

DOI:10.7522/j.issn.1000-0240.2021.0056

HUANG Kewei, WANG Genxu, SONG Chunlin, et al. Runoff simulation and prediction of a typical small watershed in permafrost region of the Qinghai-Tibet Plateau based on LSTM[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2021, 43(4):1144-1156. [黄克威, 王根绪, 宋春林, 等. 基于LSTM的青藏高原冻土区典型小流域径流模拟及预测[J]. 冰川冻土, 2021, 43(4):1144-1156.]

基于LSTM的青藏高原冻土区典型小流域 径流模拟及预测

黄克威^{1,2}, 王根绪¹, 宋春林³, 俞祁浩⁴

(1. 中国科学院、水利部成都山地灾害与环境研究所, 四川 成都 610041; 2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 四川大学
水力学与山区河流开发保护国家重点实验室, 四川 成都 610065; 4. 中国科学院西北生态环境资源研究院
冻土工程国家重点实验室, 甘肃 兰州 730000)

摘要: 冻土覆盖率高的小流域的径流形成受温度因素控制明显, 普通水文模型不适用, 而常规冻土水文模型因需要较多的气象观测要素而难以应用。考虑冻土流域产流机制, 利用青藏高原腹地风火山小流域2017—2018年逐日降水、气温、径流观测数据, 以降水、气温为输入, 径流为输出, 基于长短期记忆神经网络(LSTM)建立了适用于小流域尺度的冻土水文模型, 并利用2019年观测数据进行验证。模型得益于LSTM特殊的细胞状态和门结构能够学习、反映活动层冻融过程和土壤含水量变化, 具有一定的冻土水文学意义, 能很好地模拟冻土区径流过程。模型训练期 R^2 、NSE均为0.93, RMSE为 $0.63 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$, 验证期 R^2 、NSE分别为0.81、0.77, RMSE为 $0.69 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ 。同时, 为了验证模型可靠性, 将模型应用于邻近的沱沱河流域, 模型训练期(1990—2009年) R^2 、NSE均为0.73, 验证期(2010—2019年) R^2 、NSE分别为0.66、0.64, 模拟结果较好。考虑到未来气候变化, 通过模型对风火山流域径流进行了预测: 降水每增加10%, 年径流增加约12%; 气温每升高 0.5°C , 年径流增加约1%; 春季融化期、秋季冻结期径流增幅明显, 而由于蒸发加剧、活动层加深, 径流在8月出现了减少。模型经训练后依靠降水、气温作为输入能较好地模拟、预测青藏高原冻土区小流域径流, 为缺少土壤温度、水分等观测数据的冻土小流域径流研究提供了一种简单有效并具有一定物理意义的方法。

关键词: 多年冻土; 径流模拟; 冻融过程; LSTM

中图分类号: P338; P642.14 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-0240(2021)04-1144-13

0 引言

冻土作为冰冻圈的主要组成要素之一, 由于其对气候变化的高度敏感性而受到广泛关注^[1-3], 其不同于非冻土区的水循环和三水转化关系决定了多年冻土区具有完全不同的径流形成过程、机制与季节动态^[4]。冻土由于其低渗透性作为隔水层而形成了冻结层上地下水, 同时大部分的水文过程都被限制在冻土活动层中, 冻融过程中伴随的水热变化直接影响土壤水再分配和土壤水储量^[5-6], 且土壤的储水能力及导水系数随冻融过程而变化^[7]。

在多年冻土区, 春季活动层开始融化, 初期以蓄满产流为主, 随着气温升高, 活动层融化深度增加, 壤中流开始出现, 当夏季融化深度较大时, 土壤下渗能力增加, 此时以超渗产流为主导作用, 当秋季随着气温降低, 冻结层上地下水迅速减小, 同时随着冻结锋面的上升, 产流以蓄满产流为主^[4, 8-11]。因此, 冻土区多种产流方式并存, 且受温度因素控制^[8-9, 11], 在冻土水文模拟过程中, 应重视温度因素的影响。

然而, 传统的水文模型因未考虑温度因素引起

收稿日期: 2021-01-08; 修订日期: 2021-03-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(91547203)资助

作者简介: 黄克威, 博士研究生, 主要从事寒区水文模拟研究. E-mail: huangkw@imde.ac.cn

通信作者: 王根绪, 研究员, 主要从事生态水文学研究. E-mail: wanggx@imde.ac.cn

活动层的变化而不适用于冻土区,因此学者们相继提出了适用于冻土地区的水文模型。一方面,学者们对传统水文模型加以改进使其适用于冻土地区,如 Kang 等^[12]、Lindstrom 等^[13]分别采用概念水库、增加土壤冻结模型的方式改进 20 世纪 70 年代瑞典气象水文局开发的集总式概念性模型 HBV,并将其应用于我国黑河山区流域、瑞典北部小流域;关志成等^[14]考虑冻土形成是累积负气温的函数,改进了新安江模型,建成了具有物理基础的概念性寒区流域水文模型。近年来,周剑等^[15]利用 BP 神经网络识别水文单元冻土面积改进了 USGS 开发的半分布式模型 PRMS;Qi 等^[16-18]开发一个具有物理基础的温度模块用以改进 USDA 开发的分布式水文模型 SWAT;李明亮等^[19]引入冻结土壤导水率随气温呈指数变化的概化模型改进了杨大文开发的大尺度分布式水文模型 GBHM。另一方面,学者们也发展了新的包含冻土模块的水文模型,如 VIC 模型^[20]、GEOtop 模型^[21]、CRHM 模型^[22]、GBEHM 模型^[23]、CBHM 模型^[24-25]和 WEB-DHM-SF 模型^[26],充分考虑了因温度变化引起的冻土活动层冻融循环,从而能较好地模拟冻土水文过程。然而,由于考虑了冻土因素,上述模型大多需要更多的、更精细的输入条件^[27-30],但多年冻土区往往分布在高纬度、高海拔地区,气候条件恶劣、人烟稀少,观测站点分布有限、极不均匀且观测要素有限,因此上述冻土水文模型在缺少相应实测数据的小流域区域应用受到了很大的限制。

人工神经网络作为一种黑箱模型,不需要流域相关物理参数即可进行模拟,大大减少了模型的参数,较常规冻土水文模型更加适用于无资料、缺资料地区。相较于其他经典线性黑箱模型如自回归(AR)、滑动平均(MA)、自回归滑动平均(ARMA)、线性回归(LR)、多元线性回归(MLR)等模型,人工神经网络(ANN)由于具有非线性、自适应学习和容错性等特点而被广泛地应用于水文领域^[28,31-32],包括冻土水文^[33-35]。然而,普通的前馈人工神经网络,如 BP、RBF 模型在处理时间序列时会丢失时序信息,不能记忆之前的输入信息^[28,36]。循环神经网络(RNN)是一种特殊的神经网络,其通过内部自循环神经元存储和提取时间序列中的动态信息,既实现了序列信息的记忆,又可将之前的信息用于之后时刻的计算中,非常适用于处理水文中的时间序列数据^[36]。但是,经典的 RNN 模型存在梯度消失、爆炸

的问题^[37],难以真正有效地利用长距离的时序信息。长短期记忆人工神经网络(long short-term memory, LSTM)的出现解决了这一问题,其与标准的 RNN 模型结构基本相同,但拥有更加细化的内部处理单元,能真正有效地利用长距离的时序信息^[28,36,38]。LSTM 包含特殊的细胞状态和门结构,可动态地控制时间序列信息的流动和保存,能够捕获水文变量间长时间的依赖性和水流路径连通性的变化^[39],从而提高了径流的模拟精度。党池恒等^[36]将 LSTM 应用于受季节性降雪影响的岷江源头区,并与 RNN、BP 对比,结果表明 LSTM 实现了流域状态的长期存储和更新,径流模拟结果明显优于 RNN、BP 模型。Kratzert 等^[28]将 LSTM 应用于美国 CAMELS 数据集中的 241 个流域,结果表明在受降雪影响的流域中,LSTM 相较于 RNN 能较好地模拟融雪径流,且模拟结果与具有物理基础的 SAC-SMA+Snow-17 模型模拟结果相当。与受降雪影响的流域相比,冻土区径流受降水和气温的双重影响,同时活动层的冻融循环增加了冻土水文模拟的复杂性,LSTM 特殊的结构能够有助于提高模拟精度,但目前关于这方面的研究还很少。

