

DOI:10.7522/j.issn.1000-0240.2023.0069

ZHANG Fangyuan, CHANG Juan, LIU Jian, et al. Response of soil water content at different altitudes to climate change in the permafrost region of the Qinghai-Tibet Plateau: an ELM model analysis[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2023, 45(3):915-929. [张方园, 常娟, 刘健, 等. 青藏高原多年冻土区不同海拔土壤含水量对气候变化的响应: 基于 ELM 模型[J]. 冰川冻土, 2023, 45(3):915-929.]

# 青藏高原多年冻土区不同海拔土壤含水量 对气候变化的响应 ——基于 ELM 模型

张方园, 常娟, 刘健, 孙文军

(兰州大学 资源环境学院, 甘肃 兰州 730000)

**摘 要:** 多年冻土区活动层是地表水和地下水相互转化中十分重要的交换通道, 活动层土壤含水量是多年冻土区水文循环中重要的组成部分, 其动态变化与寒区生态环境密切相关。在气候变化背景下, 深入了解活动层土壤含水量的动态变化特征具有重要意义。本文利用 ELM (Extreme Learning Machine) 模型对青藏高原腹地不同海拔高度多年冻土区土壤含水量进行模拟分析, 结果表明: 与 BP 神经网络模型相比, 二输入变量 ELM 模型的模拟精度更高; ELM 模型模拟后 1 天土壤含水量的  $NSE$  值在 0.69~0.87 之间, 其中坡下 20 cm 深度处模拟  $NSE$  取得最大值 (0.87), 并且模拟精度随着推后时间的增加有所提升, 模拟后 3 天和后 7 天的  $NSE$  值分别在 0.76~0.92 和 0.75~0.93 之间; 坡下各深度含水量的模拟效果优于坡上。在此基础上, 通过设置不同的气候变化情景, 研究土壤含水量在气候变化背景下的动态变化规律及响应特征。研究发现, 升温导致冻结初期以及融化初期不同深度的土壤含水量均出现增大的趋势, 在完全冻结期和完全融化期变化不明显。且随着气温增幅的加大, 冻结初期以及融化初期的土壤含水量变化也逐渐增大, 深层土壤含水量较浅层土壤含水量的增加更加显著。在降水增加的情景下, 降水增加越大, 土壤含水量的增加趋势越明显, 但整体变化幅度较小; 坡上各深度土壤含水量的增加主要发生在融化初期和完全融化期, 坡下则主要集中在融化初期, 相比于深层土壤, 浅层土壤对降水增加的响应更加强烈。

**关键词:** 青藏高原; 气候变化; 不同海拔; 土壤含水量; ELM 模型

**中图分类号:** P642.14; P467 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-0240(2023)03-0915-15

## 0 引言

近几十年来, 全球变暖极大地改变了区域水文地质状况以及地下水动态, 同时也影响了流域范围内水文过程及水资源的分布格局<sup>[1-4]</sup>。土壤含水量在水、能量和碳循环等过程中具有重要意义, 尤其在多年冻土区, 土壤含水量是影响植被生长、地下水补给、地表径流、蒸散发以及冻融循环过程的重要因素<sup>[5]</sup>, 另一方面, 冻融循环通过影响水文过程土壤水分的相变使土壤含水量发生变化<sup>[6]</sup>。但是目前

关于气候变化对土壤含水量的影响存在争议, 气候变化可能导致冻土融化而引起浅层土壤含水量升高<sup>[7-8]</sup>, 也可能引起浅层土壤含水量减少, 甚至区域蒸散发增加而出现干旱的情况<sup>[6]</sup>。青藏高原作为“亚洲水塔”, 广泛发育着多年冻土, 为下游地区提供了大量水资源。准确评价未来气候变化对多年冻土区土壤含水量动态变化的影响具有重要意义<sup>[9]</sup>。

一直以来, 基于物理过程的数值模型被大量运用于多年冻土区土壤水热特征分析<sup>[10-12]</sup>, 由于在青

收稿日期: 2022-07-02; 修订日期: 2023-01-12

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42071027; U2240226) 资助

作者简介: 张方园, 硕士研究生, 主要从事寒区土壤入渗过程研究. E-mail: zhangfy2020@lzu.edu.cn

通信作者: 常娟, 副教授, 主要从事寒区水文过程研究. E-mail: changjuan@lzu.edu.cn

藏高原等地区恶劣的气候环境,基础数据的获取往往具有较大的难度,因此机器学习工具成为一个较好的选择。近些年来,人工智能模型已经被广泛地运用到水文研究当中,甚至在多年冻土区的研究中也运用了人工智能模型模拟径流、地下水位、含冰量等<sup>[13-16]</sup>。ELM(Extreme Learning Machine)是黄广斌等基于神经网络改进的智能模型,该模型使用前馈神经网络,具有较好的泛化能力<sup>[17-18]</sup>。已有大量研究表明,ELM模型在对非冻土区地表径流、水分蒸发以及土壤含水量的模拟预测中达到较高的精度<sup>[19-22]</sup>。Liu等<sup>[23]</sup>利用ELM和支持向量机(SVM)对澳大利亚维多利亚州Dookie苹果园的土壤含水量进行了预测,揭示了ELM在不同土壤深度的含水量预测的优越性能。Yaseen等<sup>[22]</sup>使用ELM对河流流量进行模拟预测发现,ELM模型在很多指标上优于支持向量回归(SVR)、广义回归神经网络(GRNN)以及其他模型。Niu等<sup>[24]</sup>通过将ELM模型和QPSO算法结合,对新丰江水库的逐日数据进行模拟,证实了ELM模型较好的泛化性。但是目前将ELM模型运用到对多年冻土区土壤含水量预测的研究很少,因此本研究希望通过运用ELM模型对多年冻土区土壤含水量的模拟进行尝试,为探究环境变化对多年冻土区水文过程的影响提供一种方法。

研究表明,2011—2020年平均地表温度比1850—1900年高 $1.09\text{ }^{\circ}\text{C}$ (IPCC)<sup>[25]</sup>,Shi等<sup>[26]</sup>、Sitch等<sup>[27]</sup>研究表明全球地表温度以 $0.3\text{ }^{\circ}\text{C}\cdot(10\text{a})^{-1}$ 上升,到本世纪末可能持续上升 $1.8\sim 4.8\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。Rowlands等<sup>[28]</sup>通过模拟预测指出,预计到2050年全球气温将比上个世纪平均气温上升 $1.4\sim 3.0\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。全球变暖已不可逆转,青藏高原对气温升高更为敏感,另有气象监测数据表明,风火山研究区域2001—2005年平均降雨量比1976—2010年多年平均降雨量增加近15%,2006—2010年平均降雨量更是高出20%以上<sup>[29-30]</sup>。活动层土壤含水量的动态变化是影响寒区地下水循环和地表能量转换过程的主要因素<sup>[31]</sup>。为了明晰气候变化下青藏高原多年冻土退化对区域水循环的影响,必须了解这些条件下活动层土壤水动态变化特征。因此,本研究基于获取的基础数据,根据青藏高原多年冻土冻融循环特征,将研究区域土壤含水量季节变化分为完全冻结期、融化初期、完全融化期和冻结初期四个时期<sup>[12]</sup>,利用ELM模型对风火山研究区不同海拔、不同深度土壤含水量的动态变化过程进行模拟;并且在此基础上,设置了气

温增加幅度分别为 $1.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $2.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $3.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ [分别表示成 $(T+1.5)\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $(T+2.5)\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $(T+3.5)\text{ }^{\circ}\text{C}$ ]、降水量增加10%、20%、30%(分别表示成 $P+10\%P$ 、 $P+20\%P$ 、 $P+30\%P$ )的气候变化情境,以分析不同海拔及不同深度土壤含水量对气候变化的响应特征。

## 1 研究区域概况以及数据收集

如图1所示,研究区域位于长江源区北麓河一级支流,左冒西孔曲小流域内( $34^{\circ}40'\sim 34^{\circ}48'\text{ N}$ ,  $93^{\circ}3'\sim 92^{\circ}50'\text{ E}$ ),海拔分布在 $4\,603\sim 5\,398\text{ m}$ <sup>[32]</sup>。研究区域属于典型的连续多年冻土区,多年冻土层的厚度约为 $50\sim 120\text{ m}$ ,活动层厚度从 $0.8\sim 2.5\text{ m}$ 不等。全年平均气温为 $-5.2\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,年平均降水量在 $270\text{ mm}$ 左右,年平均水面蒸发量高达 $1\,480\text{ mm}$ 左右。研究区域的山体坡度介于 $10^{\circ}\sim 15^{\circ}$ 之间,坡地植被类型以高寒草甸、高寒草原为主<sup>[33]</sup>。受高寒草甸植被根系影响, $0\sim 30\text{ cm}$ 土质较为疏松,含少量的风化砾石,土壤湿润。 $30\text{ cm}$ 以下的土壤层含有较多的砾石,根系减少,土壤质地趋于紧密。活动层浅层土壤( $0\sim 50\text{ cm}$ )剖面植被根系分布较多,土壤有机质含量较高、黏性颗粒含量高、孔隙度大、容重较低。而深层土壤( $50\sim 100\text{ cm}$ )砂砾石含量逐渐增加,容重逐渐增加,有机质含量逐渐减少<sup>[5]</sup>。

