

康永德, 陈佩, 许尔文, 等. 基于 BO-LSTM 的排露沟流域气象水文演变分析及径流预测模型建立[J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(4): 1-11. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.04.001

KANG Yongde, CHEN Pei, XU Erwen, et al. Analysis of meteorological and hydrological evolution and establishment of runoff prediction model in Pailugou Watershed based on BO-LSTM [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2025, 56(4): 1-11. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.04.001

基于 BO-LSTM 的排露沟流域气象水文演变分析及径流预测模型建立

康永德^{1,2}, 陈佩¹, 许尔文^{2,3}, 任小凤^{2,3}, 敬文茂^{2,3}, 张娟^{2,3}

(1. 兰州理工大学水利水电工程系, 甘肃兰州 730050; 2. 甘肃省祁连山水源涵养林研究院, 甘肃张掖 734000; 3. 甘肃祁连山森林生态系统国家定位观测研究站, 甘肃张掖 734000)

摘要:【目的】为揭示祁连山排露沟流域水文情势演变特征, 并且为流域未来的水资源管理和优化配置提供依据和参考【方法】根据祁连山野外观测站 2000—2019 年实测径流和水文资料, 采用线性趋势法、Pettitt 检验、小波分析等方法, 开展了降水与气温对径流量变化的影响, 并建立了 BO-LSTM 排露沟流域径流预测模型。【结果】结果显示: (1)2000—2019 年排露沟流域降水、气温和径流呈现两段式的上升趋势, 分界点在 2010 年, 降水和径流, 第一阶段上升趋势均高于第二阶段, 斜率依次为 10.74、3.16; 气温则相反, 第二阶段高于第一阶段, 斜率为 0.11。并且降水、气温和径流的 MK 突变检验 z 值均大于 0。(2)降水量在 5—10 月对径流量变化的贡献率较大; 而气温在 12 月—次年 4 月对径流变化的贡献率大。(3)排露沟流域气温主要有 3 a、14 a 两个主周期, 其中第一主周期为 14 a; 径流存在 19 a、9 a 和 3 a 三个主周期, 其中第一主周期为 19 a; 降水主要存在 4 a、11 a 两个主周期, 第一主周期为 11 a。(4)BO-LSTM 排露沟径流预测模型, 精度 R^2 为 0.63, 均方根误差为 $14\ 047\ \text{m}^3$, 模型在径流量较小月份的预测精度大于径流量较大的月份。【结论】近 20 年来排露沟流域的降水、气温及径流均呈上升趋势; 排露沟流域径流、降水及气温均存在明显的周期性; 气温和降水是影响排露沟流域径流的重要因素; 径流预测模型可以适用于排露沟流域。上述研究结果为祁连山水资源效应研究和内陆河流域水资源预测提供科学支撑。

关键词: 水文; 水资源; 径流演变; 排露沟流域; 径流预测; 神经网络; LSTM (Long Short-Term Memory) 模型; 贝叶斯优化算法

DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.04.001

开放科学(资源服务)标志码(OSID):

中图分类号: TV11

文献标志码: A

文章编号: 1000-0860(2025)04-0001-11



与作者互动
听语音、聊科研

收稿日期: 2024-06-14; 修回日期: 2024-08-07; 录用日期: 2024-08-08; 网络出版日期: 2024-10-24

基金项目: 甘肃省自然科学基金青年基金项目(22JR5RA282); 甘肃省高端外国专家引进专项(24RCKG001); 兰州理工大学红柳优秀青年人才计支持计划; 国家自然科学基金项目(52369007); 中国科学院地球环境研究所黄土与第四纪地质国家重点实验室开放基金(SKLLQG2237); 甘肃省祁连山水源涵养林研究院博士后科研工作站专项

作者简介: 康永德(1989—), 男, 副教授, 硕士研究生导师, 博士, 主要从事水文模型研究。E-mail: kyd01115@yeah.net

©Editorial Department of Water Resources and Hydropower Engineering. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

Analysis of meteorological and hydrological evolution and establishment of runoff prediction model in Pailugou Watershed based on BO-LSTM

KANG Yongde^{1,2}, CHEN Pei¹, XU Erwen^{2,3}, REN Xiaofeng^{2,3}, JING Wenmao^{2,3}, ZHANG Juan^{2,3}

(1. Department of Water Resources and Hydropower Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, Gansu, China; 2. Qilian Mountain Water Conservation Forest Research Institute, Zhangye 734000, Gansu, China; 3. Qilian Mountain National Positioning Observation Research Station of Forest Ecosystem, Zhangye 734000, Gansu, China)

Abstract: [Objective] To reveal the characteristics of hydrological situation evolution in Pailugou watershed of Qilian Mountains, and to provide a basis and reference for future water resource management and optimal allocation in the watershed. [Methods] Based on the measured runoff and hydrological data of Qilian Mountain Field Observatory from 2000 to 2019, the effects of precipitation and temperature on runoff were investigated by using the linear trend method, Pettitt's test, and wavelet analysis, et al., and a BO-LSTM runoff prediction model for the Pailudou Basin was established. [Results] 1) From 2000 to 2019, precipitation, air temperature and runoff in Pailugou Watershed showed a two-stage upward trend, and the cutoff point was in 2010, precipitation and runoff, the first stage of the upward trend are higher than the second stage, the slope is 10.74, 3.16 in turn; air temperature is the opposite, the second stage is higher than the first stage, the slope is 0.11. And precipitation, air temperature and runoff of the MK mutation test z -value are greater than 0. (2) Precipitation in the May-October months on the runoff changes of the contribution rate is larger; and air temperature in the December-April months on the runoff changes of the contribution rate is large. (3) The air temperature in Pailugou Basin mainly has two main cycles, 3 a and 14 a, of which the first main cycle is 14 a; runoff exists in three main cycles, 19 a, 9 a and 3 a, of which the first main cycle is 19 a; precipitation mainly exists in two main cycles, 4 a and 11 a, of which the first main cycle is 11 a. (4) The BO-LSTM runoff prediction model for Pailugou, with an accuracy of R^2 of 0.63 and a root-mean-square error of 14 047 m^3 , and the prediction accuracy of the model is greater in months with smaller runoff than in months with larger runoff. [Conclusion] Precipitation, air temperature and runoff in Pailugou Basin have been on an upward trend in the past 20 years. Runoff, precipitation and air temperature in Pailugou Basin have obvious cyclicity. Air temperature and precipitation are important factors affecting the runoff in Pailugou Basin. The runoff prediction model can be applied to Pailugou Basin. The above results provide scientific support for the study of water resource effects in the Qilian Mountains and the prediction of water resources in inland river basins.