青藏高原,素有“第三极”之称,海拔普遍在 4 000 m 以上,面积约 250 万 km²,是中低纬度地区多年冻土最大分布区,多年冻土面积约为 106 万 km²,约占 42.4%^[2,40-41]。青藏高原对气候变化敏感,而气温升高将导致多年冻土退化^[42-44],从根本上改变冻土区的水文地质条件,导致地下水动态产生显著的变化,从而改变冻土流域的径流过程^[40,45]。目前,关于气候变化下的青藏高原上的大型流域的径流变化研究较多,如三江源、黑河流域等^[34,46-49],但青藏高原冻土小流域由于观测条件的限制,具有物理基础的冻土水文模型难以应用,而一般的黑箱模型也难以精确模拟冻土流域径流,因此相关研究还较少。然而冻土退化对于高冻土覆盖率区域(>60%)的径流影响较大,且随着冻土覆盖率升高而增加^[40,50-51]。长江源冻土覆盖率达 76%,气温升高对径流过程影响显著^[34],因此位于长江源的冻土覆盖率 100% 的小流域,气温升高对径流的影响不可忽视。本文选取位于青藏高原腹地的长江源区风火山流域为研究对象,旨在以青藏高原上较易获取的降水、气温作为模型输入,基于 LSTM 及冻土流域产流机制,建立一个适用于冻土小流域的水文模型,并探究研究气候变化下,风火山流域的径流变化。

同时,为了验证模型的可靠性,将模型应用于沱沱河流域。

1 研究区概况

本文选取位于青藏高原腹地、长江源多年冻土区的风火山流域($92^{\circ}50' \sim 93^{\circ}03' \text{ E}$, $34^{\circ}40' \sim 34^{\circ}47' \text{ N}$)作为研究区域,风火山流域是北麓河的二级支流、通天河的三级支流,干流河长 17.07 km,河道平均比降 18.92‰,流域面积 117 km²,如图 1 所示。流域内东南高、西北低,植被主要为高寒草甸和高寒沼泽草甸^[52],主要分布在海拔 5 000 m 以下,土壤层厚度约为 30~80 cm,主要为壤土和砂质壤土^[53]。流域内多年冻土覆盖率 100%,属于长江河源高平原连

续多年冻土区丘陵亚区,多年冻土厚度 60~120 m,冻土活动层厚度 1.3~2.5 m^[54-58]。风火山流域寒冷、干燥,属于典型的高原内陆气候,近十年年平均气温为 -5.2°C ,年平均降水量为 328.9 mm,降水主要集中在 6—9 月,占总降水量的 80% 以上;11 月至次年 4 月降水小于 5%^[9,53-54]。流域内径流受积雪、冻土的影响,年内可划分为春汛期(5 月初至 6 月下旬)、夏季退水期(6 月下旬至 7 月底)、夏汛期(8 月初至 9 月初)、秋季退水期(9 月初至 10 月中旬)、冬季冻结期(11 月至次年 4 月初)共 5 个时段^[59]。模型使用的风火山流域日降水、气温及径流数据来源于流域内气象站、水文站(如图 1 所示),时间范围为 2017—2019 年。

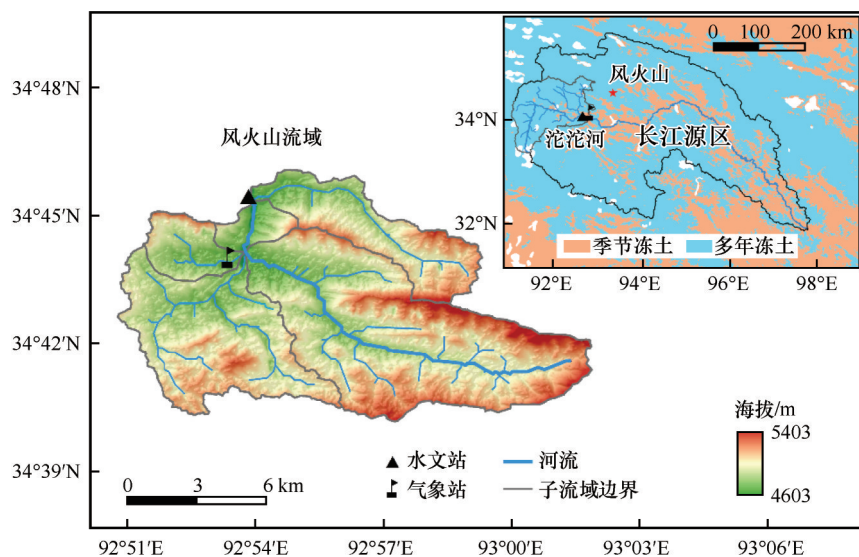


图 1 研究区域位置

Fig. 1 Location of the study area

风火山流域邻近的水文站为沱沱河水文站($34^{\circ}13' \text{ N}$, $92^{\circ}27' \text{ E}$),是国家重要水文站,属沱沱河流域($33^{\circ}22' \sim 35^{\circ}12' \text{ N}$, $89^{\circ}48' \sim 92^{\circ}54' \text{ E}$),流域内有与水文站相邻的沱沱河气象站($34^{\circ}13' \text{ N}$, $92^{\circ}26' \text{ E}$)。沱沱河流域为长江正源,流域面积 15 924 km²,位于青藏高原腹地,气候寒冷、干燥,多年平均气温为 -4.2°C ,多年平均降水量为 283 mm,多年平均流量为 $26.2 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ ^[60-61],流域内多年冻土覆盖率极高(如图 1 所示)。本研究采用沱沱河流域 1990—2019 年逐日降水、气温及径流数据用以验证基于 LSTM 的冻土水文模型,沱沱河气象站降水、气温数据来源于国家气象科学数据中心,沱沱河水文站径流数据来源于青海省水文水资源勘测局。

2 研究方法

2.1 基于 LSTM 的冻土水文模型

不同于一般的 RNN, LSTM 增加了细胞状态(C_t)这个关键变量来存储长期记忆信息,并由遗忘门(F_t)、输入门(I_t)和输出门(O_t)这三个门结构来调整细胞状态^[37,62]。其中,遗忘门(F_t)决定了 t 时刻细胞状态需要移除的 $t-1$ 时刻细胞状态的信息,输入门(I_t)决定了 t 时刻细胞状态需要存储的新信息,输出门(O_t)决定了 t 时刻细胞状态需要输出的信息,而 t 时刻的细胞状态则记录了 t 时刻的输入、门结构信息及 $t-1$ 时刻隐藏层状态、 $t-1$ 时刻细胞状态。本文基于 LSTM 建立了适用于多年冻土区径流模拟的水文模型,模型结构如图 2 所示,图中 LSTM 神经单

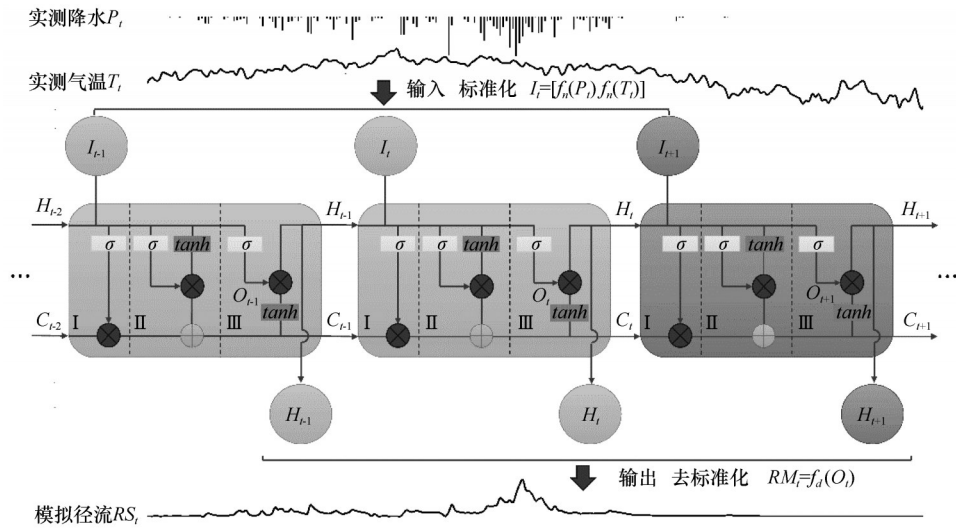


图2 基于LSTM的冻土水文模型结构

Fig. 2 Structure of permafrost hydrology model based on LSTM

元中的 I、II、III 分别表示遗忘门、输入门和输出门。模型具体计算过程如下:

①将 t 时刻的降水 P_t 、气温 T_t 标准化后作为模型输入。

$$I_t = [f_n(P_t), f_n(T_t)] \quad (1)$$

②通过遗忘门 (F_t) 移除 $t-1$ 时刻细胞状态的信息。

$$F_t = \sigma[W_F(H_{t-1}, I_t) + b_F] \quad (2)$$

③通过输入门 (IN_t) 确定用以更新细胞状态的信息 C_t 。

$$IN_t = \sigma[W_{IN}(H_{t-1}, I_t) + b_{IN}] \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh[W_C(H_{t-1}, I_t) + b_C] \quad (4)$$

$$C_t = F_t C_{t-1} + IN_t \tilde{C}_t \quad (5)$$

④通过输出门 (O_t) 计算细胞状态的输出及生成的隐藏层状态变量 H_t 。

$$O_t = \sigma[W_O(H_{t-1}, I_t) + b_O] \quad (6)$$

$$H_t = O_t \tanh(C_t) \quad (7)$$

⑤将模型输出去标准化后, 得到模拟的冻土区径流 RM_t 。

$$RM_t = f_d(O_t) \quad (8)$$

式中: P_t 为 t 时刻的降水 (mm); T_t 为 t 时刻的气温 (°C); I_t 为模型在 t 时刻的输入 (包含 t 时刻的降水和气温); R_t 为模型模拟的 t 时刻的径流 ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$); W_F 、 b_F 分别为遗忘门 (F_t) 的权重矩阵和偏置; H_{t-1} 、 H_t 分别为 $t-1$ 和 t 时刻的隐藏层状态; W_{IN} 、 b_{IN} 分别为输入门 (IN_t) 的权重矩阵和偏置; \tilde{C}_t 为细胞状态 (C_t) 的更新向量; W_C 、 b_C 分别为细胞状态更新向量 \tilde{C}_t 的权重矩阵和偏置; W_O 、 b_O 分别为输出门 (O_t) 的权重矩阵和

偏置; σ 为 sigmoid 激活函数 $\sigma(x)$, $\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$; \tanh 为 sigmoid 函数的变形函数 $\tanh(x)$ 激活函数, $\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$; $f_n(x)$ 为标准化函数, $f_n(x) = \frac{x_i - x_m}{x_{sd} - x_m}$; $f_d(x)$ 为去标准化函数, $z_i = f_d(y_i) = y_i z_{sd} + z_m$, 其中 x_i 、 z_i 为 x 、 z 数组的任意值, x_m 、 z_m 为 x 、 z 数组的均值, x_{sd} 、 z_{sd} 为 x 、 z 数组的标准差, y_i 为标准化后的 z_i 。

2.2 模型评价指标

采用决定系数 (R^2)、纳什效率系数 (NSE) 及均方根误差 (RMSE) 指标来评价模型的模拟效果, 具体计算公式为

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{t=1}^n (RO_t - \overline{RO})(RM_t - \overline{RM}) \right]^2}{\sum_{t=1}^n (RO_t - \overline{RO})^2 \cdot \sum_{t=1}^n (RM_t - \overline{RM})^2} \quad (9)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (RO_t - RM_t)^2} \quad (10)$$

$$\text{NSE} = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (RO_t - RM_t)^2}{\sum_{t=1}^n (RO_t - \overline{RO})^2} \quad (11)$$

式中: RO_t 为 t 时刻实测径流 ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$); RM_t 为 t 时刻模拟径流 ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$); \overline{RO} 为实测径流的均值 ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$); \overline{RM} 为模拟径流的均值 ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$); n 为自模拟开始的第 n 时刻。

3 结果与分析

3.1 模型训练与验证

本研究以风火山流域 2017—2018 年作为模型

训练期、2019年作为模型验证期。模型训练期,除了需要率定模型细胞状态(C_t)、遗忘门(F_t)、输入门(I_t)和输出门(O_t)相关参数,还需要率定LSTM隐藏层层数(numLayer)、单个隐藏层所含神经元的数量(numHiddenUnit)、模型进行完整训练的最大次数(MaxEpochs)、学习率下降周期(LearnRateDropPeriod)和学习率下降因子(LearnRateDropFactor)等超参数,模型主要超参数及其取值如表1所示。如图3(a)所示,模型训练期内模拟结果较好, R^2 、NSE达0.93, RMSE为 $0.63 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$,且模型在春汛期、夏季退水期、夏汛期、秋季退水期、冬季冻结期都能较好地模拟径流[图3(b)]。将训练好的模型应用于2019年径流模拟,用以验证模型的可靠性。如图4所示,虽然2019年降水年内分配不同于2017年、2018年,最大降水最主要集中在7月初和8月底,但模型仍能较好的模拟年内各时段的径流, R^2 、NSE分别为0.81、0.77, RMSE为 $0.69 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ 。模型训练期、验证期在风火山流域都能较好地模拟径流,因此模型能够用于冻土水文模拟中。

表1 模型主要超参数

Table 1 Main hyperparameters of the model

参数名	取值	说明
numLayer	1	隐藏层层数
numHiddenUnit	200	单个隐藏层所含神经元的数量
MaxEpochs	240	使用数据集的全部数据对模型进行完整训练的最大次数
LearnRateDropPeriod	40	学习率下降周期,防止过拟合
LearnRateDropFactor	0.2	学习率下降因子,防止过拟合

为了进一步验证LSTM模型在冻土流域的可靠性,将模型应用于同属于长江源的沱沱河流域,以1990—2009年作为模型训练期、2010—2019年作为验证期。模型模拟结果如图5所示,虽然相较于风火山流域,沱沱河流域模拟过程中,汛期峰值的模拟结果稍差,但是考虑沱沱河流域面积较大,汛期降水空间分布不均匀,本次模拟中仅采用了沱沱河雨量站的降水、气温资料可能会导致一定程度的误差,因此结果是较为合理的。总体上,模型训练期 R^2 、NSE均为0.73,验证期 R^2 、NSE分别为0.66、0.64,与寒区水文模型CRHM、WEB-DHM-SF在长江源区模拟结果相当^[26,63],且模型结果在丰水年、枯水年、暖年、冷年中均较好,因此模型可靠。

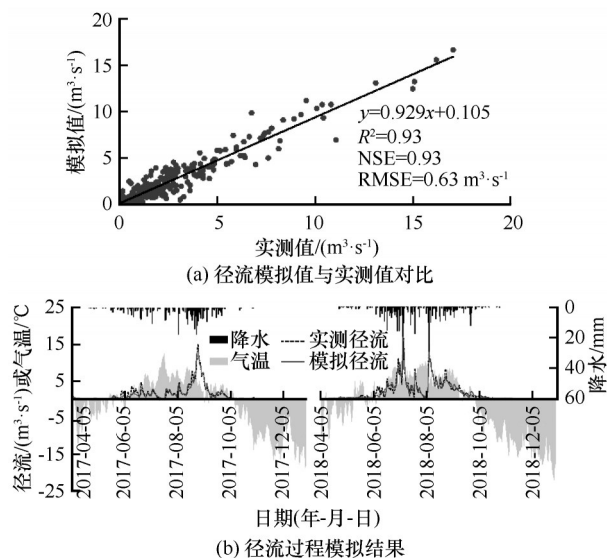


图3 模型训练期模拟结果

Fig. 3 Simulation results during model training: comparison between simulated runoff and measured runoff during model training (a), and simulation results of runoff process during model training (b)