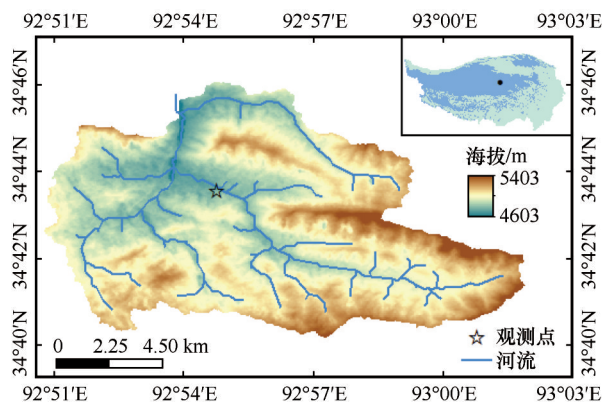


图1 研究区域图

Fig. 1 The map of study area

本研究所采用的数据资料来自于青藏高原风火山观测站。其中气温和降水数据由自动气象站观测所得,土壤含水量的观测分别由埋设在坡面两个位置(海拔分别为 $4\,760\text{ m}$ 、 $4\,810\text{ m}$ )的 $20\text{ cm}$ 、 $40\text{ cm}$ (浅层)以及 $65\text{ cm}$ (深层)<sup>[34]</sup>的频域反射仪(FDR)探头测量(观测精度为 $\pm 2\%$ ),研究时段为2006—2009年。取所观测的土壤含水量、气温以及

降水数据的日平均值作为当天数据。

## 2 研究方法

### 2.1 模型介绍

ELM 是一种基于单隐层前馈神经网络(SLFN)的学习算法模型,并已广泛应用于各种预测问题。ELM 模型在训练过程中随机生成网络结构以及输入权值,通过训练得出输出权值,不需要调整其余任何参数,也就意味着 ELM 隐藏层节点的参数在隐藏层和训练数据之间是保持独立的<sup>[17-18]</sup>。ELM 避免了基于梯度递减的算法(如 BP 人工神经网络模型)学习速度慢,学习周期长,以及预测过程中出现局部最小值等问题。在 ELM 模型中,即使面对大数据和复杂的应用,输入数据的训练也是在秒和分钟的时间跨度完成的,这是传统技术无法实现的。在各种分类和回归的问题中,ELM 模型相比于其他算法,其良好的泛化性能已经得到验证<sup>[14,23]</sup>。图 2 是 ELM 的简化原理结构图。

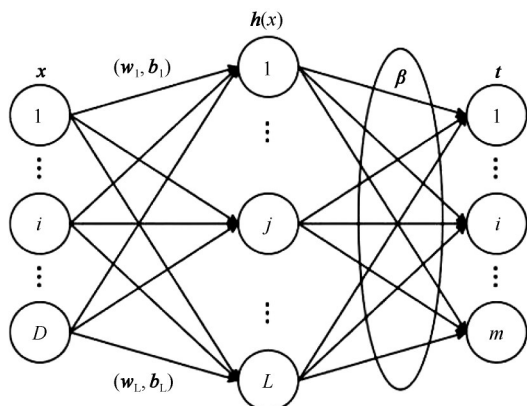


图 2 ELM 模型网络结构

Fig. 2 The network structure of the ELM model

ELM 仅需求出连接在隐藏层节点与输出变量节点之间的连接权值 $\beta_{ik}$ ,学习过程易于在全局极小值收敛,假设已知 $N$ 组学习数据,对于包含 $L$ 个隐含层节点以及 $M$ 个输出层节点的 ELM 进行学习的步骤大致为:

(1)随机分配节点参数。即计算开始之前,随机生成节点参数,主要有输入层与隐藏层的连接权值以及隐藏层的偏差;

(2)隐含层输出矩阵的计算:即通过映射关系将 $N$ 组输入的训练数据映射到隐藏层的 $L$ 个节点上,将输入数据映射成为 $N \times L$ 的矩阵;

(3)输出权重的求解:ELM 通过广义逆矩阵

(Moore-Penrose)计算出隐藏层与输出层之间的连接权值,输出权重系数是 $L \times M$ 的矩阵。

设置 $N$ 组训练样本 $\{(x_i, y_i) | x \in R^n, y \in R^m, i = 1, 2, \dots, N\}$ ,其中 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T$ 是输入样本集, $y_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im}]^T$ 是输出样本集,隐含层神经元的个数为 $L$ ,于是 ELM 的单隐层前馈神经网络的数学方程可以表示为:

$$f_L(x) = \sum_{i=1}^L \beta_i G(w_i, b_i, x_j) = \sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = o_j \quad (1)$$

式中: $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ 为第 $i$ 个隐藏层节点与输入变量之间的连接权值; $b_i$ 是第 $i$ 个隐藏层节点的偏差变量; $L$ 是隐藏层节点的个数; $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ 是隐藏层节点与输出变量之间的连接权值; $g(x)$ 是隐藏层激活函数,一般有正弦函数、径向基函数、Sigmoid 函数、Gaussian 函数等,本文所选择的激活函数是 Sigmoid 函数(其中 $x \in R^n, w_i \in R^n$ ):

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} = \frac{e^x}{e^x + 1} \quad (2)$$

### 2.2 模型设计

本文利用 ELM 模型,对研究区域 2006—2009 年土壤含水量的变化过程进行模拟。选择 2006—2008 年的数据作为训练序列,2009 年数据作为验证序列。采用统计学中的偏自相关函数来确定模型输入变量的滞后天数,以此来确定各层深度土壤含水量的模拟时各影响因子的输入参数个数<sup>[35]</sup>。该研究区域的土壤含水量偏自相关图如图 3 所示,滞后时间为 5 天时 PACF 图相关性较弱,考虑到研究区域数据匮乏以及收集数据难度大等情况,选择滞后天数为 7 天。

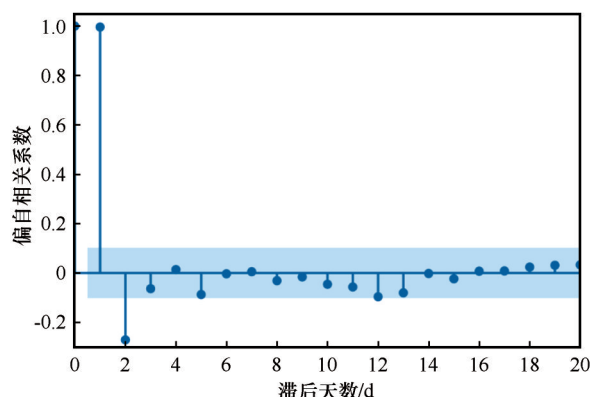


图 3 土壤含水量时间序列偏自相关图

Fig. 3 Partial autocorrelation diagram of soil water content time series



输入变量的选取对于人工智能模型的建立十分重要<sup>[13]</sup>。输入变量一般选取与土壤含水量变化相关的影响因子。风火山流域相关研究表明<sup>[13,35]</sup>,由于特殊的地理特征,对土壤含水量的影响因素较为复杂,但影响最大的因素主要是气温和降水。对2006—2009年数据统计分析也可以发

现,融化期内,气温和降水与土壤含水量的变化趋势几乎一致(如图4所示),降水与土壤含水量之间有明显的相关性。同时过多的输入变量反而会使模型出现过拟合状态而降低模型的精度<sup>[13,20,35]</sup>,所以将气温和降水作为预测土壤含水量的输入变量。

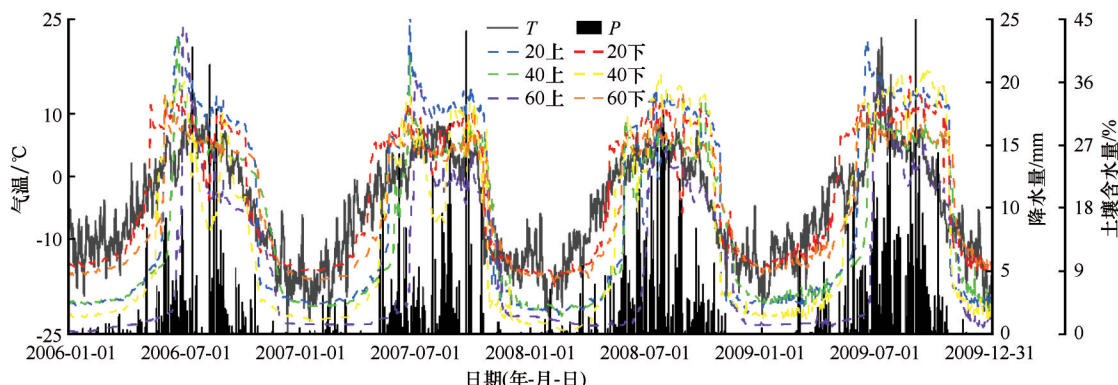


图4 研究区2006—2009年气温、降水以及土壤含水量变化

Fig. 4 Changes of temperature, precipitation and soil water content in the study area from 2006 to 2009

本文建立两种ELM模型实现对土壤含水量的模拟(表1),一种是考虑前期土壤含水量影响的三输入变量模型,输入变量分别为气温、降水和前期土壤含水量;另一种是将气温和降水作为驱动因子的两输入变量模型。结合偏自相关函数的分析,同时选择前7天的气温和降雨作为输入,气温和降水的输入分别表示成 $T_{-7}$ 、 $T_{-6}$ 、 $T_{-5}$ 、 $T_{-4}$ 、 $T_{-3}$ 、 $T_{-2}$ 、 $T_{-1}$ 、 $T$ 和 $P_{-7}$ 、 $P_{-6}$ 、 $P_{-5}$ 、 $P_{-4}$ 、 $P_{-3}$ 、 $P_{-2}$ 、 $P_{-1}$ 、 $P$ 。同理,在三驱动变量模型中,分别将前1天( $S_{M-1}$ )、前3天( $S_{M-3}$ )和前7天( $S_{M-7}$ )的土壤含水量作为第三个输入变量。两种模型输出均为预测日期的土壤含水量。