Keywords: hydrology; water resources; runoff evolution; runoff prediction; Pailugou Watershed; neural network; LSTM model; Bayesian optimization algorithm

0 引言

气候变化和人类活动是影响径流与水文循环的两大主要因素^[1-4]。探究变化环境下径流演变规律和径流预测是水文学研究的热点^[5-7]。自20世纪以来,以全球气候变化和土地利用类型为主的研究表明,不同尺度的水文循环发生了不同程度的变异^[8],全球24%的河流径流量发生了显著变化^[9]。祁连山是河西走廊的“生命线”,也是西北地区乃至全国的生态全屏障和国家生态战略的重要组成部分^[10],研究祁连山排露沟小流域的径流演变规律对祁连山整个地区的水资源管理及优化配置具有重要的参考意义。水文要素的趋势性和周期性变化可以反映径流演变规律。常用的水文要素趋势性和周期性研究方法有滑动平均法、Mann-Kendall 秩次检验法、Spearman 秩次检验法、小波分析以及累积距平法等。但上述几种方法均不能确定水文要素的具体突变时间点,突变点可以反

映水文要素变化的机理和原因,以及关于水文要素变化的重要信息。要全面分析水文要素的变化及成因,需对整个研究序列进行突变检验,常见的检验方法有滑动 t 检验、Pettitt 突变检验和有序聚类法等。相较于有序聚类法和滑动 t 检验,Pettitt 检验不需要对数据分布作出假设,计算方法简单且具有较高的准确性和可靠性,目前已被广泛应用于水文时间序列突变点的检验当中。

在变化环境的条件下,径流预测可以对水资源进行合理地调度和利用,提高水资源的利用效率,但由于水文循环过程受到降水、蒸发、地形和人类行为等多重因素的影响^[11],使得流域的水资源环境发生了相应变化,对径流的预测变得愈发困难,难以用确定的模型去准确地预测径流。基于物理机制的水文预测模型需要分析径流的成因,模型结构极其复杂,并且参数繁多,预测的结果往往与设置参数的大小密切相

关,不确定性极高^[12]。基于随机过程的时间序列模型,要求时间序列的数据稳定,容易受到正态性、线性和变量独立性假设的影响,并且对于非线性和非平稳的时间序列,很难捕捉其水文特征,模拟的效果往往不能满足预测精度的需求^[13]。相比之下,机器学习模型的优势现在越来越明显。机器学习模型不需要对流域水文物理过程建模,可以直接深入挖掘到时间序列数据的复杂关系,解决了基于物理机制的水文模型在径流预测某些方面的缺点,改进了随机过程模型对高度非平稳数据拟合能力有限的问题,已被广泛应用于水文预报的研究当中,并且可以提供与传统水文模型一样精确的水文过程模拟^[14]。长短期记忆网络属于机器学习的一种,作为非线性模型,LSTM可作为复杂的非线性单元用于构造更大型的深度神经网络。通过门控机制控制信息的传递路径,并对信息进行有选择性的保留或者剔除提高径流预测的效果。虽然LSTM模型有很好的学习能力,但是模型参数众多,训练时间长等,所以有时单一的LSTM模型对径流预测的效果较差。对此,许多学者采用了许多基于LSTM的多种组合模型对其进行优化,主要的核心思想就是采用“分解-预测”、“重构-预测”或者“分解-重构-预测”的方法。分解径流时间序列数据目前主要采用的方法有经验模态分解(EMD)、奇异谱分解(SSD)、变分模态分解(VMD)等,优化算法主要有随机搜索算法(例如遗传算法等)、网格搜索算法、贝叶斯优化算法等。相较于传统的网格搜索或随机搜索算法,贝叶斯优化算法能够在有限的迭代次数内找到全局最优解,并且能够处理目标函数存在噪声或者不确定性的情况,通过建立高斯模型来估计目标函数的分布,并在搜索过程中进行不确定性分析^[15]。此前,排露沟流域径流的研究大多是利用已有的水文数据分析径流的演变及成因,针对未来径流预测的研究较少。鉴于此,本文采用基于贝叶斯优化的LSTM模型对排露沟流域进行径流预测研究,可为祁连山其他小流域以及寒旱区小流域径流预测提供参考和理论依据。

1 数据与方法

1.1 研究区概况与数据来源

排露沟流域(100°17' E—100°18' E, 38°32' N—38°33' N)位于祁连山北麓西水林区,流域面积274 hm²,呈中卵形,土壤类型主要为山地栗钙土和山地灰褐土,平均厚度0.5 m。森林总面积118.3 hm²,覆盖率43.16%,郁闭度0.7左右,流域内阴坡以乔木

林为主,阳坡以草地为主,海拔3 200 m以上的亚高山以灌木林为主。

流域出口建有国家三级标准西水气象站(宽10 m×长20 m),出口处修建了控制整个流域地表径流量水堰断面,用雷达水位计配合流速仪、浮标测定径流量。海拔2 600~3 800 m,流域面积约为2.71 km²,流域总长4.25 km,纵坡比降1:4.2,地势较陡,地形破碎,为典型的喇叭状地形,属于典型的高寒山地森林气候。流域出口(海拔2 670 m)处修建有60°三角量水堰,春夏秋三季观测期内,每天在08:00、14:00、20:00三个时刻记录数据;冬季,由于封冻,该方法不再适用,通过打破冰层,采用容积法测量,得到最终径流量值。其余气温等观测要素通过祁连山森林生态定位研究站全自动气象站获取。

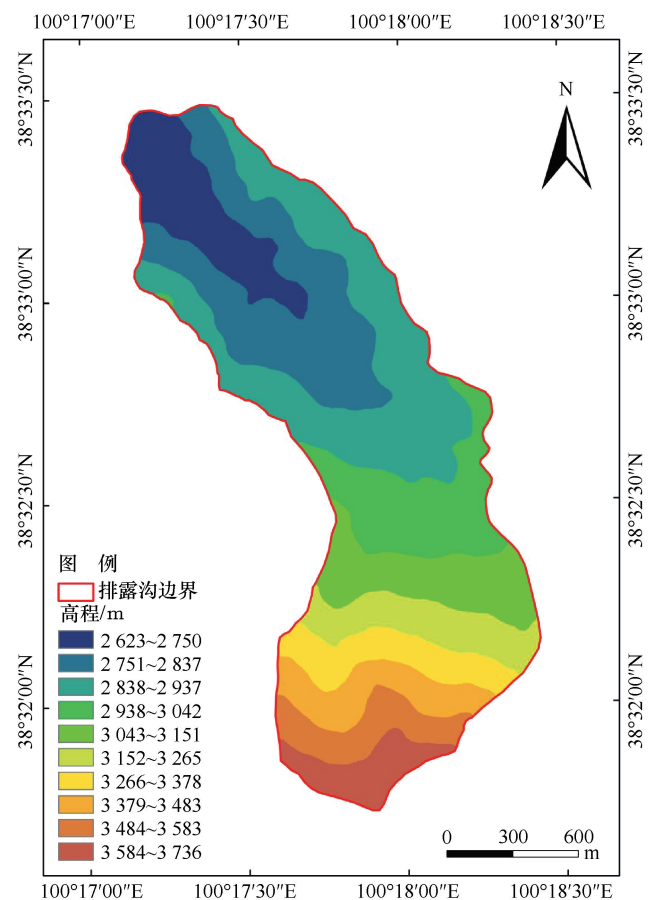


图1 排露沟流域概况

Fig. 1 Overview map of the Pailugou watershed

1.2 研究方法

1.2.1 Pettitt 突变检验

Pettitt 检验法是一种非参数的统计检验方法,基于时间序列数据的秩和统计量,通过比较秩和的变化来判断时间序列是否存在突变点。其中Mann-Whitney非参数统计量为^[16]

$$U_{t, N} = U_{t-1, N} + \sum_{i=1}^n \operatorname{sgn}(x_t - x_i), \quad t = 2, 3, \dots, n \quad (1)$$

由非参数统计量得到的值可计算为

$$K_{t, N} = \max \{ |U_{t, N}| \}, \quad (1 \leq t \leq N) \quad (2)$$

$$P = 2 \exp \{ -6K_{t, N}^2 / (N^3 + N^2) \} \quad (3)$$

式中, $\operatorname{sgn}(\cdot)$ 为符号函数; t 为突变点可能发生的时间点; x_t 和 x_i 为时间序列数据; $U_{t, N}$ 和 P 为统计量; $K_{t, N}$ 为 $U_{t, N}$ 中的最大值。