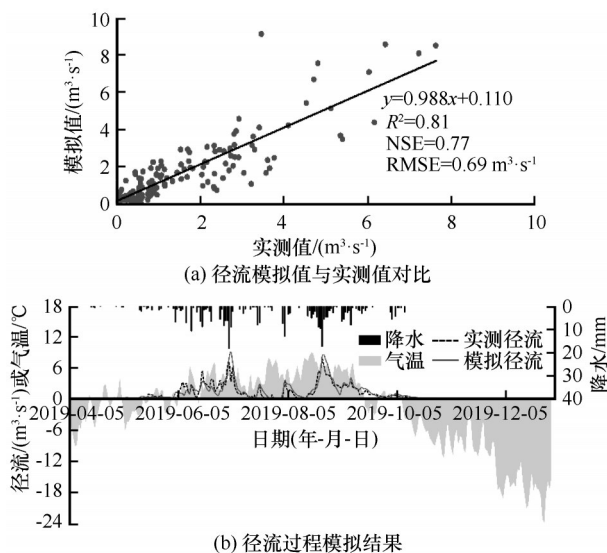


图4 模型验证期模拟结果

Fig. 4 Simulation results during model validation: comparison between simulated runoff and measured runoff during model validation (a), and simulation results of runoff process during model validation (b)

3.2 不同气候变化情景下径流的模拟

近10年来,青藏高原腹地气温呈升高趋势,变化率约为 $0.5 \text{ }^{\circ}\text{C} \cdot (10\text{a})^{-1}$,同时降水也成呈上升趋势^[34,40]。为了分析不同气候变化条件下风火山流域径流的变化规律,依据实际的气候变化情况,本研究以2019年为基准,设置了10种可能的气候变化

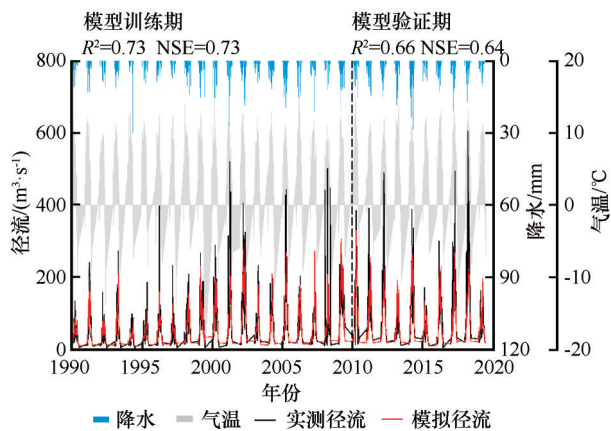


图5 沱沱河流域模拟结果

Fig. 5 Simulation results of Tuotuohe watershed

情景：①降水不变，气温分别增加0.5℃、1.0℃、1.5℃、2.0℃；②降水增加10%，同时气温分别增加

0℃、1.0℃、2.0℃；③降水增加20%，同时气温分别增加0℃、1.0℃、2.0℃。将10种气候变化情况下径流模拟结果按月统计，并与基准年相比较，得到不同气候变化情景下风火山流域相对于基准年的各月平均径流增加幅度。由表2可知，降水增加将导致全年径流增加，但年内各月增加幅度不同，其中8—9月增幅最大，6—7月次之，4—5月及10月增幅较小，11—12月径流未变化，总体上降水每增加10%，年径流约增加12%；气温增加将导致全年除8月外各月径流的不同幅度的增加，其中11—12月最大，4月、7月次之，5—6月、9—10月较小，而8月径流随气温的增加而减少，总体上气温每升高0.5℃，年径流约增加1%左右。因此，未来降水增加、气温升高的情景下，总体上径流是呈增加趋势的。

表2 不同气候变化情景下风火山流域径流变化幅度

Table 2 Range of runoff change in Fenghuoshan watershed under different climate change scenarios

月份	降水不变				降水增加10%			降水增加20%		
	+0.5℃	+1.0℃	+1.5℃	+2.0℃	+0℃	+1.0℃	+2.0℃	+0℃	+1.0℃	+2.0℃
4月	4%	8%	12%	16%	3%	11%	19%	6%	14%	22%
5月	2%	4%	5%	7%	4%	8%	11%	9%	13%	16%
6月	1%	3%	4%	6%	10%	14%	17%	21%	25%	29%
7月	3%	6%	10%	14%	12%	19%	29%	24%	33%	43%
8月	-1%	-3%	-5%	-7%	13%	9%	4%	28%	25%	20%
9月	4%	6%	8%	10%	15%	21%	22%	31%	32%	30%
10月	0%	0%	0%	0%	3%	4%	6%	7%	11%	15%
11月	10%	20%	29%	39%	0%	20%	39%	0%	19%	38%
12月	17%	36%	57%	80%	0%	36%	80%	0%	36%	80%
年均	2%	3%	4%	5%	12%	14%	16%	24%	27%	28%

注：正值表示增加幅度，负值表示减少幅度。

4 讨论

4.1 LSTM模型的冻土水文学意义

不同于一般的神经网络模型只能作为黑箱模型用于水文过程模拟，LSTM由于其特殊的细胞状态和门结构，使其具有一定的水文学意义^[28]。LSTM与一般水文模型相似，对于模型降水和气温输入是逐时间步长处理的，如本研究中以天为时间步长，每天的降水和气温输入进LSTM中后都被用来更新当前步长内的细胞状态。细胞状态是LSTM中用来存储长期记忆信息的关键变量，类比于一般水文模型，细胞状态可以理解为积雪深度、土壤含水量、地下水储量等水文过程中的状态变量；而遗忘门、输入门和输出门则可以类比理解为

积雪深度、土壤含水量、地下水储量的状态变量的消耗、增长和出流^[28]。特别地，在冻土地区，由于包含气温作为输入，而活动层的冻融过程是气温的函数，因此细胞状态也可以类比于活动层的冻融状态，而门结构则控制着活动层内的能量变化：当气温大于0℃时，随着融化指数的增加活动层融化深度逐渐加深；当气温小于0℃时，随着冻结指数的增加活动层冻结深度逐渐加深。从冻土水文学的角度分析，LSTM模型以降水和气温作为输入，细胞状态同时体现了流域蓄水量和冻土活动层冻融状态两个状态变量的变化情况，即受活动层冻融过程影响的流域蓄水量。在模型训练期内确定的LSTM参数和超参数则类比于一般水文模型的参数率定过

程;而在模型验证期,LSTM与一般水文模型验证一样,采用训练期内已确定的参数,仅依靠当前步长的输入和当前细胞状态来更新细胞状态。然而,LSTM相对于一般水文模型来说,其没有具有物理意义的数学公式来描述冻土水文过程,只能通过数据在模型训练期学习冻土水文过程特征。

如图6所示,LSTM中两个神经元细胞状态值在验证期内随时间的变化过程类似活动层冻融过程[图6(b)]、土壤含水量[图6(c)]的年内变化过程。图6(b)中,4月初至5月初,气温虽然仍低于 0°C ,但总体气温呈快速上升趋势,且此时流域内地表已经开始逐渐融化,第I部分中细胞状态值的下降与表层土壤向下融化深度逐渐加深的过程相一致;5月初,气温开始高于 0°C ,随着气温的升高,活动层融化深度逐渐加深,直至9月中旬气温降至 0°C 附近波动,活动层融化深度达最大值,而在多年冻土区活动层存在双向冻结的过程,活动层底部土壤开始逐渐由下向上冻结,第II部分中细胞状态值的变化与此过程相一致;10月初气温开始低于 0°C 且逐渐降低,表层土壤开始冻结,且冻结深度随着气温的降低逐渐加深,第III部分中细胞状态值的变化与此过程相一致。图6(c)中,可以明显地看到细胞状态值在融化、冻结过程中(0°C 附近)呈S型曲线变化,与土壤水分在活动层融化过程、冻结过程

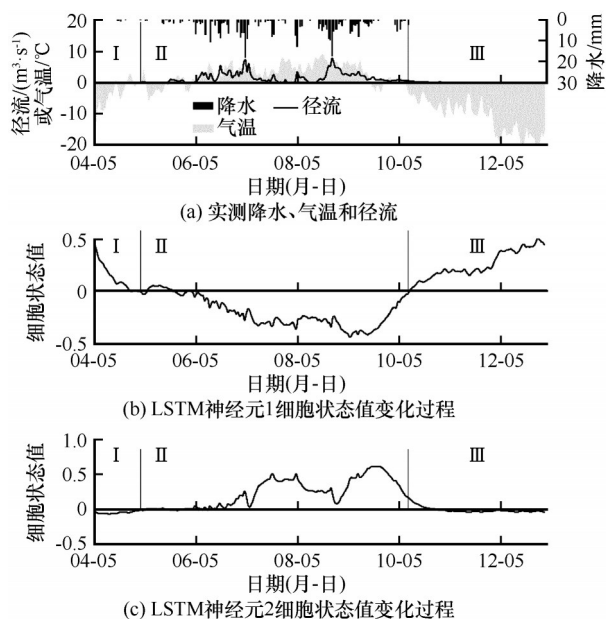


图6 模型验证期LSTM神经元细胞状态值变化过程

Fig. 6 Cell state change processes of LSTM neurons during model validation: measured precipitation, air temperature and runoff (a), cell state change processes of Neuron 1 (b), and cell state change processes of Neuron 2 (c)