由于各种因素对土壤含水量变化的影响具有

一定的滞后性,以及研究区特殊的冻融变化过程,在模拟过程中发现,将模拟日期推迟一定的时间间隔时,模拟精度会有不同程度的提高或降低。本文两种模型的输出均用 $S_{M+1}$ 、 $S_{M+7}$ 、 $S_{M+14}$ 分别表示模型模拟的第1天、7天和14天的土壤含水量,以此分析当模型模拟时间向后延长时其模拟效果的变化。此外,在气候变化的背景下<sup>[25-26,28]</sup>,设置了一定幅度气温升高、降水增加的情境,其中气温设置( $T+1.5$ )℃、( $T+2.5$ )℃、( $T+3.5$ )℃三种变化,降水设置 $P+10\%P$ 、 $P+20\%P$ 、 $P+30\%P$ 三种变化,基于二输入变量模型一共进行9种交叉情境模拟,并且与原气温降水条件下的模拟结果进行对比。

表1 两种模型输入、输出设计

Table 1 Input and output design of the two models

模型	输入			输出		
3输入变量	$T \sim T_{-7}$	$P \sim P_{-7}$	$S_{M-1}$ 、 $S_{M-3}$ 、 $S_{M-7}$	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$
2输入变量	$T \sim T_{-7}$	$P \sim P_{-7}$				

### 2.3 模型评价方法

本研究中采用纳什效率系数(NSE)、平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)以及相关系数(R)对ELM模型的模拟效果进行评价分析。这些参数的表达式如下:

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (M_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (8)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |M_i - O_i| \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (M_i - O_i)^2} \quad (10)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (M_i - \bar{M})(O_i - \bar{O})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (M_i - \bar{M})^2 \sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}} \quad (11)$$

式中: $n$ 为样本个数; $M_i$ 、 $\bar{M}$ 分别是模拟数据以及模

拟数据的平均值; $O_i$ 、 $\overline{O}$ 分别为观测数据以及观测数据的平均值。当  $NSE=1$ ,  $MAE=0$ ,  $RMSE=0$ ,  $R=1$  时,认为模拟值与实测值相同,此时模型的模拟效果达到最优状态。

3 模拟结果与分析

3.1 模型验证

3.1.1 三个输入变量 ELM 模型模拟结果

第三个输入变量分别为  $S_{M-1}$ 、 $S_{M-3}$  和  $S_{M-7}$  的模拟效率参数如表 2~4 所示。如表 2 所示,以  $S_{M-1}$  作为第三个输入变量模拟后 1 天的土壤含水量时,验证期坡上和坡下各深度 NSE 值均大于 0.87, RMSE 分别小于 4.57% 和 5.23%。坡下各深度的模拟效果整体优于坡上,其中坡下 40 cm 的模拟所得 MAE 值大于 20 cm 和 65 cm,这可能是由于坡下植被发育较

坡上更好,40 cm 深度土壤结构更为复杂,影响土壤含水量变化的因素多于其余 20 cm 和 65 cm,而模型输入的影响参数有限,导致该深度模拟误差相对较大。当模拟后 7 天的土壤含水量时,坡上坡下验证期模拟所得 NSE 值分别大于 0.88 和 0.89, RMSE 值分别小于 4.41% 和 4.75%;当模拟后 14 天的土壤含水量时,坡上坡下验证期模拟所得 NSE 值分别大于 0.75 和 0.86, RMSE 值分别小于 5.67% 和 5.50%。对比模拟不同时间尺度土壤含水量的精度可以发现,当模拟时间延长至 7 天时,各深度的模拟精度都得到提升,误差减小,但当模拟时间延长至 14 天时, NSE 有降低的趋势,误差变大。说明当模拟时间延长超过一定的阈值,输入变量参数与土壤含水量之间的相关性逐渐变弱,从模拟结果来看延长至 7 天左右时模拟效果最好。

表 2 以  $S_{M-1}$  为输入变量 ELM 模型对土壤含水量的模拟效率参数  
Table 2 Simulation efficiency parameters of soil water content by ELM model with  $S_{M-1}$  as the input variable

统计参数	坡上 20 cm				坡上 40 cm				坡上 65 cm			
	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$
MAE/%	2.77	3.17	3.01	3.44	2.62	2.35	2.28	2.56	2.54	2.10	2.36	2.98
RMSE/%	4.28	4.57	4.41	5.42	3.72	3.61	3.41	3.96	3.69	3.34	3.88	5.67
R	0.95	0.96	0.96	0.93	0.94	0.94	0.95	0.93	0.94	0.97	0.95	0.87
NSE	0.89	0.89	0.90	0.85	0.87	0.88	0.90	0.86	0.87	0.91	0.88	0.75

统计参数	坡下 20 cm				坡下 40 cm				坡下 65 cm			
	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$
MAE/%	1.53	2.14	1.97	2.41	2.58	3.64	3.44	3.83	1.84	2.05	1.75	1.95
RMSE/%	2.23	2.93	2.60	3.25	3.63	5.23	4.75	5.50	2.55	2.95	2.60	2.90
R	0.97	0.97	0.98	0.96	0.96	0.96	0.97	0.95	0.95	0.94	0.96	0.94
NSE	0.94	0.91	0.93	0.89	0.91	0.87	0.89	0.86	0.91	0.88	0.91	0.89

表 3 以  $S_{M-3}$  为输入变量 ELM 模型对土壤含水量的模拟效率参数  
Table 3 Simulation efficiency parameters of soil water content by ELM model with  $S_{M-3}$  as the input variable

统计参数	坡上 20 cm				坡上 40 cm				坡上 65 cm			
	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$
MAE/%	3.46	2.60	2.90	3.62	2.76	2.49	2.30	2.64	2.36	1.84	2.14	2.88
RMSE/%	3.96	4.13	4.60	6.17	4.02	3.61	3.30	3.95	3.54	2.89	3.64	5.71
R	0.95	0.96	0.95	0.90	0.92	0.94	0.95	0.93	0.94	0.98	0.95	0.87
NSE	0.91	0.91	0.89	0.81	0.85	0.88	0.90	0.86	0.88	0.94	0.90	0.75

统计参数	坡下 20 cm				坡下 40 cm				坡下 65 cm			
	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$
MAE/%	1.53	2.07	1.88	2.35	2.67	3.75	3.58	3.94	1.89	1.95	1.80	1.90
RMSE/%	2.26	2.90	2.42	3.06	3.79	5.39	4.92	5.48	2.71	2.90	2.76	2.90
R	0.97	0.97	0.98	0.96	0.95	0.95	0.97	0.95	0.95	0.94	0.95	0.95
NSE	0.94	0.91	0.94	0.90	0.91	0.86	0.88	0.86	0.90	0.88	0.90	0.89

当模拟后 7 天的土壤含水量变化时,与用  $S_{M-1}$  作为输入变量相比,以  $S_{M-3}$  作为输入变量时模型模

拟的精度再次有所提高,但以  $S_{M-7}$  作为输入变量进行模拟时模拟精度又有下降的趋势,说明超出一定

表4 以 $S_{M-7}$ 为输入变量ELM模型对土壤含水量的模拟效率参数

Table 4 Simulation efficiency parameters of soil water content by ELM model with  $S_{M-7}$  as the input variable

统计参数	坡上 20 cm				坡上 40 cm				坡上 65 cm			
	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$
MAE/%	2.54	2.76	2.80	3.43	2.60	2.55	2.48	2.93	2.29	1.81	2.19	2.93
RMSE/%	3.86	4.27	4.25	5.54	3.90	3.72	3.71	4.49	3.58	3.00	4.04	5.97
R	0.96	0.96	0.96	0.92	0.93	0.94	0.94	0.91	0.94	0.98	0.94	0.86
NSE	0.91	0.91	0.91	0.84	0.86	0.88	0.88	0.82	0.88	0.93	0.88	0.73

统计参数	坡下 20 cm				坡下 40 cm				坡下 65 cm			
	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$
MAE/%	1.47	2.09	2.00	2.41	2.56	3.93	3.53	3.94	2.09	2.14	2.03	2.15
RMSE/%	2.31	2.95	2.55	3.27	3.65	5.54	5.01	5.70	3.03	3.18	2.97	3.20
R	0.97	0.97	0.98	0.96	0.96	0.95	0.96	0.94	0.94	0.93	0.94	0.93
NSE	0.94	0.91	0.93	0.89	0.91	0.85	0.88	0.85	0.87	0.86	0.88	0.86

的时间阈值时,作为输入变量的前期土壤含水量与土壤含水量之间相关性开始变弱。以 $S_{M-3}$ 为输入模拟后7天土壤含水量的动态变化如图5所示,坡上各深度在融化初期的模拟值与实际值之间存在一定的误差,具体表现为模拟值大于实测值,其余时期拟合情况较好;坡下除40 cm深度外,20 cm及

65 cm深度模拟误差较小。如表3所示,当模拟时间从1天延长至7天时,除坡上20 cm和65 cm处模拟精度有降低以外,坡上40 cm及坡下各深度的模拟精度均明显提升,NSE值均增加0.02以上,坡下20 cm深度RMSE减小趋势最明显,变化率为16.6%。