如果 Pettitt 检验的 P 值小于显著水平 (通常为 0.05), 则可以认为时间序列存在突变点。

1.2.2 径流量变化贡献率计算方法

文中拟采用贡献率来定量表示气温 (T)、降水 (P) 等气候要素对径流量 (R) 变化的影响, 具体计算公式为^[17]

$$R = f(T, P) \quad (4)$$

$$\Delta R = \frac{\partial R}{\partial T} \Delta T + \frac{\partial R}{\partial P} \Delta P \quad (5)$$

式中, $\frac{\partial R}{\partial T}$ 和 $\frac{\partial R}{\partial P}$ 分别表示气温和降水对径流量变化的贡献率, 取值采用多元回归分析的方法。

将各变量进行标准化的处理, 消除单位不统一对计算结果造成的影响。

1.2.3 小波分析

小波分析方法是一种信号处理和数据分析的方法, 用于将信号分解成不同频率的成分, 并且可以对这些不同频率的成分进行处理和分析, 适用于处理非平稳信号。小波变换的离散形式为^[18]

$$\omega_f(a, b) = |\alpha|^{-\frac{1}{2}} \Delta t \sum_{i=1}^n f(i\Delta t) \psi\left(\frac{i\Delta t - b}{a}\right) \quad (6)$$

式中, $\omega_f(a, b)$ 为小波系数; ψ 为母小波, 它是双窗函数, 一个是频谱窗, 一个时间窗; a 为频谱参数; b 为时间参数; Δt 为取样间隔; n 为样本量。

利用小波方差可以衡量信号在不同尺度下的变化程度, 小波方差的具体公式为

$$\operatorname{Var}(a) = \sum [\omega_f(a, b)]^2 \quad (7)$$

1.2.4 LSTM 模型

LSTM (Long Short-Term Memory) 模型是一种特殊的循环神经网络 (RNN), 用于处理时间序列数据或序列数据的建模。与传统的 RNN 相比, LSTM 模型能够更好地捕捉长期依赖关系, 具有更好的记忆能力。这种模型结构包含了称为“门控单元”的机制, 可以控制信息的流动, 从而有效地处理长序列数据并避免梯度消失或梯度爆炸的问题。目前已被广泛运用

于径流预测当中。LSTM 模型具体计算公式和细节, 可参考文献^[19]。

1.2.5 贝叶斯优化算法 (Bayesian optimization algorithm)

贝叶斯优化算法是一种高效、精确的优化算法, 已被广泛应用于深度学习、机器学习、神经网络等领域中的参数优化问题^[20]。贝叶斯算法的核心理念是利用历史数据的贝叶斯推断来预测下一步的最优方向。具体来说, 它将目标函数看作一个随机过程, 利用先验知识和历史数据不断更新后验概率分布, 从而确定下一步的最优参数组合。详细步骤参考文献^[21]。

2 结果与分析

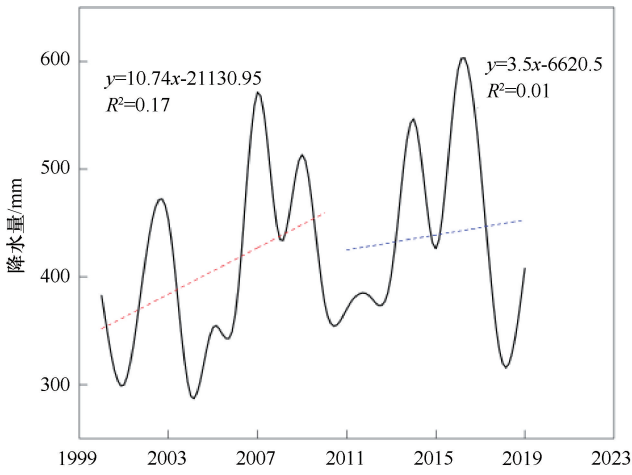
2.1 排露沟流域降水、径流及气温变化趋势

2.1.1 排露沟流域气象要素的趋势分析

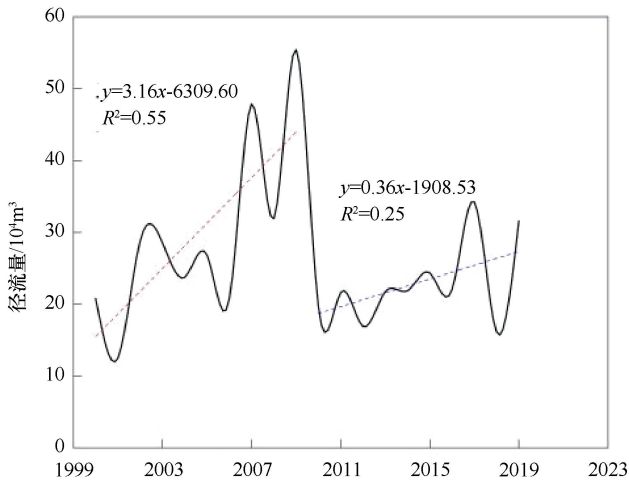
图 2 为排露沟流域径流、降雨和气温的年均线性趋势变化图。降水、径流以及气温的变化趋势整体上大致相同, 都可分为 2000—2010 年和 2010—2019 年两个阶段。降水量最低的年份在 2004 年, 降水量为 289 mm, 最高的年份在 2016 年, 降水量为 592 mm。在 2000—2010 年期间, 流域内降水量和径流量都呈上升的趋势, 斜率分别为 10.74 和 3.16。特别是在 2006 年, 排露沟流域的降水量和径流量显著上升; 在 2010—2019 年期间, 降水量相较于过去的十年上升趋势较为缓慢, 斜率仅为 3.5。径流的变化趋势在 2000—2010 年期间与降水量一致, 斜率为 3.16; 在降水上升趋势较大的 2010—2016 年期间, 径流的变化很小, 根据气温的线性趋势图^[见图 2(c)]可知, 流域内的温度在 2010—2016 年期间显著上升, 温度的升高会加快地表蒸发, 虽然降水有所增大, 径流变化却相对平缓。气温在 2000—2010 年的增长趋势较为缓慢, 斜率为 0.04; 但在 2010 年后, 气温呈现出显著的上升趋势, 斜率为 0.11。这是因为 2010 年, 祁连山变暖幅度大幅增加, 导致斜率显著上升^[22]。综上所述, 研究区水文要素之间是相互影响和作用的。

2.1.2 Pettitt 突变分析

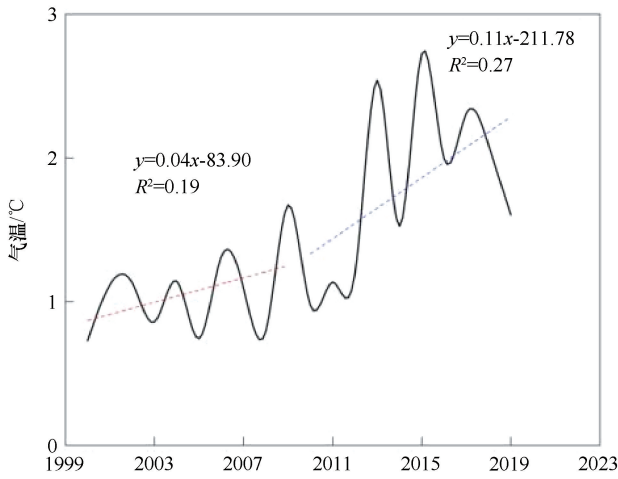
采用 Pettitt 检验对排露沟流域降水量、气温、径流序列的变化进行解析。排露沟流域的年降水^[见图 3(a)]和年径流^[见图 3(b)]的 Pettitt 检验的 P 值分别为 0.27 > 0.05 和 0.96 > 0.05, 说明排露沟年径流量及年降雨量在时间序列中没有发生显著突变。由图 3(c) 可知, 排露沟流域年平均气温的 Pettitt 突变