中的变化一致^[64]。类似的,Kratzert等^[28]发现将LSTM模型应用于积雪影响的流域时,细胞状态值的变化能够体现积雪、融雪过程,当气温低于 0°C 时细胞状态值开始逐渐增大,直到气温升至 0°C 细胞状态值迅速减小。因此,尽管LSTM仅仅利用降水、气温和径流来训练模型参数用以模拟冻土区的径流过程,但模型学习到了活动层冻土冻融变化过程及其土壤水分变化过程特征,从而具有了一定的冻土水文学意义。因此,可以根据LSTM、冻土水文的特点,进一步改进LSTM,建立更具冻土水文学意义的模型,如Chen等^[29]依据短期径流在水文预报中重要作用,引入自注意力机制改进了LSTM,建立了更适用于水文预报的SA-LSTM模型。

4.2 气温升高对冻土区径流过程的影响

气温升高,将导致多年冻土退化^[42-44],使活动层加深、融化期延长、冻结期缩短及地下冰融化,进而通过影响地下水补给、径流路径和排泄过程及地下水与地表水的交换等方式改变径流过程^[50,65-69]。地下冰融化对径流的补给有限,Yang等^[66]发现其对径流的贡献占13.2%~16.7%,因此冻土退化虽然增加了冬季基流,但气温升高导致的地下冰的融化的增量对全年的径流增加不大(图7),更多的是通过活动层的变化改变产流过程。由表2、图7可知,降水增加将导致全年径流增加,而气温升高虽然总体上使风火山流域年径流增加,但由于活动层的存在,对年内不同月份的径流的影响是不同的。

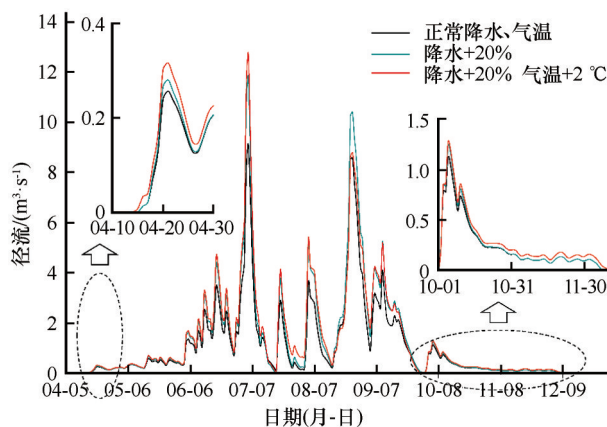


图7 不同气候变化情景下的模拟结果

Fig. 7 Simulation results under different climate change scenarios

气温升高,一方面加速了积雪的融化从而直接增加了春季的径流,另一方面改变了活动层的冻融过程间接改变了径流过程。春季融化期,风火山流

域4月初开始,地表出现缓慢的融化,同时积雪开始融化,此时表层融化较浅易于形成饱和状态,地表以蓄满产流为主,气温升高,一方面使积雪、地表融化时间提前,同时也加速了二者的融化过程,从而使蓄满产流出现的时间提前且增加,此时气温主导了流域的产流,增温对径流的增幅显著;5—6月积雪已完全融化,而活动层的融化主要发生在土壤浅层,此时壤中流开始出现,流域以壤中流、蓄满产流并存方式产流,此时气温升高将加速浅层土壤的融化从而增加壤中流、流域的最大蓄水容量,降水和冰融化的需补充更多的土壤水分才能使流域蓄满产流,另一方面由于此时气温已经大于 0°C ,蒸发不可忽视,气温的升高也将增大浅层土壤的蒸发,因此增温对径流的增幅较小,但由于此时降水较4月增加较多,故气温升高导致的径流增量大于4月;7月,由于土壤融化深度加深、超过60 cm,此时地表产流以超渗产流为主,气温升高对流域超渗产流影响甚微,而地下产流以壤中流和地下水(即冻结层上水)为主,气温升高将加速土壤融化,增加壤中流和地下水,同时由于土壤融化深度较深,对深层土壤蒸发影响有限,因此气温升高对径流的增幅较为明显;8月,活动层融化深度继续加深,接近活动层最大厚度,此时,产流方式与7月相同,但由于此时气温达年内最大值,蒸发量大,气温的增加将加剧蒸发,同时土壤持水能力也大大增加,下渗的降水、冰融化水优先补给土壤,气温升高将加大这两部分的耗水,从而将导致径流的减少,如表2所示。

9月,流域径流过程进入秋季退水阶段,活动层融化深度达最大值,同时由于气温开始降低,流域内部分区域地表开始冻结,随着冻结面积的增加,使地表开始出现不透水层,地表出现零厚度包气带性质的蓄满产流,而壤中流因地表逐渐冻结而缺少入渗补给迅速减少并逐渐消失,地下水因为多年冻土区双向冻结的存在而随气温的降低而减少直至因活动层完全冻结而消失。一方面,气温升高延缓了地表开始冻结的时间,使地表产流仍以超渗产流为主,同时也使壤中流消失的时间延迟;另一方面,气温升高延迟了活动层的双向冻结过程,延缓了活动层导水系数因冻结而减小的过程^[7],增加了同时期的地下水出流。如图7所示,10月下旬至12月,由于气温已经低于 0°C ,上述的气温升高导致地下水增幅明显,为年内因气温升高导致的径流增幅之最;而9月初至中旬,由于气温仍大于 0°C ,气温升

高对上述过程影响较小,且由于气温升高也将导致蒸发增加,故径流反而略有减小。王根绪等^[4]基于风火山流域径流的研究提出了温度变源产流的概念,即在多年冻土区产流过程并非由土壤水分条件唯一决定而更多是由温度条件控制的^[9];本研究中,气温升高对径流不同月份的影响反映了这一规律。因此,在多年冻土区温度变源产流条件下,气温升高,一方面促进活动层的融化过程、减缓冻结过程而改变产流过程,使春、冬季节径流增加,另一方面夏季气温的升高也会促进蒸发,使径流出现一定的减少。在未来气候变暖、冻土退化的情况下,最终将使冻土区流域年内径流过程趋于平缓。

5 结论

本文依据多年冻土区产流机制,以降水、气温作为输入,建立了基于LSTM的冻土水文模型,探究了其冻土水文学意义,并分析了气温升高对冻土区径流过程的影响,得到以下结论:

(1)LSTM模型的细胞状态能够存储冻土水文过程中的长期记忆信息,如活动层冻融状态、土壤含水量等,而遗忘门、输入门和输出门则可以类比为活动层中的能量、土壤含水量等状态变量的消耗、增长和出流。因此,通过降水、气温和径流来训练模型时,其能够学习活动层冻融过程、土壤含水量变化规律,并且在验证时能通过细胞状态值反映出这些冻土水文关键变量随气温、降水的变化,从而使模型具有了一定的冻土水文学意义,并在风火山流域表现出了良好的适用性。

(2)将模型应用于预测未来气候变化情景下风火山流域径流的变化规律,总体上风火山流域的径流是呈现增加趋势的,降水每增加10%,年径流约增加12%;而气温升高对年径流增加不大,每升高 0.5°C ,年径流仅增加1%。但是气温升高将改变活动层的冻融过程,对年内不同时期的径流过程产生不同的影响,在春季融化期、秋季冻结期时径流增幅明显,而由于蒸发加剧、活动层加深,径流在8月出现了减少;同时,气温升高将延长融化期、缩短冻结期,并且改变径流组分。例如,在秋季冻结过程中,本来因冻结地表出现不透水层,从而形成了零厚度包气带性质的蓄满产流,同时壤中流因地表逐渐冻结而缺少入渗补给迅速减少并逐渐消失;而因气温升高,延缓了冻结时间,使地表产流仍以超渗为主,同时也使壤中流消失的时间延迟。这些现象