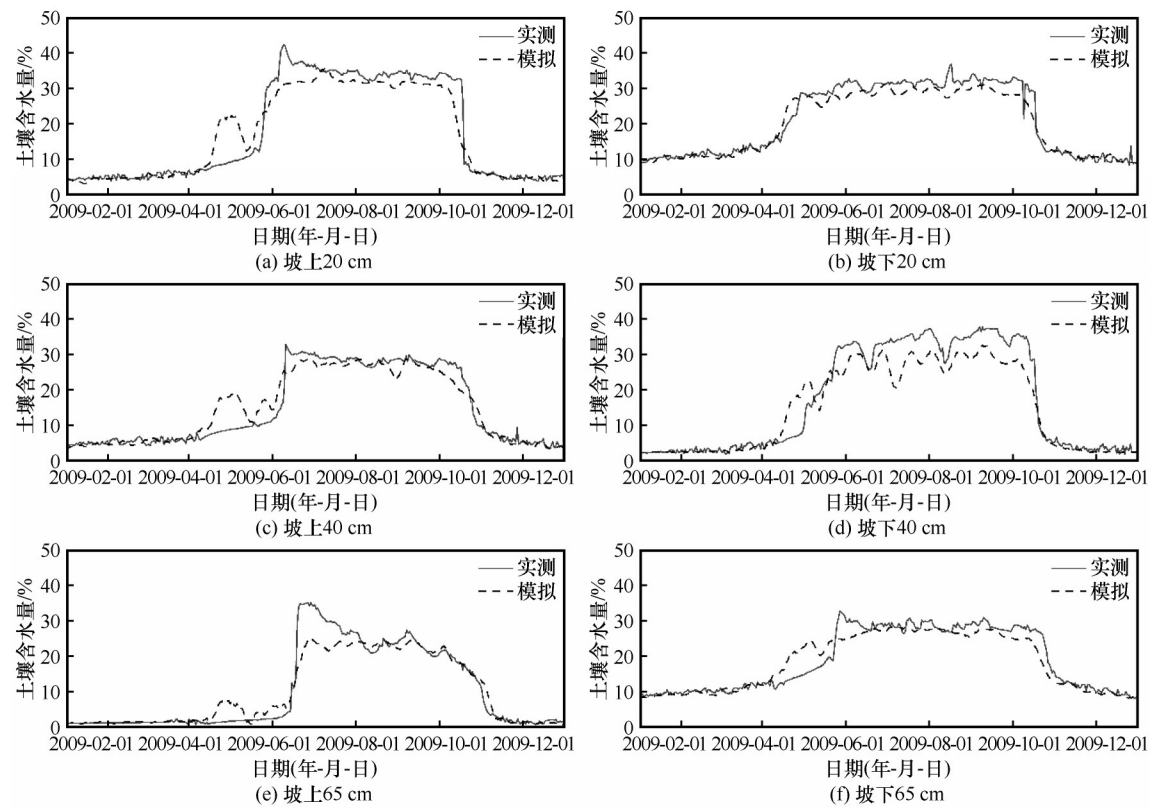


图5 以 $S_{M-3}$ 为输入变量ELM模型模拟后7天土壤含水量动态变化过程

Fig. 5 The dynamic change process of soil water content after 7 days simulated by ELM model with  $S_{M-3}$  as the input variable [(a), (c) and (e) represent the changes in soil water content at depths of 20 cm, 40 cm, and 65 cm on the upper slope, respectively; (b), (d) and (f) represent the changes in soil water content at depths of 20 cm, 40 cm, and 65 cm on the downhill slope, respectively]

### 3.1.2 二输入变量 ELM 模型模拟结果

以降水 and 气温作为驱动因子的二输入变量 ELM 模型模拟不同海拔后 1 天土壤含水量的动态变化过程如图 6 所示。在融化初期以及冻结初期会出现一定模拟误差,融化初期模拟值高于实测值,冻结初期模拟值低于实测值,造成这样的原因可能是由于多年冻土区活动层土壤水分在完全冻结期主要以冰的形式存在,在融化初期和冻结初期土壤中由于水分相变过程频繁发生,液态水含量出现剧烈增加和减少的现象,模型对这一复杂过程中的液态水量变化模拟存在偏差;在完全冻结期以及完全

融化期,模拟值与观测值得到很好的拟合。模拟结果显示,坡上 20 cm、40 cm、65 cm 处的土壤含水量在 6—7 月初出现较大的上升趋势,而实测数据显示,从 6 月上旬至下旬平均气温从  $0.53\text{ }^{\circ}\text{C}$  升至  $6.63\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,且期间有几次强度大于  $12\text{ mm}\cdot\text{d}^{-1}$  的降水事件,这一时期活动层土壤含水量的上升趋势可能是由于气温骤升、降雨突增或者活动层固态水转化为液态水所致,ELM 模型高估了这一阶段由于土壤融化和降水增加带来的液态水分的增加趋势;相反,在活动层完全融化时期以及冻结时期,模型对 layers 土壤中液态水的含量有所低估。

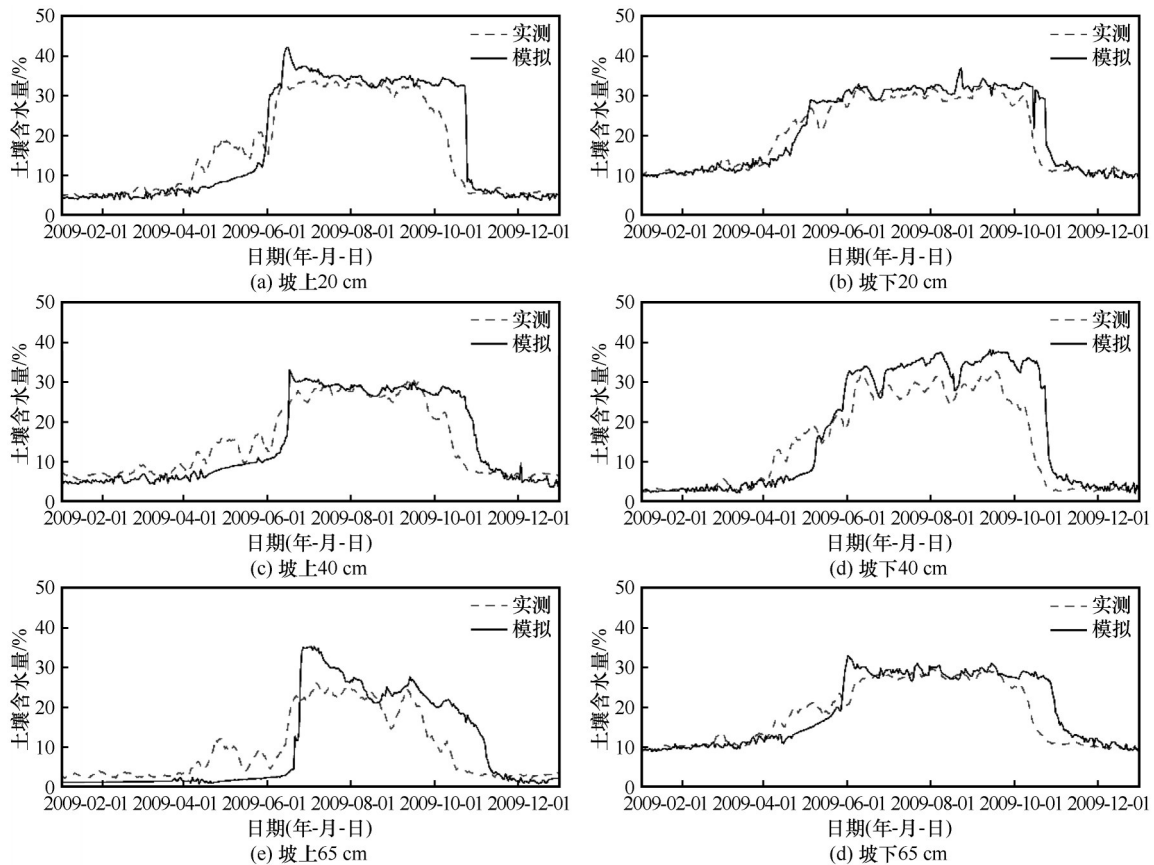


图 6 二输入变量 ELM 模型模拟后 1 天土壤含水量动态变化过程

Fig. 6 Dynamic change process of soil water content after one day simulated by ELM model with two input variables [(a), (c) and (e) represent the changes in soil water content at depths of 20 cm, 40 cm, and 65 cm on the upper slope, respectively; (b), (d) and (f) represent the changes in soil water content at depths of 20 cm, 40 m, and 65 cm on the downhill slope, respectively]

二输入变量 ELM 模型模拟效率参数如表 5 所示,验证期的  $R$  均在 0.84 以上,  $NSE$  也都大于 0.69。同一深度,坡下土壤含水量模拟所得  $R$  值以及  $NSE$  值高于坡上,所得误差小于坡上。在融化初期以及冻结初期模型模拟结果存在一定误差,但是模型对整个时期的模拟精度较高,二输入变量 ELM 模型可

以较好地实现对活动层土壤含水量的模拟。如表 5 所示,当对土壤含水量模拟时间做不同延长时,随着延长时间的增加,模拟精度提高越明显,除坡上 65 cm 深度在延长 7 天时达到最优的模拟效果外,其余各深度均在延长 14 天时取得最高精度。模拟后 14 天的土壤含水量时,坡上各深度  $NSE$  值在 0.75~



表5 二输入变量ELM模型对土壤含水量的模拟效率参数

Table 5 Simulation efficiency parameters of ELM model with two input variables for soil water content

统计参数	坡上 20 cm				坡上 40 cm				坡上 65 cm			
	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$
MAE/%	3.41	3.63	3.20	3.00	4.04	3.30	2.91	2.65	4.81	4.83	4.20	4.00
RMSE/%	5.45	5.94	5.18	5.00	5.54	4.82	4.00	3.57	6.69	6.34	5.56	5.66
$R$	0.91	0.91	0.94	0.94	0.85	0.89	0.93	0.95	0.77	0.85	0.90	0.89
NSE	0.83	0.82	0.86	0.87	0.72	0.79	0.86	0.89	0.60	0.69	0.76	0.75