(a) 降水



(b) 径流

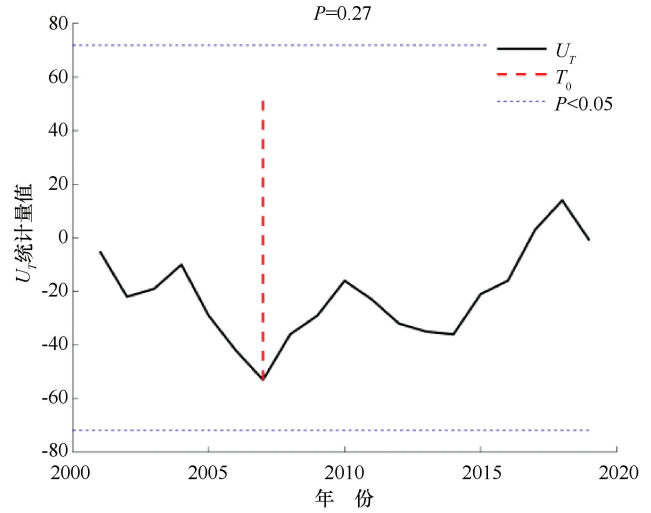


(c) 气温

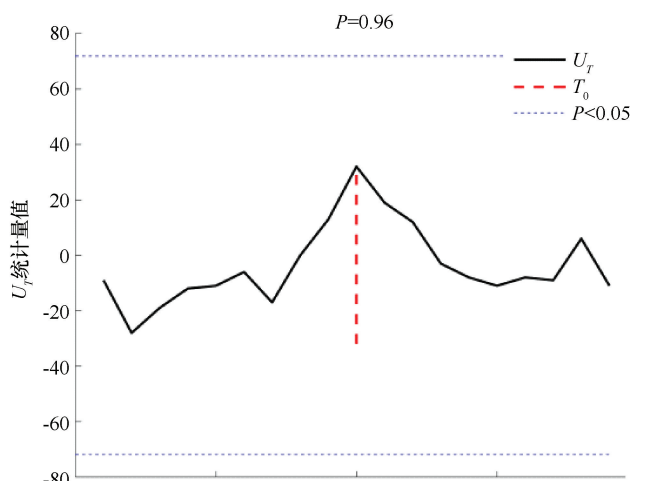
图 2 降水、径流、气温的线性趋势变化

Fig. 2 Linear trend of precipitation, runoff, and air temperature

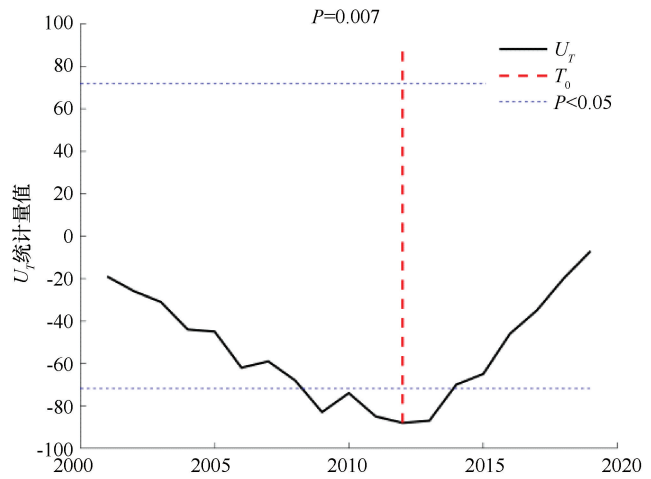
检验的 P 值为 $0.007 < 0.05$, 通过了 95% 水平的置信区间, 表明排露沟流域年均气温在时间序列中发生了



(a) 降水



(b) 径流



(c) 气温

图 3 降水、气温、径流的 Pettitt 突变检验

Fig. 3 Pettitt mutation test plots for precipitation, air temperature, and runoff

显著的突变, 根据 Pettitt 检验图 [见图 3(c)] 确定突

变年份为2012年。从图3(c)可以看出,在2012—2013年,气温上升趋势显著,说明突变检验结果可信。

2.1.3 小波分析

通过Matlab的小波分析,得到了排露沟流域各水文要素的小波方差图和小波系数实部等值线图。对于径流而言,小波系数实部值的正负代表年径流量丰枯,正值为丰水年,负值为枯水年,小波方差出现峰值的时间尺度即为径流变化的周期。小波方差的峰值可以反映时间尺度的周期性,峰值越大,说明时间尺度的周期性越显著^[23]。

由图4(a)可知,在2000—2019年研究时间段内,排露沟流域气温主要有3a、14a两个主周期,其中第一主周期为14a,由图5(a)可知在14a时间尺度条件下,气温的周期为6年。由图4(b)可知研究区降水主要存在4a、11a两个主周期,第一主周期为11a;再由小波系数实部等值线见图5(b)可知,降水在2008—2019年存在明显的周期性变化;排露沟流域降水在11年时间尺度的条件下,周期为7年。由图4(c)可知排露沟流域径流主要存在3a、9a、19a三个主周期,第一主周期为19a;再由小波系数实部等值线图5(c)可知,排露沟流域径流在研究时间段内存在显著的周期性变化,并且径流的丰枯变化主要由第一主周期主导。在19a时间尺度的条件下,它的周期为13a,经历了2个周期的丰枯变化;径流的第二主周期为9a,在9a时间尺度的条件下,周期为6a,经历了3个周期的丰枯变化。

2.2 排露沟流域径流量与气象要素间的相关关系

排露沟流域各水文要素的相关性分析结果如表1所列。根据表1相关性分析的结果可知,从年尺度上分析,排露沟径流与降水量呈显著正相关;从季尺度上分析,除春季外,其余的季节降水与径流均呈现出显著的正相关性。从月尺度上分析,排露沟流域的径流与降水在6月、7月、8月、10月呈显著正相关。再由图6降水与径流的逐月趋势变化可知,排露沟流域径流量随着降水量的增大而增大,说明降水是排露沟径流变化的主导因素。而气温与径流仅在7月有明显的负相关性。

表2为排露沟流域气温和降水对径流量变化的贡献率。由计算结果可知,在7月份时,降水对径流变化的贡献率最大,为64%;在11月份时最小,为-23%。在降水较多的月份(5—10月),排露沟流域降水对径流变化的影响较大。在降水较少的12月—次年4月,气温对排露沟流域径流变化的影响较大。