反映了温度变源产流规律,即在多年冻土区产流过程并非由土壤水分条件唯一决定而更多是由温度条件控制的。

综上所述,基于LSTM的冻土水文模型具有一定的冻土水文学意义,在缺少土壤温度、水分观测资料的条件下,能够依靠有限的降水、气温、径流资料模拟青藏高原上的多年冻土区受活动层冻融过程影响的径流过程,为冻土水文模拟研究提供了一种简单有效、具有一定物理意义的方法。

参考文献(References):

- [1] Wang Tianye, Wu Tonghua, Wang Ping, et al. Spatial distribution and changes of permafrost on the Qinghai-Tibet Plateau revealed by statistical models during the period of 1980 to 2010 [J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 650: 661-670.
- [2] Zou Defu, Zhao Lin, Sheng Yu, et al. A new map of permafrost distribution on the Tibetan Plateau [J]. *The Cryosphere*, 2017, 11(6): 2527-2542.
- [3] Gruber S. Derivation and analysis of a high-resolution estimate of global permafrost zonation [J]. *The Cryosphere*, 2012, 6(1): 221-233.
- [4] Wang Genxu, Zhang Yinsheng. Theory and practice of ecohydrology in cold regions[M]. Beijing: Science Press, 2016. [王根绪, 张寅生. 寒区生态水文学理论与实践[M]. 北京: 科学出版社, 2016.]
- [5] Yang Yong, Chen Rensheng. Research review on hydrology in the permafrost and seasonal frozen regions [J]. *Advances in Earth Science*, 2011, 26(7): 711-723. [阳勇, 陈仁升. 冻土水文研究进展[J]. *地球科学进展*, 2011, 26(7): 711-723.]
- [6] Kuchment L S, Gelfan A N, Demidov V N. A distributed model of runoff generation in the permafrost regions [J]. *Journal of Hydrology*, 2000, 240(1/2): 1-22.
- [7] Huang Kewei, Dai Junchen, Wang Genxu, et al. The impact of land surface temperatures on suprapermafrost groundwater on the central Qinghai-Tibet Plateau [J]. *Hydrological Processes*, 2020, 34(6): 1475-1488.
- [8] Ding Yongjian, Zhang Shiqiang, Wu Jinkui, et al. Recent progress on studies on cryospheric hydrological processes changes in China [J]. *Advances in Water Science*, 2020, 31(5): 690-702. [丁永建, 张世强, 吴锦奎, 等. 中国冰冻圈水文过程变化研究新进展[J]. *水科学进展*, 2020, 31(5): 690-702.]
- [9] Wang Genxu, Mao Tianxu, Chang Juan, et al. Processes of runoff generation operating during the spring and autumn seasons in a permafrost catchment on semi-arid plateaus [J]. *Journal of Hydrology*, 2017, 550: 307-317.
- [10] Zhang Yanlin, Chang Xiaoli, Liang Ji, et al. Influence of frozen ground on hydrological processes in alpine regions: a case study in an upper reach of the Heihe River [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2016, 38(5): 1362-1372. [张艳林, 常晓丽, 梁继, 等. 高寒山区冻土对水文过程的影响研究: 以黑河上游八宝河为例[J]. *冰川冻土*, 2016, 38(5): 1362-1372.]
- [11] Li Taibing, Wang Genxu, Hu Hongchang, et al. Hydrological process in a typical small permafrost watershed at the headwaters of Yangtze River [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2009, 31(1): 82-88. [李太兵, 王根绪, 胡宏昌, 等. 长江源多年冻土区典型小流域水文过程特征研究[J]. *冰川冻土*, 2009, 31(1): 82-88.]
- [12] Kang Ersi, Cheng Guodong, Lan Yongchao, et al. A model for simulating the response of runoff from the mountainous watersheds of inland river basins in the arid area of Northwest China to climatic changes [J]. *Science in China: Series D Earth Sciences*, 1999, 42(Suppl 1): 52-63.
- [13] Lindstrom G, Bishop K, Lofvenius M O. Soil frost and runoff at Svartberget, northern Sweden: measurements and model analysis [J]. *Hydrological Processes*, 2002, 16(17): 3379-3392.
- [14] Guan Zhicheng, Duan Yuansheng. Modeling the hydrological process of drainages in cold regions [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2003, 25(Suppl 2): 266-272. [关志成, 段元胜. 寒区流域水文模拟研究[J]. *冰川冻土*, 2003, 25(增刊 2): 266-272.]
- [15] Zhou Jian, Li Xin, Wang Genxu, et al. An improved precipitation-runoff model based on MMS and its application in the upstream basin of the Heihe River [J]. *Journal of Natural Resources*, 2008, 23(4): 724-736. [周剑, 李新, 王根绪, 等. 一种基于MMS的改进降水径流模型在中国西北地区黑河上游流域的应用[J]. *自然资源学报*, 2008, 23(4): 724-736.]
- [16] Qi Junyu, Zhang Xuesong, Wang Qianfeng. Improving hydrological simulation in the upper Mississippi River basin through enhanced freeze-thaw cycle representation [J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 571: 605-618.
- [17] Qi Junyu, Li Sheng, Li Qiang, et al. Assessing an enhanced version of SWAT on water quantity and quality simulation in regions with seasonal snow cover [J]. *Water Resources Management*, 2016, 30(14): 5021-5037.
- [18] Qi Junyu, Li Sheng, Li Qiang, et al. A new soil-temperature module for SWAT application in regions with seasonal snow cover [J]. *Journal of Hydrology*, 2016, 538: 863-877.
- [19] Li Mingliang, Yang Dawen, Hou Jie, et al. A distributed hydrological model of the Heilongjiang River basin [J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2021, 40(1): 65-75. [李明亮, 杨大文, 侯杰, 等. 黑龙江流域分布式水文模型研究[J]. *水力发电学报*, 2021, 40(1): 65-75.]
- [20] Liang Xu, Lettenmaier D P, Wood E F, et al. A simple hydrologically based model of land surface water and energy fluxes for general circulation models [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1994, 99(D7): 14415-14428.
- [21] Rigon R, Bertoldi G, Over T M. GEOTop: a distributed hydrological model with coupled water and energy budgets [J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2006, 7(3): 371-388.
- [22] Pomeroy J W, Gray D M, Brown T, et al. The cold regions hydrological process representation and model: a platform for basing model structure on physical evidence [J]. *Hydrological Processes*, 2007, 21(19): 2650-2667.
- [23] Gao Bing, Qin Yue, Wang Yuhua, et al. Modeling ecohydrological processes and spatial patterns in the upper Heihe basin in China [J/OL]. *Forests*, 2016, 7(1) [2021-06-17]. <https://doi.org/10.3390/f7010010>.
- [24] Chen R, Wang G, Yang Y, et al. Effects of cryospheric change on alpine hydrology: combining a model with observations in the upper reaches of the Hei River, China [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2018, 123(7): 3414-3442.
- [25] Chen Rensheng, Lu Shihua, Kang Ersi, et al. A distributed water-heat coupled model for mountainous watershed of an inland river basin of Northwest China (I): model structure and equations [J]. *Environmental Geology*, 2008, 53(6): 1299-