统计参数	坡下 20 cm				坡下 40 cm				坡下 65 cm			
	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$	训练期	$S_{M+1}$	$S_{M+7}$	$S_{M+14}$
MAE/%	3.22	2.15	1.92	1.98	3.29	4.50	4.16	3.90	2.50	2.52	2.20	2.02
RMSE/%	3.15	3.53	2.71	2.60	4.68	6.70	5.70	5.50	3.40	4.13	3.53	3.09
$R$	0.94	0.94	0.97	0.98	0.93	0.92	0.95	0.96	0.92	0.88	0.93	0.94
NSE	0.88	0.87	0.92	0.93	0.86	0.79	0.84	0.85	0.84	0.77	0.84	0.87

0.89 之间,  $R$  在 0.89~0.95 之间, MAE 在 2.65%~4.00% 之间, RMSE 在 3.57%~5.66% 之间; 坡下各深度的NSE值在0.85~0.93之间,  $R$  在 0.94~0.98 之间, MAE 在 1.98%~3.90% 之间, RMSE 在 2.60%~5.50% 之间。坡下各深度土壤含水量的模拟误差明显小于坡上, 但坡下 40 cm 的模拟误差明显较高, 与

上述三个输入变量的ELM模型有相似的结果。  
图7所示为ELM模型模拟后14天土壤含水量的动态变化过程。由图6和图7可以发现, 延长至14天之后, 模型模拟结果和实测数据更加吻合, 尤其是融化初期以及冻结初期精度提升明显, NSE值有所增加, 模拟误差明显减小, MAE能够降低15%

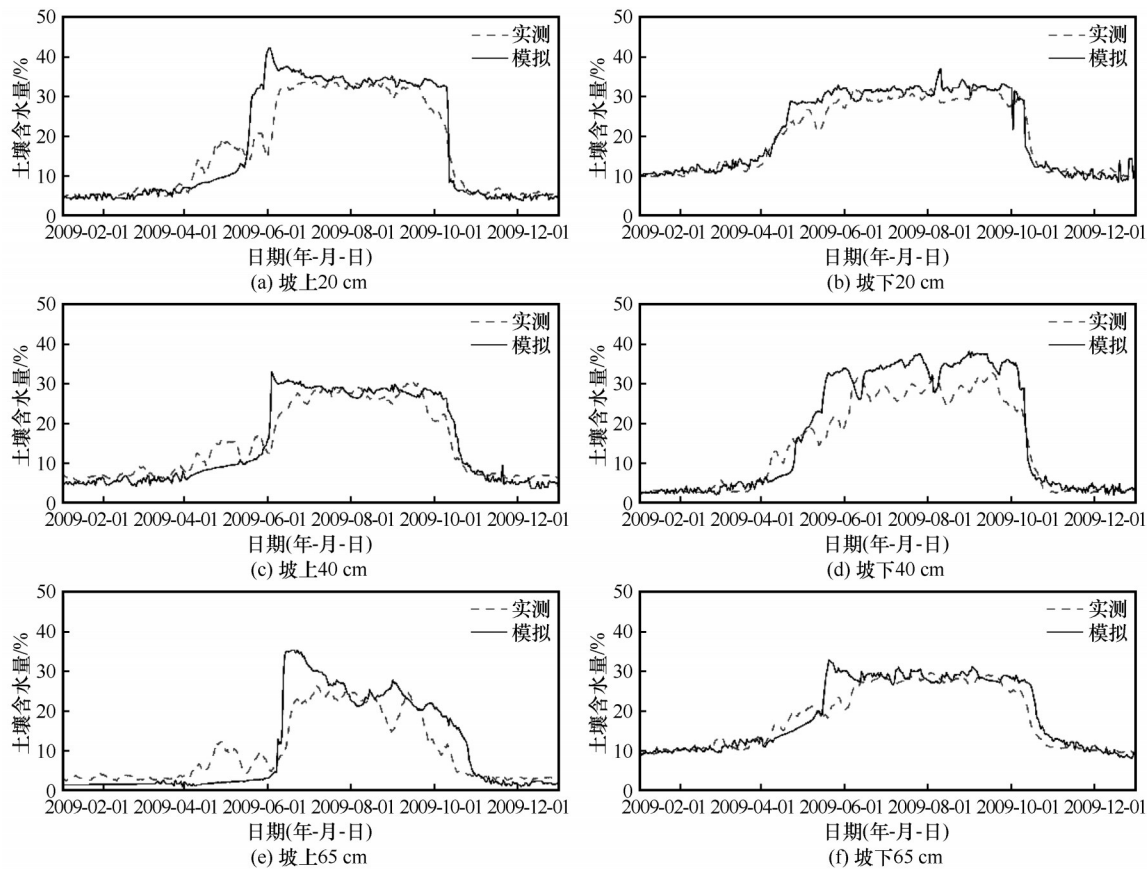


图7 二输入变量ELM模型模拟后14天模拟土壤含水量动态变化

Fig. 7 Dynamic change process of soil water content after 14 days simulated by ELM model with two input variables  
[ (a), (c) and (e) represent the changes in soil water content at depths of 20 cm, 40 cm, and 65 cm on the upper slope, respectively; (b), (d) and (f) represent the changes in soil water content at depths of 20 cm, 40 cm, and 65 cm on the downhill slope, respectively ]



左右, RMSE 最多降低 30% 左右; 当把模拟时间延长至 14 天时, 坡上 40 cm 处的模拟效果最好, 65 cm 深度的模拟效果最差; 而坡下在 20 cm 深度模拟效果最好, 40 cm 深度的模拟效果最差, 坡上坡下的模拟差异可能与植被等生态因素有关。当模拟时间从 1 天延长至 14 天时, 坡下各深度的模拟精度提高趋势大于坡上各深度, 以 *NSE* 值为例, 坡下各深度的增加幅度在 0.06~0.10 之间, 而坡上增加幅度在 0.05 左右, 说明气象因素对土壤含水量的滞后影响在坡下更为明显。

### 3.2 土壤含水量对气候变化的响应

#### 3.2.1 土壤含水量对升温的响应

本文基于二输入变量 ELM 模型, 模拟温度增加幅度分别为 1.5 °C、2.5 °C、3.5 °C 的情境下土壤含水量动态变化过程如图 8 所示。模拟结果显示, 各深度土壤含水量对气温升高出现不同程度的增加响应, 活动层的融化初期起点出现提前, 且冻结初期有短暂的滞后。以气温升高情境为 ( $T+3.5$ ) °C 为例, 坡

上、坡下 20 cm、40 cm、65 cm 处的土壤含水量的年平均变化率分别为 15.5%、15.7%、29.5% 和 7.10%、10.80%、8.3% (如表 6 所示), 坡上各深度土壤含水量变化幅度大于坡下各深度, 且坡上深层土壤含水量在气温升高的影响下增加幅度大于浅层, 而坡下 40 cm 深度的响应程度大于 20 cm 和 65 cm 深度。

气温变化情境下土壤含水量在不同时期的变化幅度如图 9 所示。可以发现, 坡上、坡下各深度土壤含水量在融化初期和冻结初期增加趋势较大, 在完全融化期和完全冻结期内由气温升高所导致的变化较小。相同的升温幅度下, 坡上各深度的土壤含水量在各个时期的变化程度大于坡下各深度, 说明在其他条件相同时, 坡上各深度土壤含水量受气温变化的影响较大。在气温增加 3.5 °C 的情境下, 坡上 20 cm、40 cm、65 cm 深度土壤含水量的变化率在融化初期分别为 56.60%、45.30%、96.80%, 坡下为 23.30%、58.10%、27.50%, 坡上 65 cm 深度土壤含水量对气温的敏感性更强; 在冻结初期, 坡上各