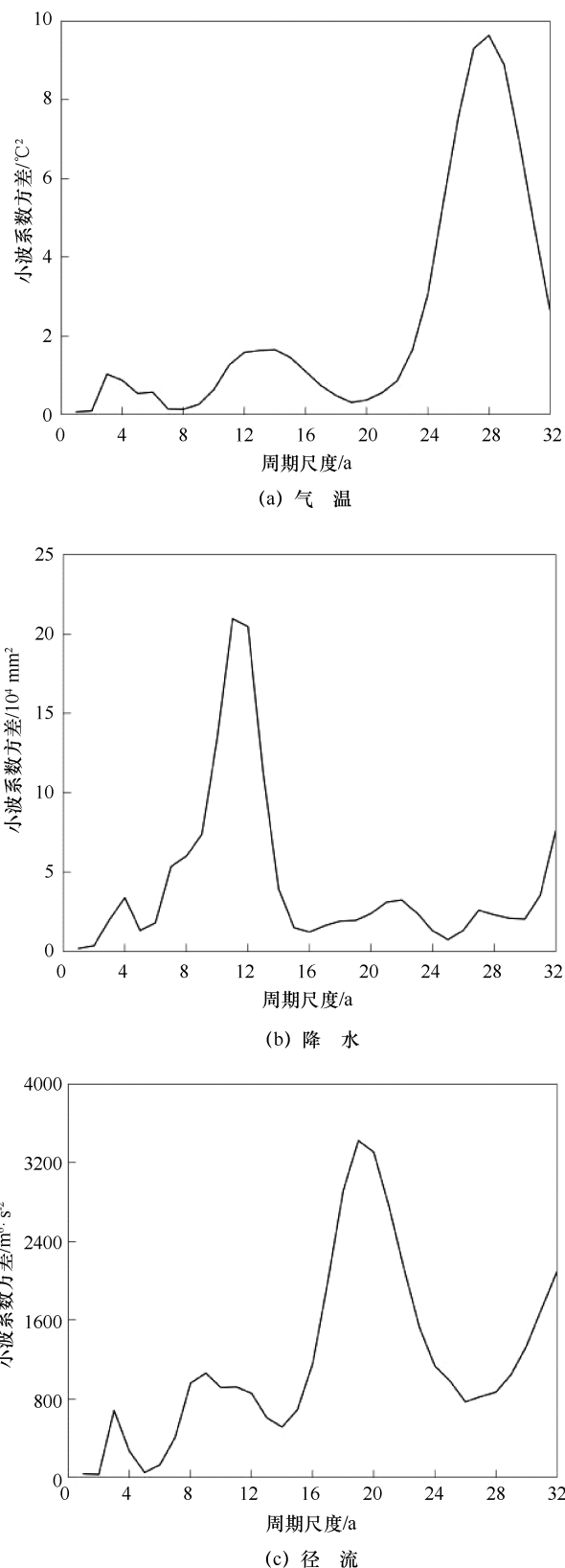


图4 降水、气温、径流的小波方差

Fig. 4 Wavelet variance plots of precipitation, air temperature, and runoff

在12月份时气温对流域径流变化的贡献率最高,为

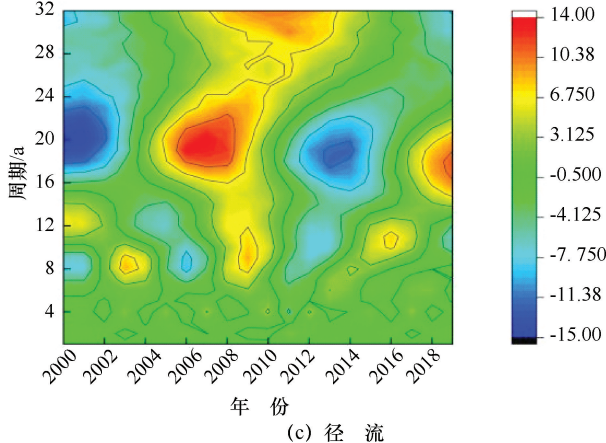
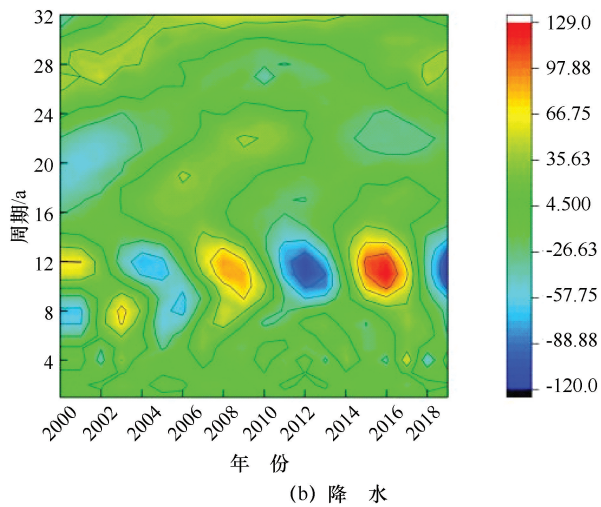
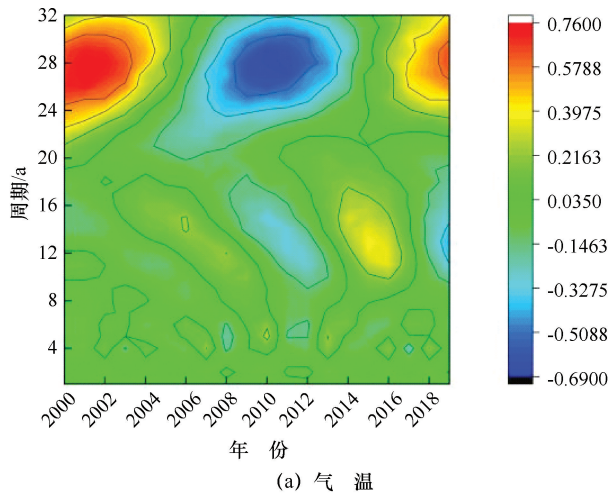


图5 降水、气温、径流的小波系数实部等值线

Fig. 5 Contour plots of the real part of the wavelet coefficients for precipitation, air temperature, and runoff

37%；七月份气温对径流量变化的贡献率最低，为-17%。气温对径流的影响主要体现在加快地表蒸发和植物的蒸腾作用，因此在温度较高的月份，气温对径流变化的贡献率基本均为负值；理论上降水是径流形成的主要因素，在11月份时，降水对径流变化的

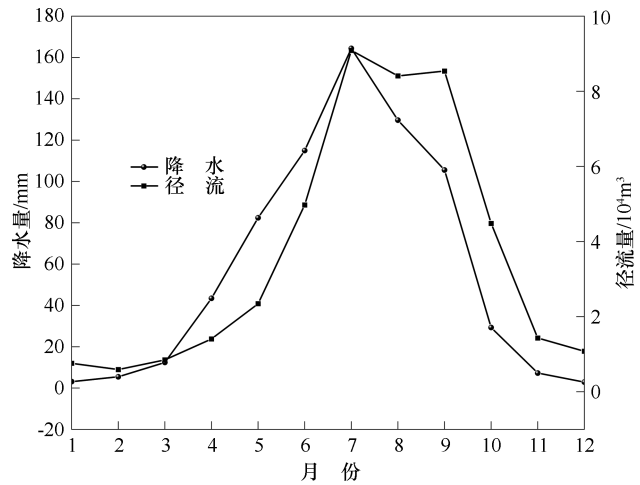


图6 排露沟流域降水与径流量的逐月趋势变化

Fig. 6 Monthly trend change plots of precipitation and runoff in the drainage basin of the leachate ditch

表1 研究区径流与气温以及径流与降水量的相关系数

Table 1 The correlation coefficient between runoff and temperature, as well as the correlation coefficient between runoff and precipitation in the study area