- 1309.
- [26] Qi Jia, Wang Lei, Zhou Jing, et al. Coupled snow and frozen ground physics improves cold region hydrological simulations: an evaluation at the upper Yangtze River basin (Tibetan Plateau) [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2019, 124(23): 12985-13004.
- [27] Wood E F, Roundy J K, Troy T J, et al. Hyperresolution global land surface modeling: meeting a grand challenge for monitoring Earth's terrestrial water [J/OL]. *Water Resources Research*, 2011, 47(5) [2021-06-17]. <https://doi.org/10.1029/2010WR010090>.
- [28] Kratzert F, Klotz D, Brenner C, et al. Rainfall-runoff modeling using Long Short-Term Memory (LSTM) networks [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2018, 22(11): 6005-6022.
- [29] Chen Xi, Huang Jiaxu, Han Zhen, et al. The importance of short lag-time in the runoff forecasting model based on long short-term memory [J/OL]. *Journal of Hydrology*, 2020, 589 [2021-06-17]. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125359>.
- [30] Gao Hongkai, Wang Jingjing, Yang Yuzhong, et al. Permafrost hydrology of the Qinghai-Tibet Plateau: a review of processes and modeling [J/OL]. *Frontiers in Earth Science*, 2021, 8 [2021-06-17]. <https://doi.org/10.3389/feart.2020.576838>.
- [31] Karandish F, Simunek J. A comparison of numerical and machine-learning modeling of soil water content with limited input data [J]. *Journal of Hydrology*, 2016, 543: 892-909.
- [32] Yaseen Z M, El-shafie A, Jaafar O, et al. Artificial intelligence based models for stream-flow forecasting: 2000-2015 [J]. *Journal of Hydrology*, 2015, 530: 829-844.
- [33] Chang Juan, Wang Genxu, Guo Linmao. Simulation of soil thermal dynamics using an artificial neural network model for a permafrost alpine meadow on the Qinghai-Tibetan Plateau [J]. *Permafrost and Periglacial Processes*, 2019, 30(3): 195-207.
- [34] Chang Juan, Wang Genxu, Mao Tianxu, et al. ANN model-based simulation of the runoff variation in response to climate change on the Qinghai-Tibet Plateau, China [J/OL]. *Advances in Meteorology*, 2017 [2021-06-17]. <https://doi.org/10.1155/2017/9451802>.
- [35] Chang Juan, Wang Genxu, Mao Tianxu. Simulation and prediction of suprapermafrost groundwater level variation in response to climate change using a neural network model [J]. *Journal of Hydrology*, 2015, 529: 1211-1220.
- [36] Dang Chiheng, Zhang Hongbo, Chen Keyu, et al. Application of the long short-term memory neural network for rainfall-runoff simulation in seasonal snowmelt basin [J]. *Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition)*, 2020, 41(5): 10-18. [党池恒, 张洪波, 陈克宇, 等. 长短期记忆神经网络在季节性融雪流域降水-径流模拟中的应用 [J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2020, 41(5): 10-18.]
- [37] Gao Shuai, Huang Yuefei, Zhang Shuo, et al. Short-term runoff prediction with GRU and LSTM networks without requiring time step optimization during sample generation [J/OL]. *Journal of Hydrology*, 2020, 589 [2021-06-17]. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125188>.
- [38] Wang Xin, Wu Ji, Liu Chao, et al. Exploring LSTM based recurrent neural network for failure time series prediction [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2018, 44(4): 772-784. [王鑫, 吴际, 刘超, 等. 基于 LSTM 循环神经网络的故障时间序列预测 [J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(4): 772-784.]
- [39] Tennant C, Larsen L, Bellugi D, et al. The utility of information flow in formulating discharge forecast models: a case study from an arid snow-dominated catchment [J/OL]. *Water Resources Research*, 2020, 56(8) [2021-06-17]. <https://doi.org/10.1029/2019WR024908>.
- [40] Zhao Lin, Hu Guojie, Zou Defu, et al. Permafrost changes and its effects on hydrological processes on Qinghai-Tibet Plateau [J]. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2019, 34(11): 1233-1246. [赵林, 胡国杰, 邹德富, 等. 青藏高原多年冻土变化对水文过程的影响 [J]. 中国科学院院刊, 2019, 34(11): 1233-1246.]
- [41] Chen Fahu, Fu Bojie, Xia Jun, et al. Major advances in studies of the physical geography and living environment of China during the past 70 years and future prospects [J]. *Science China: Earth Sciences*, 2019, 62(11): 1665-1701. [陈发虎, 傅伯杰, 夏军, 等. 近 70 年来中国自然地理与生存环境基础研究的重要进展与展望 [J]. 中国科学: 地球科学, 2019, 49(11): 1659-1696.]
- [42] Hu Guojie, Zhao Lin, Li Ren, et al. Variations in soil temperature from 1980 to 2015 in permafrost regions on the Qinghai-Tibetan Plateau based on observed and reanalysis products [J]. *Geoderma*, 2019, 337: 893-905.
- [43] Wu Qingbai, Niu Fujun. Permafrost changes and engineering stability in Qinghai-Xizang Plateau [J]. *Chinese Science Bulletin*, 2013, 58(10): 1079-1094.
- [44] Cheng Guodong, Wu Tonghua. Responses of permafrost to climate change and their environmental significance, Qinghai-Tibet Plateau [J/OL]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2007, 112 (F2) [2021-06-17]. <https://doi.org/10.1029/2006JF000631>.
- [45] Cheng Guodong, Jin Huijun. Groundwater in the permafrost regions on the Qinghai-Tibet Plateau and it changes [J]. *Hydrogeology and Engineering Geology*, 2013, 40(1): 1-11. [程国栋, 金会军. 青藏高原多年冻土区地下水及其变化 [J]. 水文地质工程地质, 2013, 40(1): 1-11.]
- [46] Tang Qihong, Lan Cuo, Su Fengge, et al. Streamflow change on the Qinghai-Tibet Plateau and its impacts [J]. *Chinese Science Bulletin*, 2019, 64(27): 2807-2821. [汤秋鸿, 兰措, 苏凤阁, 等. 青藏高原河川径流变化及其影响研究进展 [J]. 科学通报, 2019, 64(27): 2807-2821.]
- [47] Gao Bing, Yang Dawen, Qin Yue, et al. Change in frozen soils and its effect on regional hydrology, upper Heihe basin, northeastern Qinghai-Tibetan Plateau [J]. *The Cryosphere*, 2018, 12(2): 657-673.
- [48] Mao Tianxu, Wang Genxu. Analysis on characteristics of low-flow based on the monthly runoff recession coefficient in the Three-River Headwaters Region [J]. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2016, 25(7): 1150-1157. [毛天旭, 王根绪. 基于逐月退水系数的三江源枯季径流特征分析 [J]. 长江流域资源与环境, 2016, 25(7): 1150-1157.]
- [49] Wang Yousheng, Cheng Congcong, Xie Yun, et al. Increasing trends in rainfall-runoff erosivity in the Source Region of the Three Rivers, 1961-2012 [J]. *Science of the Total Environment*, 2017, 592: 639-648.
- [50] Song Chunlin, Wang Genxu, Mao Tianxu, et al. Linkage between permafrost distribution and river runoff changes across the Arctic and the Tibetan Plateau [J]. *Science China: Earth Sciences*, 2020, 63(2): 292-302.
- [51] Ye Baisheng, Yang Daqing, Zhang Zhongliang, et al. Variation of hydrological regime with permafrost coverage over Lena basin in Siberia [J/OL]. *Journal of Geophysical Research: At-*