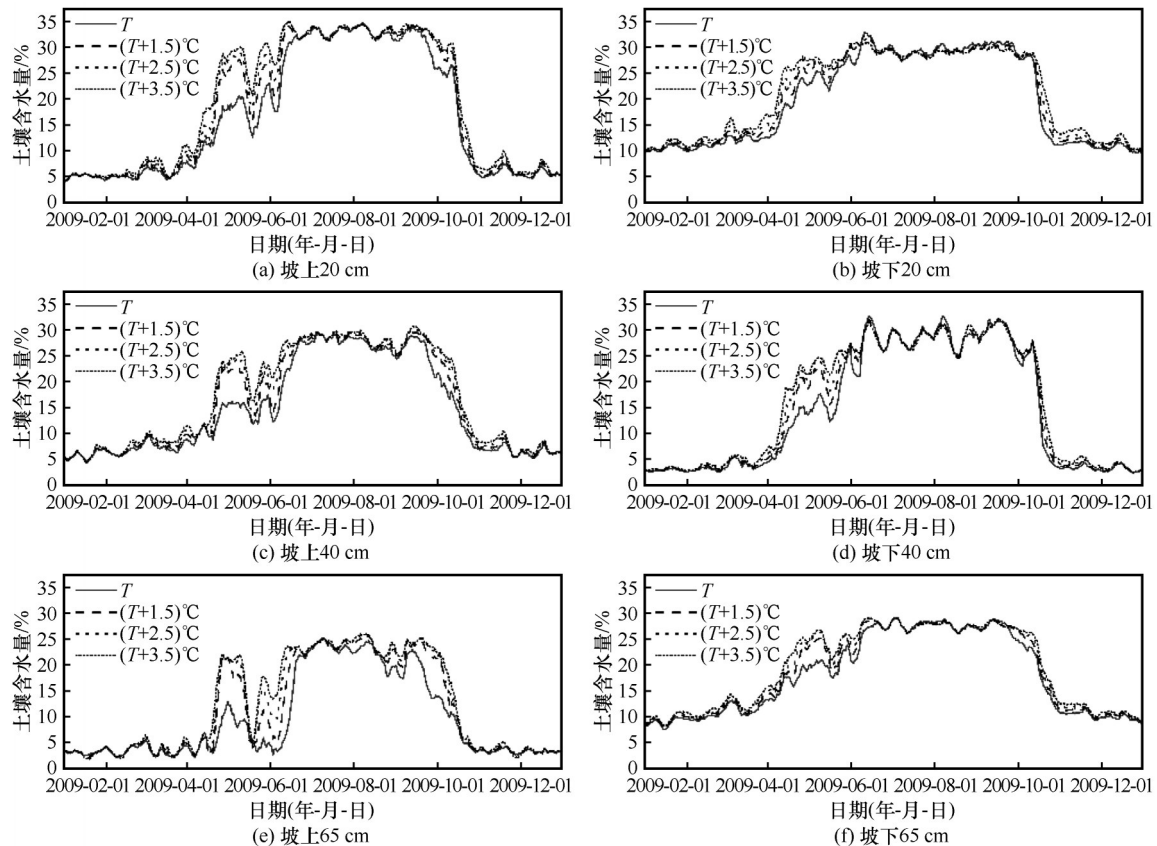


图8 土壤含水量对气温升高的响应

Fig. 8 Response of soil water content to temperature increase [(a), (c) and (e) represent the response process of soil water content to temperature at depths of 20 cm, 40 cm, and 65 cm on the upper slope, respectively; (b), (d) and (f) represent the response process of soil water content to temperature at depths of 20 cm, 40 cm, and 65 cm on the downhill slope, respectively]

表6 情境模拟情况下土壤含水量年均值变化  
[以  $(T+3.5)^{\circ}\text{C}$ 、 $P+30\%P$  为例]

Table. 6 Annual mean change of soil water content under scenario simulation [Taking  $(T+3.5)^{\circ}\text{C}$  and  $P+30\%P$  as an example]

情境变化	坡上			坡下		
	20 cm	40 cm	65 cm	20 cm	40 cm	65 cm
气温升高 $3.5^{\circ}\text{C}$	15.5%	15.7%	29.5%	7.1%	10.8%	8.3%
降水增加 30%	4.48%	2.2%	1.53%	1.58%	3.67%	1.41%

深度土壤含水量变化率分别为 17.40%、21.70%、40.30%，坡下的变化率分别为 8.70%、10.60%、9.40%。同一坡位上，冻结初期土壤含水量的变化幅度小于融化初期。在冻结初期，深层土壤含水量对气温的响应强于浅层；而在融化初期，坡上各深度土壤含水量变化率为  $65\text{ cm}>20\text{ cm}>40\text{ cm}$ ，坡下

各深度变化率为  $40\text{ cm}>65\text{ cm}>20\text{ cm}$ 。

3.2.2 土壤含水量对降水增加的响应

相比于对气温升高的响应，土壤含水量对降水增加的响应较为复杂。随着降水的增幅变大时，不同深度的土壤含水量年平均值增加趋势越大，说明降水增大对土壤含水量增加有积极作用。以降水增幅为  $P+30\%P$  为例，坡上 20 cm、40 cm、65 cm 的土壤含水量年均值变化率为 4.48%、2.20%、1.53%，坡下各深度土壤含水量年均值变化率为 1.58%、3.67%、1.41%（如表 6 所示）。在不同的降水增加情境下各深度土壤含水量在四个时期的变化率如图 10 所示。坡上各深度土壤含水量的增加主要集中在完全融化时期，在降水增加幅度为 30% 时，20 cm、40 cm、65 cm 的变化率分别为 6.90%、4.30%、2.70%，浅层土壤含水量对降

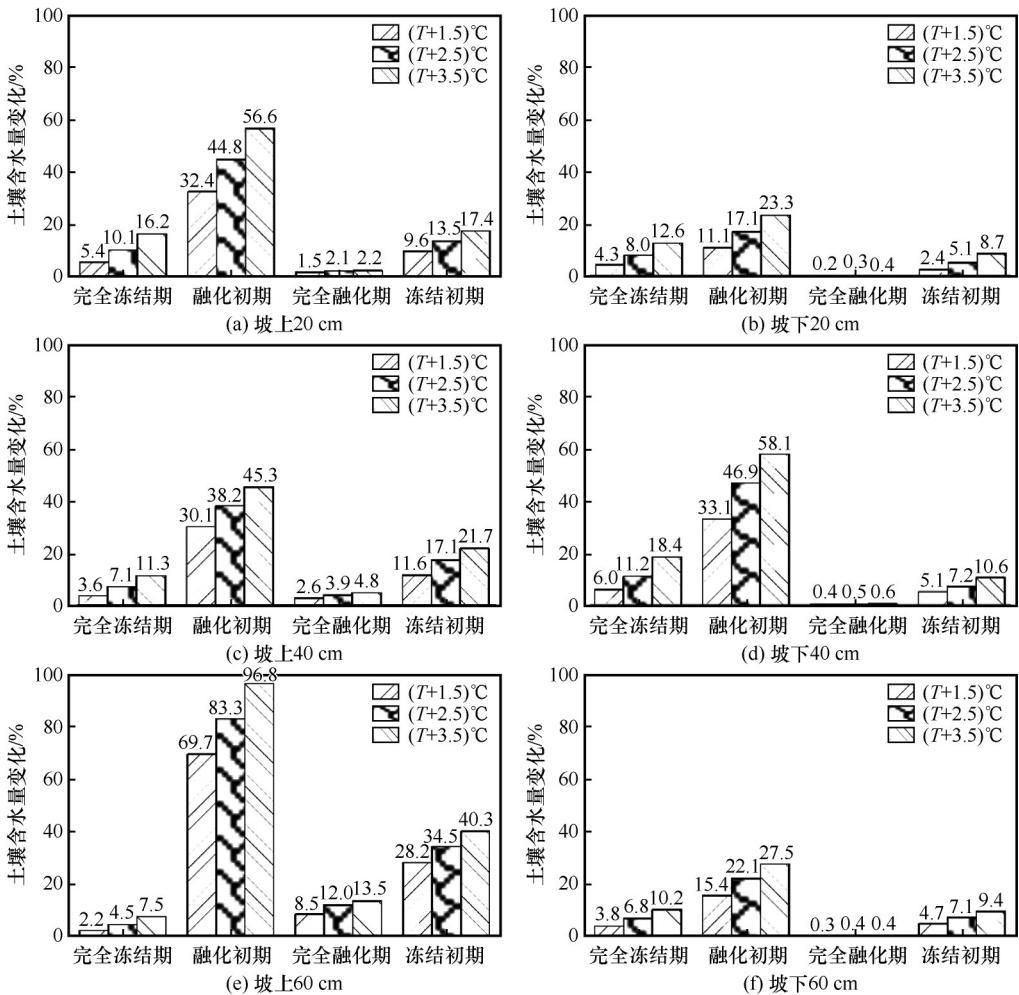


图9 升温情况下土壤含水量不同时期变化

Fig. 9 Changes of soil water content in different periods under temperature rising [(a), (c) and (e) represent the response process of soil water content to temperature at depths of 20 cm, 40 cm, and 65 cm on the upper slope, respectively; (b), (d) and (f) represent the response process of soil water content to temperature at depths of 20 cm, 40 cm, and 65 cm on the downhill slope, respectively]

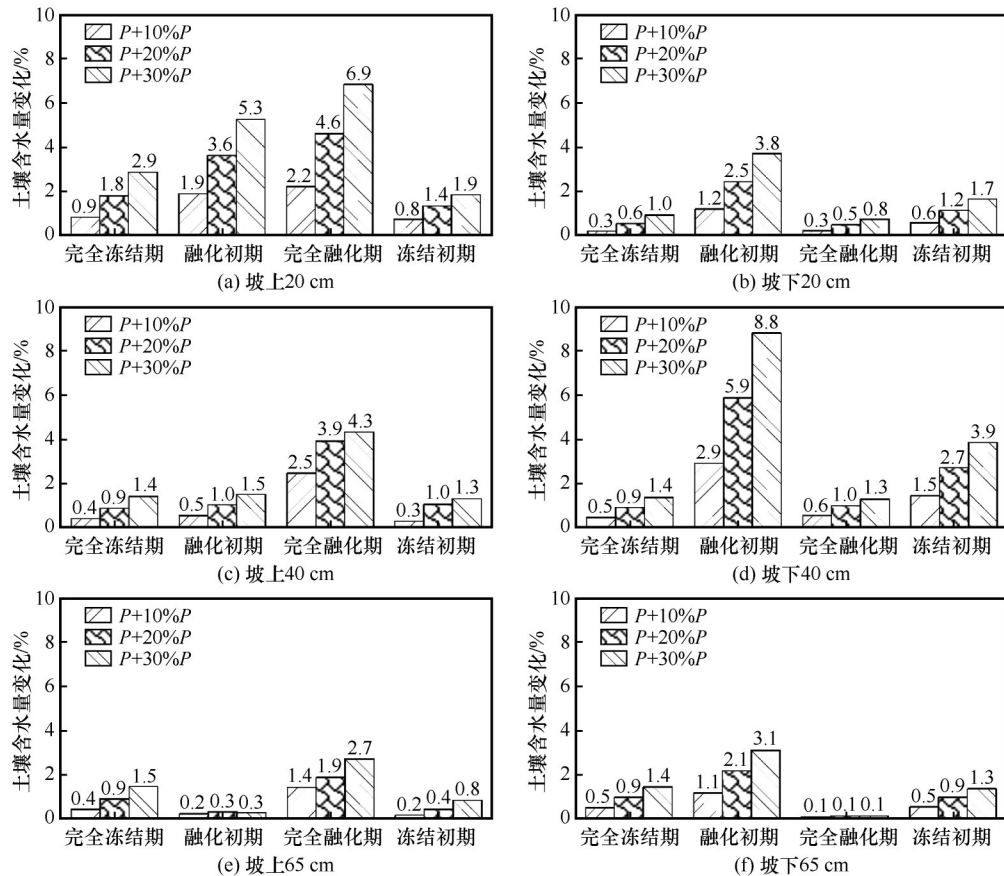


图 10 降水增加情况下不同时期土壤含水量平均值变化

Fig. 10 Changes of average soil water content in different periods under precipitation increasing [(a), (c) and (e) represent the response results of soil water content to precipitation at depths of 20 cm, 40 cm, and 65 cm on the upper slope, respectively; (b), (d) and (f) represent the response results of soil water content to precipitation at depths of 20 cm, 40 cm, and 65 cm on the downhill slope, respectively]