时间尺度	降水量	气温
1月	-0.015	0.014
2月	0.095	0.106
3月	0.068	-0.023
4月	-0.015	-0.222
5月	0.150	-0.018
6月	0.642**	-0.336
7月	0.768**	-0.489**
8月	0.676**	0.122
9月	0.243	-0.191
10月	0.633**	-0.378
11月	-0.166	-0.215
12月	0.212	-0.003
春	0.340	-0.066
夏	0.508*	-0.394
秋	0.631**	-0.256
冬	0.480*	-0.212
年	0.582**	0.006

注：**、* 分别表示数据通过了 0.01、0.05 的显著性检验。

贡献率为负值，原因可能是因为排露沟流域 11 月份降水稀少，而其他因素如地形地貌特征、气候变化以及植被消耗量增加等却对径流产生了较大的影响，使得整体的贡献率为负值。

排露沟流域地处祁连山区，气候寒冷，海拔较高的地方长期由积雪和冰川分布，冰川和积雪消融产生的融水是地表径流的主要补给来源之一。刘思敏等^[24]学者发现排露沟流域积雪消融形成的融水径流深为 4.60 mm，占年总径流量的 5.51%。因此在降水较少的 12 月—次年 4 月，气温通过加速冰川和积

表 2 排露沟流域气温和降水对径流量变化的贡献率

%

Table 2 The contribution rate of temperature and precipitation to runoff variation in the drainage ditch basin

%

月份	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
降水	13	11	15	22	24	31	64	52	57	21	-23	17
气温	32	28	36	22	13	-10	-17	4	18	22	24	37

雪的融化增大径流。

2.3 基于 BO-LSTM 的排露沟流域径流预测模型

2.3.1 模型构建

利用排露沟流域 2000—2019 年逐月径流数据, 构建了排露沟流域的 BO-LSTM 径流预测模型。建模的主要流程如下: 开始→径流数据→设置 LSTM 超参数范围→贝叶斯优化→BO-LSTM 模型训练→径流预报结果。

LSTM 模型学习过程中, 采用径流序列的前 70% 作为训练集, 后 30% 作为测试集, 时间步长 (time-steps) 设置为 12, LSTM 的模型最大训练次数设置为 100, 优化器采用“Adam”优化器, 设置最小批处理数量 (minibatchsize) 大小为 32。为了防止模型过拟合, 提升模型的泛化能力, 在构建的 LSTM 网络中加入 Dropout 层, 概率设置为 50%。

LSTM 模型本身的参数 (如神经网络权重) 可以通过训练数据来获取, 但模型还存在超参数, 比如对网络结构的定义^[25]。本模型优化的参数包括: LSTM 隐含层层数、隐含层神经元数量、初始学习率、BiLSTM、正则化系数。采用贝叶斯优化算法对模型超参数寻优, 目标函数为测试集的最小均方根误差 RMSE。基于 BO 的 LSTM 模型超参数寻优过程如图 7 所示, 搜索结果如表 3 所列。

函数计算次数-最小目标值

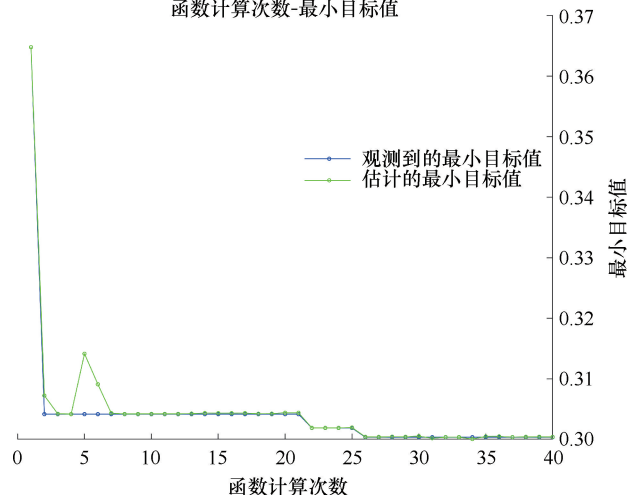


图 7 BO 优化 LSTM 超参数最小目标函数值

Fig. 7 The minimum objective function value of optimizing LSTM hyperparameters using Bayesian Optimization

表 3 LSTM 模型学习过程中最优超参数

Table 3 The optimal hyperparameters for the LSTM model during the learning process

网络层数	每层神经元个数	BiLSTM	初始学习率	正则化系数
1	154	2	0.020 3	0.003 4

2.3.2 径流预报结果

本文构建模型的径流预测各部分结果如图 8 所示, 采用相关系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE)、秩相关系数 (Rank correlation) 作为径流预测精度的评价指标。由表 4 可知, 模型总样本、训练集和预测集的精度基本相同, 说明模型有良好的泛化能力。并且由图 8 可知当径流量较小时, 靠近拟合曲线 $Y=T$ 上的数据较多。但随着径流的增大, 偏离 $Y=T$ 拟合曲线的数据增多, 说明模型对异常值 (即径流突变月份) 的捕捉能力较差。整体来看, 模型的精度不高, 主要是由于本研究的径流数据较少, 而 LSTM 模型需要大量的数据来训练和捕捉时间序列的复杂模式和趋势, 数据量不足可能导致模型无法充分学习数据的特征, 从而影响模型的性能和准确性。

表 4 排露沟流域径流预测结果

Table 4 Runoff prediction results for the Pailugou watershed

模型	R^2	RMSE/m ³	Rank correlation
训练集	0.64	14 011.64	0.89
测试集	0.62	14 128.76	0.90

3 结果讨论

(1) 为了研究排露沟流域 2000—2019 年期间水文要素的整体趋势变化情况, 利用 M-K 趋势检验法计算了降水、径流以及气温的 Z 值。分别为 1.46、0.29 和 3.41, 均大于 0, 表明排露沟流域降水、气温及径流在 2000—2019 年均呈上升趋势, 其中, 气温的 Z 值 $3.41 > 2.58$ 表明通过了置信水平 99% 的显著性检验, 呈显著上升。牛赞等^[26]通过对排露沟流域 1994—2020 的年径流量进行分析, 发现 1994—2000 年流域内的径流总体上呈上升趋势, 并且降水对排露沟流域的径流变化起主要支配作用, 这与本文的研究结果一致。但在径流突变点的分析上, 牛赞等发现排露沟流域径流量在 2006 年发生突变, 而本文