- mospheres, 2009, 114 (D7) [2021-06-17]. <https://doi.org/10.1029/2008JD010537>.
- [52] Li Na, Wang Genxu, Yang Yan, et al. Plant production, and carbon and nitrogen source pools, are strongly intensified by experimental warming in alpine ecosystems in the Qinghai-Tibet Plateau [J]. *Soil Biology & Biochemistry*, 2011, 43 (5): 942-953.
- [53] Song Chunlin, Wang Genxu, Mao Tianxu, et al. Importance of active layer freeze-thaw cycles on the riverine dissolved carbon export on the Qinghai-Tibet Plateau permafrost region [J/OL]. *PeerJ*, 2019 [2021-06-17]. <https://doi.org/10.7717/peerj.7146>.
- [54] Song Chunlin, Wang Genxu, Hu Zhaoyong, et al. Net ecosystem carbon budget of a grassland ecosystem in central Qinghai-Tibet Plateau: integrating terrestrial and aquatic carbon fluxes at catchment scale [J/OL]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2020, 290 [2021-06-17]. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.108021>.
- [55] Zhou Youwu, Guo Dongxin, Qiu Guoqing, et al. *Geocryology in China* [M]. Beijing: Science Press, 2000. [周幼吾, 郭东信, 邱国庆, 等. 中国冻土 [M]. 北京: 科学出版社, 2000.]
- [56] Wu Qingbai, Liu Yongzhi. Ground temperature monitoring and its recent change in Qinghai-Tibet Plateau [J]. *Cold Regions Science and Technology*, 2004, 38(2/3): 85-92.
- [57] Zhao Haipeng, Lü Mingxia, Wang Yibo, et al. Soil water content and temperature of the active layer dynamics on the slope of the Fenghuoshan basin, Tibetan Plateau [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2020, 42(4): 1158-1168. [赵海鹏, 吕明侠, 王一博, 等. 青藏高原原火山流域坡面尺度活动层土壤水热时空变化特征 [J]. 冰川冻土, 2020, 42(4): 1158-1168.]
- [58] Zhang Wei, Wang Genxu, Zhou Jian, et al. Simulating the water-heat processes in permafrost regions in the Tibetan Plateau based on CoupModel [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2012, 34(5): 1099-1109. [张伟, 王根绪, 周剑, 等. 基于 CoupModel 的青藏高原多年冻土区土壤水热过程模拟 [J]. 冰川冻土, 2012, 34(5): 1099-1109.]
- [59] Wang Genxu, Hu Hongchang, Li Taibin. The influence of freeze-thaw cycles of active soil layer on surface runoff in a permafrost watershed [J]. *Journal of Hydrology*, 2009, 375(3/4): 438-449.
- [60] Tang Xiongpeng, Lü Haishen. Temporal variation of main hydrologic meteorological elements in Tuotuohe River basin [J]. *Water Resource and Power*, 2016, 34(12): 37-40. [唐雄朋, 吕海深. 沱沱河流域水文气象要素变化特征分析 [J]. 水电能源科学, 2016, 34(12): 37-40.]
- [61] Luo Yu, Qin Ningsheng, Zhou Bin, et al. Runoff characteristics and hysteresis to precipitation in Tuotuo River basin in source region of Yangtze River during 1961-2011 [J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2019, 39(2): 22-28. [罗玉, 秦宁生, 周斌, 等. 长江源区沱沱河流域 1961-2011 年径流特征及其对降水的滞后效应 [J]. 水土保持通报, 2019, 39(2): 22-28.]
- [62] An Lixing, Hao Yonghong, Yeh T-C J, et al. Simulation of karst spring discharge using a combination of time-frequency analysis methods and long short-term memory neural networks [J/OL]. *Journal of Hydrology*, 2020, 589 [2021-06-17]. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125320>.
- [63] Han Li, Song Kechao, Zhang Wenjiang, et al. Temporal and spatial variations of hydrological factors in the source area of the Yangtze River and its responses to climate change [J]. *Mountain Research*, 2017, 35(2): 129-141. [韩丽, 宋克超, 张文江, 等. 长江源头流域水文要素时空变化及对气候因子的响应 [J]. 山地学报, 2017, 35(2): 129-141.]
- [64] Wang Genxu, Li Shengnan, Hu Hongchang, et al. Water regime shifts in the active soil layer of the Qinghai-Tibet Plateau permafrost region, under different levels of vegetation [J]. *Geoderma*, 2009, 149(3/4): 280-289.
- [65] Cheng Guodong, Zhao Lin, Li Ren, et al. Characteristic, changes and impacts of permafrost on Qinghai-Tibet Plateau [J]. *Chinese Science Bulletin*, 2019, 64(27): 2783-2795. [程国栋, 赵林, 李韧, 等. 青藏高原多年冻土特征、变化及影响 [J]. 科学通报, 2019, 64(27): 2783-2795.]
- [66] Yang Yuzhong, Wu Qingbai, Jin Huijun, et al. Delineating the hydrological processes and hydraulic connectivities under permafrost degradation on Northeastern Qinghai-Tibet Plateau, China [J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 569: 359-372.
- [67] Wu Qingbai, Zhang Tingjun. Changes in active layer thickness over the Qinghai-Tibetan Plateau from 1995 to 2007 [J/OL]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2010, 115 (D9) [2021-06-17]. <https://doi.org/10.1029/2009JD012974>.
- [68] Lawrence D M, Slater A G. A projection of severe near-surface permafrost degradation during the 21st century [J/OL]. *Geophysical Research Letters*, 2005, 32 (24) [2021-06-17]. <https://doi.org/10.1029/2005GL025080>.
- [69] Guo Linmao, Chang Juan, Xu Hongliang, et al. Simulation and prediction of permafrost active layer temperature based on BP neural network and FEFLOW model: take the Fenghuoshan area on the Tibetan Plateau as an example [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2020, 42(2): 399-411. [郭林茂, 常娟, 徐洪亮, 等. 基于 BP 神经网络和 FEFLOW 模型模拟预测多年冻土活动层温度: 以青藏高原原火山地区为例 [J]. 冰川冻土, 2020, 42(2): 399-411.]

Runoff simulation and prediction of a typical small watershed in permafrost region of the Qinghai-Tibet Plateau based on LSTM

HUANG Kewei^{1,2}, WANG Genxu¹, SONG Chunlin³, YU Qihao⁴

(1. Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610041, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 4. State Key Laboratory of Frozen Soil Engineering, Northwest Institute of Eco-Environment and Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, China)

Abstract: The Qinghai-Tibet Plateau, known as the Third Pole, with 42.4% permafrost coverage, is sensitive to climate change. Runoff generation of small-scale watershed with high permafrost coverage is significantly controlled by temperature factor, which makes ordinary hydrological model unsuitable for this area, while lack of measured data such as soil temperature and moisture makes common permafrost hydrological model difficult to be applied. Moreover, increase in air temperature will result in permafrost degradation, which fundamentally changes the hydrogeological conditions in permafrost regions and finally changes the runoff process in permafrost watershed. Thus, the air temperature is a key factor in permafrost runoff modeling. LSTM (long short-term memory) is a special recurrent neural network with a more detailed internal processing unit, which contains cell state and gate structures, helping it effectively use long-distance time series information in hydrology. In this study, we developed a permafrost hydrological model at small-scale watershed based on LSTM neural networks with the consideration of runoff generation mechanism in permafrost. And it was applied in Fenghuoshan watershed, a tributary of the source region of the Yangtze River with 100% permafrost coverage, located at the central of Qinghai-Tibet Plateau. In the LSTM permafrost hydrological model, the precipitation and air temperature are employed as model inputs, while the runoff is regarded as the output. The daily precipitation, air temperature, and runoff observation data from year 2017 to 2018 were employed to train the model, and the dataset of year 2019 was used for model validation. Benefiting from the special cell state and gate structures of LSTM, the model is capable of learning and reflecting freeze-thaw processes and soil moisture seasonal variation in the active layer, with cell state evolution of some LSTM neurons consistent with these processes. It gives the model a certain permafrost hydrological significance and the high performance of permafrost runoff simulation. The values of R^2 , NSE and RMSE were 0.93, 0.93, 0.63 $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ during training period, 0.81, 0.77, 0.69 $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ during validation period, respectively. Besides, the model performed well in all periods within the year, including spring flood period, summer recession period, summer flood period, autumn recession period and winter freezing period. The model was also applied in the Tuotuohe watershed, which is close to Fenghuoshan watershed. The values of R^2 , NSE were 0.73, 0.73 during training period, 0.66, 0.64 during validation period, respectively. The model result was comparable to the results of CRHM model and WEB-DHM-SF model, which demonstrates it was reasonable and reliable. And the model was employed to predict runoff changes of Fenghuoshan watershed under 10 different climate change scenarios, those were 10% or 20% increase in precipitation with 0 °C, 1.0 °C, 2.0 °C increase in air temperature and 0.5 °C, 1.0 °C, 1.5 °C, 2.0 °C increase in air temperature with precipitation unchanged. It shows that every 10% increase in the precipitation will result in approximately 12% increase in the annual runoff, while every 0.5 °C increase in the air temperature will result in approximately 1% increase. The thaw of underground ice induced by increase in air temperature contributes little to the runoff

increase. However, it significantly changes the runoff process through altering the freeze-thaw processes in the active layer, which has a different influence on the runoff during different periods. Increase in the air temperature will result in significant increase in the runoff during spring thaw and autumn freeze period, while the runoff decreases in August due to the increased evaporation and deepened active layer caused by the increase in the air temperature. Meanwhile, increase in the air temperature prolongs the thaw period and shortens the freeze period, which will change the runoff compositions. This illustrates the temperature-induced variable source area runoff generation process, namely the runoff generation in permafrost region not solely determined by soil moisture but controlled by temperature conditions. The results show that the trained model can be employed to simulate and predict runoff of small permafrost watershed with only precipitation and air temperature as inputs, which are easier available in permafrost areas. It provides a simple and effective method, with a certain physical meaning, for permafrost watershed lacking observation data such as soil temperature and moisture.

Key words: permafrost; runoff simulation; freeze-thaw processes; LSTM

(责编委: 陈仁升; 编辑: 武俊杰)