水增加的响应较深层明显。坡下各深度土壤含水量在融化初期的变化相对较大,在降水增幅为 30% 时,各层的变化率分别为 3.80%、8.80%、3.10%,其中 40 cm 深度变化最明显。与坡上不同的是,由于降水的增加,坡下各深度土壤层的含水量在完全融化期的变化不明显,其原因可能是该区域在生长季土壤含水量较大,活动层土壤中黏土占有很大比例,透水性较弱,降水超出了活动层土壤的下渗能力,更多的降水则以地表水的形式汇集,只有少量的降水下渗至各层土壤,导致坡下土壤含水量对该时期一定幅度的降水增加的响应不明显。

## 4 讨论

### 4.1 ELM 对土壤含水量的模拟

张伟等<sup>[11]</sup>、徐洪亮等<sup>[29]</sup>分别运用 CoupModel 模型对风火山流域土壤含水量进行模拟发现,对活动层的冻融过程能较准确地模拟,但是对深层土壤含

水量的模拟精度较低。郭林茂等<sup>[12]</sup>、周剑等<sup>[36]</sup>分别利用 SHAW 模型对青藏高原腹地土壤含水量进行模拟并指出气象、植被等参数的偏差会影响模型的模拟精度,而高寒地区各相关参数获取的难度会限制 CoupModel 以及 SHAW 等物理模型的模拟效果。本文二输入变量 ELM 模型对土壤含水量的模拟结果与其他模型模拟结果对比如表 7 所示。模拟结果显示,与原理相似的 BP 神经网络模型相比,二输入变量 ELM 模型对各深度土壤含水量的模拟效果均优于 BP 神经网络模型,可以得到更高的模拟精度。结果表明,若将更准确的影响参数和 ELM 模型结合,或可进一步提升模拟精度。

坡下植被分布较坡上更加均匀,而且海拔相对较低,空气对流以及辐射的影响程度相对较小,气温、降水与土壤含水量变化之间的相关性更加稳定<sup>[5]</sup>,导致坡下各深度土壤含水量模拟效果整体优于坡上。由于多年冻土区实际存在的未冻水在冻结



表7 二输入变量ELM模型模拟精度与其他模型模拟结果对比

Table 7 Comparison of the simulation accuracy of the two-input variable ELM model with the simulation results of other models

模型	平均NSE值			平均R值			研究区域	文献来源
	20 cm	40 cm	65 cm	20 cm	40 cm	65 cm		
ELM	0.91	0.84	0.83	0.96	0.94	0.91	风火山	本文
BP	0.76	0.65	0.69	0.89	0.84	0.84	风火山	本文
SHAW	0.87	0.85	0.91	—	—	—	风火山	[19]
SHAW	0.65	0.59	0.77	0.97	0.93	0.91	唐古拉山	[3]
CoupModel	0.84	0.91	0.81	0.96	0.97	0.93	风火山	[14]
CoupModel	0.88	0.84	0.67	—	—	—	风火山	[18]

锋面起到“热阻”的作用,对冻土的融化阶段和冻结阶段都会有一定的滞缓作用<sup>[37]</sup>,所以模型对融化初期和冻结初期土壤含水量的模拟存在一定误差以及时间的滞后或提前。另外完全冻结时期与完全融化时期的模拟效果优于融化初期与冻结初期。Prasad等<sup>[38]</sup>运用混合ELM进行土壤含水量的模拟预测时发现,模型对夏季模拟效果较好,对春季和秋季的模拟误差较大,与本文模拟结果具有相似的规律。

4.2 活动层土壤含水量对气候变化的响应分析

青藏高原对气候变化的响应具体表现为活动层厚度变大,温度升高,降水增加等趋势。在融化初期,随着气温的升高,表层土壤温度升高,上下层土壤之间的温差变大,此时温度梯度由浅层土壤指向深层土壤,加快活动层土壤融化过程;而活动层土壤在冻结初期需要向大气释放热量以降低土壤温度,在气温增加的情境下,表层土壤向大气释放热量降低温度的趋势减弱,从而滞缓了土壤水分冻结过程<sup>[39]</sup>,在本文模拟过程中表现为融化初期土壤含水量因融化出现上升的时间提前,以及冻结初期土壤含水量因冻结出现下降的时间延迟的现象,且气温升幅越大,这种现象就越明显。徐洪亮等<sup>[29]</sup>利用CoupModel模型得到的结果与本文相似,并且指出土壤深度越大,融化时期持续时间的延长现象会更明显<sup>[6]</sup>。在融化初期和冻结初期,土壤含水量对气温上升的响应较强烈,而且气温增幅越大,各层土壤含水量的增加趋势越显著。在融化初期,坡上65 cm深度土壤含水量增加率最大,坡下40 cm深度土壤含水量增加率最大;而在冻结初期,坡上、坡下均表现为深层土壤含水量增加较浅层更加明显。活动层土壤含水量的垂直剖面分布特征受植被类型、土壤质地以及水分迁移的影响,研究区内坡下植被发育相比于坡上更好,而坡上土壤含有较多的砾石,坡下土壤黏土比例较大,可能是造成坡上坡下垂向对升温的响应规律不同的原因<sup>[5,40]</sup>。另外当

升温幅度相同时,坡上各深度土壤含水量动态变化相比于坡下更具敏感性,说明可能在植被、土壤质地等差异下,气温变化对坡上土壤含水量变化影响更大。在完全冻结期间和完全融化期间,土壤含水量平均值变化较小,其间浅层土壤含水量对气温升高更具敏感性。在全球各地多年冻土区的研究发现,气温升高可能会使浅层土壤含水量上升,原因可能是气温升高使土壤冻结锋面逐渐下移,导致固态的冻结水融化为液态水以及降水向下运移<sup>[8,34]</sup>,另外由于高寒草甸及高寒草原具有发达的根系,浅层土壤层的持水能力大,导致土壤含水量上升<sup>[34]</sup>。但当气温升高至一定幅度时,土壤蒸发以及植被蒸腾强度增大,大部分的降水通过植被蒸腾和土壤蒸发逸散到大气中,只有少量的降水在重力作用下运移到下层土壤,可能会导致活动层土壤含水量减小<sup>[41]</sup>。本文模拟结果显示,在完全融化期间浅层土壤出现短暂的土壤含水量下降趋势,这有可能是由于该时期青藏高原腹地降水多以高频小量的降雨发生,下渗以及迁移导致的土壤水分增量不足以弥补气温升高导致的蒸发以及植被蒸腾耗水,大气直接与活动层浅层土壤连接,浅层土壤受气温变化带来的影响更直接<sup>[41]</sup>。

从图10可知,降水增加引起坡上浅层土壤含水量的增加较深层更明显,而且完全融化期的变化最大,主要因为青藏高原降水主要集中在完全融化期。在高强度的蒸散发环境中,由于深层土壤渗透系数小以及水汽运移和蒸发作用的影响,完全融化时期的高频小型降雨无法入渗到深层土壤,可能是65 cm深度土壤含水量没有明显增加的原因<sup>[40-42]</sup>。与坡上不同的是,坡下各深度土壤含水量对降水增加的响应主要集中在融化初期,并且40 cm深度响应程度最大,65 cm深度响应程度最小,一方面可能是因为坡下植被根系、地下生物量及其分布等因素会对40 cm左右的土壤持水性以及土壤空间结构产



生影响,40 cm 深度土壤具有较好的储水空间和持水能力,对降水增加的响应规律与表层土壤不同<sup>[43]</sup>;另一方面可能是融化初期土壤水分的相态转换以及土壤不同深度之间的水汽运移造成坡上、坡下土壤含水量变化的差异。降雨或降雪会影响土壤含水量在一定时期的动态变化,但各深度土壤含水量年均值对降水增加的响应不明显,说明在强辐射和强蒸发的环境下蒸散发以及水汽运移作用与降水下渗基本维持土壤含水量的平衡<sup>[44]</sup>。

## 5 结论

本文利用青藏高原风火山地区 2006—2009 年的气象资料,使用 ELM 模型对坡上、坡下站点不同深度的土壤含水量进行数值模拟,并在此基础上设置气温、降水增加情景,对气候变化条件下的土壤含水量动态变化进行了预测模拟,结果显示,ELM 的模拟精度较好,通过模型的模拟预测,可以得到以下结论:

(1)在驱动参数较少的情况下,二输入变量的 ELM 模型对土壤含水量的预测模拟能有很好的仿真性能。二输入变量 ELM 模型对各深度的土壤含水量的模拟所得 *NSE* 在 0.68~0.86 之间,与 BP 神经网络等模型相比,在多年冻土区土壤含水量模拟中具有明显的优势;当模拟时间延长一定时间间隔时,模拟精度有所提高;另外三个输入变量 ELM 模型的模拟效果更好,说明 ELM 模型增加合适的约束变量时,对多年冻土区土壤含水量可以得到较好的模拟结果。

(2)当气温增加时各深度的土壤含水量在不同时期的响应程度不同。相同的气温增幅下,深层土壤含水量的变化率较大;同一深度的土壤含水量随着气温增幅的增加而增大。升温背景下融化初期与冻结初期的土壤含水量变化较大,且融化初期和冻结初期分别出现短暂的提前和滞后现象,完全冻结时期和完全融化期的变化较小。

(3)在降水增加的情境下,坡上各深度土壤含水量变化率在完全融化期最大,而坡下各深度土壤含水量在融化初期取得最大变化率。土壤含水量随着降水增加而增加,二者之间存在正相关关系。

## 参考文献(References):

[1] 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.]