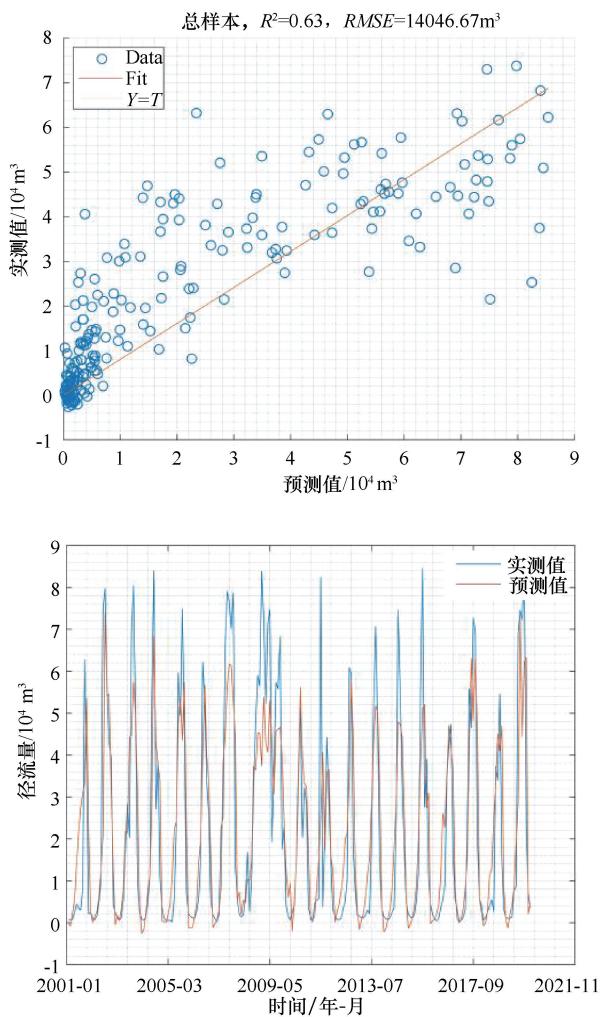


图8 排露沟流域径流预测结果

Fig. 8 Predicted runoff results for the Pailugou watershed

对径流量的研究仅发现径流量在2006年径流量显著上升,并未发现突变点。是因为本研究主要是通过对 P 值的计算结果来判断突变点,而牛赞等则根据Pettitt 突变检验的 T_0 值以及 U_r 值的交点来确定突变年份;并且由于研究时间段的不同,可能会影响Pettitt 检验的结果,较短的时间序列可能不足以捕捉数据中的趋势和变化,导致Pettitt 检验无法准确地检测到突变点。牛赞等^[27]研究指出排露沟流域径流量的年际变化与气候条件息息相关,这与本文的研究结果一致。王珂等^[17]通过研究高寒地区澜沧江流域发现在冬季和初春季,气温通过加速冰雪消融改变径流,并且在该时间段对径流量变化的贡献率比降水量的贡献率要大,这与本文的研究结果一致。

(2) 本研究发现在春季排露沟流域的降水与径流并未呈现显著相关,可能是因为降水与径流之间的延迟关系所致,即降水对径流的影响存在一定的时间滞后。并且在7月份时排露沟流域的气温与径流呈现显

著的负相关性,这是因为7月份流域温度显著升高,加快了地表水分的蒸发和植物的蒸腾,从而减少了地表径流;其次温度升高还可能会导致排露沟流域的雪融速度加快,导致部分的降水被融雪吸收和蒸发,而不会形成径流^[26]。因此在7月份时排露沟流域的气温和径流存在明显的负相关性。

(3) 本研究仅计算了气温与降水对排露沟流域径流量变化的影响,并未考虑其他因素对径流变化的影响。已有相关研究发现流域的植被类型变化、土地利用变化、人类活动、冻土、积雪及冰川等都会对径流变化造成影响^[28-30]。熊怡等^[13]基于ASVMD-BO-LSTM模型建立了石鼓站的月径流预报模型,结果表明,相较于BO-LSTM和LSTM径流预测模型,ASVMD-BO-LSTM模型训练集和测试集预报结果统计指标均优于其他两种模型。说明“分解-重构-预测”在径流预测上更具有优势。本文并未采用“分解-重构-预测”的思想,并且径流模拟对于峰值预测精度尤其重要,而本文径流大时径流预测效果较差。主要是由于本文的数据获取均来自野外观测站,在2000年以前,由于观测设备落后,并且祁连山海拔较高,获取数据较难,导致时间序列数据稀少,而如果模型过于复杂可能会导致过拟合现象,忽略真正的数据生成规律。

综上所述,未来针对排露沟流域径流的研究可考虑多种因素结合来分析对祁连山排露沟流域径流变化的影响。并且在径流预测方面,随着未来径流的时间序列观测数据增多,可以采用一些径流分解的方法如经验模态分解(EMD)、变分模态分解(VMD)等将突变数据分离出来,更好地理解 and 处理这些数据,提高径流预测模型的准确性和稳定性。

4 结论

本文利用排露沟流域2000—2019年的逐月水文资料,利用Pettitt检验、小波分析、Pearson相关分析法以及贡献率计算等分析了排露沟流域20年的水文演变情势,并基于贝叶斯优化建立了排露沟流域的BO-LSTM的径流预测模型,得到了以下结论。

(1) 2000—2019年排露沟流域降水、气温和径流呈现两段式的上升趋势,分界点在2010年,其中气温呈显著上升并且在2010年发生了突变。在降水较多5—10月,排露沟流域降水对径流变化的贡献率较大;在降水较少的12月—次年4月,气温对排露沟流域径流变化的贡献率较大;从年尺度和季尺度上看,排露沟流域径流与降水存在显著的相关性。

(2)气温、降水、径流均存在周期性变化。气温和降水均存在两个主周期,分别为第一主周期 14 a 和第二主周期 3 a、第一主周期 11 a 和第二主周期 4 a。径流存在 3 个主周期:年均径流的丰枯变化主要由时间尺度 19 a 的第一主周期主导,同时受到 9 a 时间尺度的第二主周期影响,3 a 时间尺度的第三主周期对年均径流的丰枯变化基本不产生影响。

(3)BO-LSTM 径流预测模型的精度为 0.63,模型在径流量较小月份预测的准确性高于径流量较大的月份。

参考文献 (References):

