K, Wang G J, Schmalz B, et al. Evaluation of transformer model and self-attention mechanism in the Yangtze River Basin runoff prediction[J/OL]. Journal of Hydrology, 2023, 47 [2023−08−20]. https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2023.101438.

[20] Yang T, Yang X, Jia C. Detecting the main driving force of runoff change in the Beiluo River Basin, China[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30(38): 89823−89837.

[21] Yu Y P, Yu P T, Wang Y H, et al. Natural revegetation has dominated annual runoff reduction since the Grain for Green Program began in the Jing River Basin Northwest China[J/OL]. Journal of Hydrology, 2023, 625(36)[2023−08−31]. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129978.

[22] He S, Chen K, Liu Z, et al. Exploring the impacts of climate change and human activities on future runoff variations at the seasonal scale[J]. Journal of Hydrology, 2023, 619: 129382.

[23] Yan Z H, Lei H M, Gao H D, et al. Simulating the hydrological impacts of intensive soil and water conservation measures in the Yellow River Basin using a distributed physically-based model[J/OL]. Journal of Hydrology, 2023, 625[2023−08−07]. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129936.

[24] Jin H Y, Patrick W, Chen X D, et al. Nonstationary flood and its influencing factors analysis in the Hanjiang River Basin, China[J/OL]. Journal of Hydrology, 2023, 625 [2023−09−02]. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129994.

[25] Ma H, Zhong L, Fu Y F, et al. A study on hydrological responses of the Fuhe River Basin to combined effects of land use and climate change[J/OL]. Journal of Hydrology: Regional Studies, 2023, 48[2023−09−06]. https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2023.101476.

[26] Whitney M K, Vivoni E R, Bohn T J, et al. Spatial attribution of declining Colorado River runoff under future warming[J/OL]. Journal of Hydrology, 2023, 617 [2023−02−27]. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129125.

[27] Zhang Z P, Wang Q Z, Guan Q Y, et al. Research on the optimal allocation of agricultural water and soil resources in the Heihe River Basin based on SWAT and intelligent optimization[J/OL]. Agricultural Water Management, 2023, 279 [2023−02−19]. https://doi.org/10.1016/j.agwat.2023.108177.

[28] Wei D M, Liu S G, Wu Y P, et al. Impacts of human activities and climate change on water and sediment evolution in four large subtropical river basins in China[J/OL]. Ecological Indicators, 2023, 155[2023−09−22]. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.110958.

（责任编辑 范 娟
责任编委 余新晓）