- [1] NI Y X, YU Z B, LV X Z, et al. Response of runoff to vegetation change in typical basin of the Loess Plateau [J]. *Ecological Engineering*, 2022, 182, 106704.
- [2] 刘宇, 辜玉慧, 刘炎鑫, 等. 泾河流域水文气象演变及其变化归因[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2023, 54(10): 34-48.
LIU Y, GU Y H, LIU Y X, et al. Hydrometeorological evolution and its change attribution in Jinghe River Basin[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2023, 54(10): 34-48.
- [3] TIAN S M, XU M Z, JIANG E H, et al. Temporal variations of runoff and sediment load in the upper Yellow River, China [J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 568: 46-56.
- [4] 黄霄翔, 李润杰, 甘永德, 等. 基于 Budyko 假设的布哈河流域径流变化归因分析[J]. *南水北调与水利科技(中英文)*, 2023, 21(3): 480-490.
HUANG X X, LI R J, GAN Y D, et al. Attribution analysis of runoff change in Buha River basin based on Budyko hypothesis[J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2023, 21(3): 480-490.
- [5] 宋晓猛, 张建云, 占车生, 等. 气候变化和人类活动对水文循环影响研究进展[J]. *水利学报*, 2013, 44(7): 779-790.
SONG X M, ZHANG J Y, ZHAN C S, et al. Review for impacts of climate change and human activities on water cycle[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2013, 44(7): 779-790.
- [6] 李珠, 桑燕芳, 杨默远, 等. 基于多因素分析的密云水库流域径流变化归因[J]. *南水北调与水利科技(中英文)*, 2024, 22(3): 482-490.
LI Z, SANG Y F, YANG M Y, et al. Attribution analysis of runoff changes in the Miyun Reservoir basin based on multi-factor analysis [J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2024, 22(3): 482-490.
- [7] BARNETT T P, PIERCE DW, HIDALGO H G, et al. Human-induced changes in the hydrology of the western United States [J]. *Science*, 2008, 319(5866): 1080-1083.
- [8] LI L, NI J, CHANG F, et al. Global trends in water and sediment fluxes of the world's large rivers [J]. *Science Bulletin*, 2020, 65(1): 62-69.
- [9] NAZERI T M, KHALILI K, AHMADI F, et al. Development and application of a new index for analyzing temperature concentration for Iran's climate [J]. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 2019, 16(6): 2693-2706.
- [10] 万志纲, 丁文广, 蒲晓婷, 等. 祁连山国家公园产水量时空变化及驱动因素分析[J]. *水土保持学报*, 2023, 37(6): 161-169.
WAN Z G, DING W G, PU X T, et al. Analysis of the spatial-temporal variation and driving factors of water yield in Qilian Mountain National Park [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2023, 37(6): 161-169.
- [11] LUO Y, ZHOU Q, PENG D, et al. Key influence of hydrogeological, geochemical, and geological structure factors on runoff characteristics in karst catchments [J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 623: 129852.
- [12] 张逸飞, 曾建军. 疏勒河流域气候变化的时空分布特征分析 [J]. *水利发展研究*, 2024, 24(10): 126-136.
ZHANG Yifei, ZENG Jianjun. Temporal and spatial distribution of climate change in Shule River Basin [J]. *Water Resources Development Research*, 2024, 24(10): 126-136.
- [13] 熊怡, 周建中, 孙娜, 等. 基于自适应变分模态分解和长短期记忆网络的月径流预报 [J]. *水利学报*, 2023, 54(2): 172-183.
XIONG Y, ZHOU J Z, SUN N, et al. Comprehensive comparative study on the construction method of flood vulnerability and fragility curves under the framework of regression analysis [J]. *Journal of Water Resources*, 2023, 54(2): 172-183.
- [14] ZUO G, LUO J, WANG N, et al. Decomposition ensemble model based on variational mode decomposition and long short-term memory for streamflow forecasting [J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 585: 124776.
- [15] 曹子恒, 李永坤, 胡义明, 等. 基于机器学习模型的数值降雨预报校正 [J]. *南水北调与水利科技(中英文)*, 2023, 21(5): 843-861.
CAO Z H, LI Y K, HU Y M, et al. Numerical rainfall forecast correction based on machine learning model [J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2023, 21(5): 843-861.
- [16] 李翔鹏, 聂堂哲, 孙鹏. 黑龙江省降水、径流、土壤水趋势变化及突变分析 [J]. *水利科学与寒区工程*, 2023, 6(1): 60-64.
LI X P, NIE T Z, SUN P. Analysis of precipitation, runoff, soil water trend changes and abrupt changes in Heilongjiang Province [J]. *Hydro Resources Science and Cold Zone Engineering*, 2023, 6(1): 60-64.
- [17] 王珂, 蒲焱, 史晓宜, 等. 澜沧江源区气温与降水对径流变化的影响 [J]. *气候变化研究进展*, 2020, 16(3): 306-315.
WANG K, PU T, SHI X Y, et al. Impact of temperature and precipitation on runoff change in the source region of Lancang River [J]. *Climate Change Research*, 2020, 16(3): 306-315.
- [18] 程书波, 李冲, 岳颖, 等. 1961—2020 年我国中部地区气温和降水时空变化特征 [J]. *水利水电技术(中英文)*, 2023, 54(6): 75-86.
CHENG S B, LI C, YUE Y, et al. Temporal and spatial variation characteristics of temperature and precipitation in central China from 1961 to 2020 [J]. *Water Resources and Hydro power Engineering*, 2023, 54(6): 75-86.
- [19] 朱非林, 侯添甜, 梁一帆, 等. 基于 VMD-LSTM 的水库中长期径

- 流预测模型[J]. 水力发电, 2023 (9): 16-22.
- ZHU F L, HOU T T, LIANG Y F, et al. Medium-long Term Runoff Prediction Model of Reservoir Based on VMD-LSTM [J]. Water Power, 2023 (9): 16-22.
- [20] TAO L, HE X, LI J, et al. A multiscale long short-term memory model with attention mechanism for improving monthly precipitation prediction[J]. Journal of Hydrology, 2021, 602(3): 126815.
- [21] 黄一凡, 张翔, 邓梁堃, 等. 基于机器学习的汉江流域径流模拟与时滞变化分析[J/OL]. 水资源保护, 1-13[2024-07-18]. HUANG Y F, ZHANG X, DENG L K, et al. Runoff simulation and time-lag change analysis in Han River basin based on machine Learning [J]. Water Resources Protection, 1-13[2024-07-18].
- [22] 吕越敏, 李宗省, 冯起, 等. 近60年来祁连山极端气温变化研究[J]. 高原气象, 2019, (5): 959-970. LYU Y M, LI Z S, FENG Q, et al. Analysis of extreme temperature changes in Qilian Mountains in the past 60 years [J]. Plateau Meteorology, 38(5): 959-970.
- [23] 郭彦, 张广明, 王平, 等. 1956—2020年马连河流域极端径流变化特征分析[J/OL]. 水利发展研究, 1-9[2025-04-17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4655.TV.20241203.0956.008.html>. GUO Yan, ZHANG Guangming, WANG Ping, et al. Analysis of extreme runoff changes in the Malian River Basin from 1956 to 2020 [J/OL]. Water Resources Development Research, 1-9 [April 17, 2025] <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4655.TV.20241203.0956.008.html>.
- [24] 刘思敏, 余新晓, 牛赞. 祁连山排露沟流域降雪消融与融水径流分析[J]. 中南林业科技大学学报, 2013, 33(12): 96-100. LIU S M, YU X X, NIU Y. Analysis of snow ablation and meltwater runoff in Pailugou watershed in Qilian Mountains [J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2013, 33(12): 96-100.
- [25] ALI M, PRASAD R, XIANG Y, et al. Complete ensemble empirical mode decomposition hybridized with random forest and kernel ridge regression model for monthly rainfall forecasts [J]. Journal of Hydrology, 2020, 124647-124647.
- [26] 牛赞, 赵维俊, 许尔文, 等. 祁连山排露沟流域径流对气候及下垫面变化的响应[J]. 山地学报, 2023, 41(6): 799-810. NIU Y, ZHAO W J, XU E W, et al. Response of runoff to climate and subsurface changes in the Dailougou watershed of the Qilian Mountains [J]. Journal of Mountain Geology, 2023, 41(6): 799-810.
- [27] 牛赞, 刘贤德, 敬文茂, 等. 祁连山排露沟流域气温、冻土冻融与河川径流特征[J]. 林业科学, 2014, 50(1): 27-31. NIU Y, LIU X D, JING W M, et al. Response of runoff to the changes in climate and underlying surface at the Pailugou Basin of the Qilian Mountains, China [J]. Mountain Research, 2023, 41(6): 799-810.
- [28] 黄嘉伟, 黄宏胜, 张浩填, 等. 基于HRU的抚河上游地表径流对土地利用变化响应特征[J]. 水文, 2024, 44(6): 38-43. HUANG J W, HUANG H S, ZHANG H F, et al. Characterization of the response of surface runoff to land use change in the upper Fuhe River based on HRU [J]. Hydrology, 2024, 44(6): 38-43.
- [29] 曹开军, 龙爱华, 王建虎, 等. 融雪型洪水量级的流域积温分布模型研究及应用[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2017, 38(5): 10-18. CAO K J, LONG A H, WANG J H, et al. Research and application on basin accumulated temperature distribution (ATD) model at the snowmelt flood magnitude [J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2017, 38(5): 10-18.
- [30] 芦倩. 祁连山排露沟流域植被类芦型变化对径流过程的影响[D]. 兰州: 甘肃农业大学, 2022. LU Q. Effect of Vegetation Type Change on Runoff in Pailugou Catchment of Qilian Mountains [D]. Lanzhou: Gansu Agricultural University, 2022.

(责任编辑 王海锋)