- [2] Du Jun. Change of temperature in Tibetan Plateau from 1961 to 2000 [J]. Acta Geographica Sinica, 2001, 56(6): 682-690. [杜军. 青藏高原近 40 年的气温变化[J]. 地理学报, 2001, 56(6): 682-690.]
- [3] Ma Zhuanzhuan, Zhang Mingjun, Wang Shengjie, et al. Characteristics and differences of temperature rise between the Qinghai-Tibetan Plateau region and northwest arid region of China during 1960—2015 [J]. Plateau Meteorology, 2019, 38(1): 42-54. [马转转, 张明军, 王圣杰, 等. 1960—2015 年青藏高原寒区与西北干旱区升温特征及差异[J]. 高原气象, 2019, 38(1): 42-54.]
- [4] Tan Chunping, Yang Jianping, Mi Rui. Analysis of the climatic change characteristics in the southern Tibetan Plateau from 1971 to 2007 [J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2010, 32(6): 1111-1120. [谭春萍, 杨建平, 米睿. 1971—2007 年青藏高原南部气候变化特征分析[J]. 冰川冻土, 2010, 32(6): 1111-1120.]
- [5] Li Zhibin, Zhao Lin, Liu Guangyue, et al. Analysis of soil moisture content in the active layer in the permafrost region of the Tuotuo River source in frozen season [J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2022, 44(1): 56-68. [李智斌, 赵林, 刘广岳, 等. 冻结季沱沱河源多年冻土区活动层土壤水分含量分析[J]. 冰川冻土, 2022, 44(1): 56-68.]
- [6] Wang Genxu, Hu Hongchang, Liu Guangsheng, et al. Impacts of changes in vegetation cover on soil water heat coupling in an alpine meadow of the Qinghai-Tibet Plateau, China [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2009, 13(3): 327-341.
- [7] Jorgenson MT, Racine CH, Walters JC, et al. Permafrost degradation and ecological changes associated with a warming climate in central Alaska [J]. Climatic Change, 2001, 48(4): 551-579.
- [8] Merritt R, Turetsky. Boreal peatland C fluxes under varying permafrost regimes [J]. Soil Biology and Biochemistry, 2002, 34(7): 907-912.
- [9] Piao Shilong, Zhang Xinping, Chen Anping, et al. The impacts of climate extremes on the terrestrial carbon cycle: a review [J]. Science China Earth Sciences, 2019, 62: 1551-1563. [朴世龙, 张新平, 陈安平, 等. 极端气候事件对陆地生态系统碳循环的影响[J]. 中国科学: 地球科学, 2019, 49(9): 1321-1334.]
- [10] Liu Guangsheng, Wang Genxu, Zhao Chao. Coupled soil water and heat transfer modeling at local scale in the Yangtze River headwater region [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2015, 24(2): 319-326. [刘光生, 王根绪, 赵超. 长江源区基于坡面尺度的土壤水热过程模拟研究[J]. 长江流域资源与环境, 2015, 24(2): 319-326.]
- [11] 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.]
- [12] Zhou Jian, Wang Genxu, Li Xin, et al. Energy-water balance of meadow ecosystem in cold frozen soil areas [J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2008, 30(3): 398-407. [周剑, 王根绪, 李新, 等. 高寒冻土地区草甸草地生态系统的能量-水分平衡分析[J]. 冰川冻土, 2008, 30(3): 398-407.]
- [13] Chang Juan, Wang Genxu, Li Chunjie, et al. Seasonal dynamics of suprapermafrost groundwater and its response to the freezing-thawing processes of soil in the permafrost region of Qing-

- hai-Tibet Plateau[J]. *Science China Earth Sciences*, 2015, 58(5): 727-738.
- [14] Garcia L A, Shigidi A. Using neural networks for parameter estimation in ground water[J]. *Journal of Hydrology*, 2006, 318(1/2/3/4): 215-231.
- [15] Kişi Ö. Streamflow forecasting using different artificial neural network algorithms[J]. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2007, 12(5): 532-539.
- [16] Moya Quiroga V, Mano A, Asaoka Y, et al. Snow glacier melt estimation in tropical Andean glaciers using artificial neural networks[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2013, 17(4): 1265-1280.
- [17] Huang Guangbin, Zhu Qinyu, Siew C K. Extreme learning machine: Theory and applications[J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1/2/3): 489-501.
- [18] Huang Guangbin, Zhou Hongming, Ding Xiaojian, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2012, 42(2): 513-529.
- [19] Prasad R, Deo R C, Li Yan, et al. Soil moisture forecasting by a hybrid machine learning technique: ELM integrated with ensemble empirical mode decomposition[J]. *Geoderma*, 2018, 330: 136-161.
- [20] Adnan R M, Liang Zhongmin, Trajkovic S, et al. Daily streamflow prediction using optimally pruned extreme learning machine[J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 577(C): 123981.
- [21] Jiang Yan, Bao Xin, Hao Shaonan, et al. Monthly streamflow forecasting using ELM-IPSO based on phase space reconstruction[J]. *Water Resources Management*, 2020, 34(11): 3515-3531.
- [22] Yaseen Z M, Jaafar O, Deo R C, et al. Stream-flow forecasting using extreme learning machines: a case study in a semi-arid region in Iraq[J]. *Journal of Hydrology*, 2016, 542: 603-614.
- [23] Liu Yue, Mei Long, Ooi S K. Prediction of soil moisture based on Extreme Learning Machine for an apple orchard[C]// 2014 IEEE 3rd International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems, Shenzhen. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 400-404.
- [24] Niu Wenjing, Feng Zhongkai, Cheng Chuntian, et al. Forecasting daily runoff by extreme learning machine based on quantum-behaved particle swarm optimization[J]. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2017, 37(15): 4315-4323.
- [25] Allan R P, AchutaRao K M. *Climate change 2021: the physical science basis*[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2021.
- [26] Shi Fusun, Chen Huai, Chen Huafeng, et al. The combined effects of warming and drying suppress CO<sub>2</sub> and N<sub>2</sub>O emission rates in an alpine meadow of the eastern Tibetan Plateau[J]. *Ecological Research*, 2012, 27(4): 725-733.
- [27] Sitch S, Smith B, Prentice I C, et al. Evaluation of ecosystem dynamics, plant geography and terrestrial carbon cycling in the LPJ dynamic global vegetation model[J]. *Global Change Biology*, 2003, 9(2): 161-185.
- [28] Rowlands D J, Frame D J, Ackerley D, et al. Broad range of 2050 warming from an observationally constrained large climate model ensemble[J]. *Nature Geoscience*, 2012, 5(4): 256-260.
- [29] Xu Hongliang, Chang Juan, Guo Linmao, et al. Response of thermal-moisture condition within active layer in the hinterland of the Qinghai-Xizang Plateau to climate change[J]. *Plateau Meteorology*, 2021, 40(2): 229-243. [徐洪亮, 常娟, 郭林茂, 等. 青藏高原腹地多年冻土区活动层水热过程对气候变化的响应[J]. *高原气象*, 2021, 40(2): 229-243.]
- [30] Zhu Zhaorong, Li Yong, Xue Chunxiao, et al. Changing tendency of precipitation in permafrost regions along Qinghai-Tibet Railway during last thirty years[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2011, 33(4): 846-850. [朱兆荣, 李勇, 薛春晓, 等. 1976—2010年青藏铁路沿线多年冻土区降水变化特征[J]. *冰川冻土*, 2011, 33(4): 846-850.]
- [31] Zhao Lin, Cheng Guodong, Li Shuxun, et al. Freezing and melting process of permafrost active layer near Wudaoliang in Qinghai-Tibet Plateau[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2000, 45(11): 1205-1211. [赵林, 程国栋, 李述训, 等. 青藏高原五道梁附近多年冻土活动层冻结和融化过程[J]. *科学通报*, 2000, 45(11): 1205-1211.]
- [32] Li Chunjie, Wang Genxu, Sun Xiangyang, et al. Dynamic characteristics of condensed water in soils of Fenghuoshan Basin in Qinghai-Tibet Plateau[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2012, 32(6): 80-83. [李春杰, 王根绪, 孙向阳, 等. 青藏高原风火山流域凝结水动态特征分析[J]. *水土保持通报*, 2012, 32(6): 80-83.]
- [33] Chang Juan, Tian Jiayi, Zhang Zengxin, et al. Changes of grassland rain use efficiency and NDVI in northwestern China from 1982 to 2013 and its response to climate change[J]. *Water*, 2018, 10(11): 1689.
- [34] Liu Guangsheng, Wang Genxu, Sun Xiangyang, et al. The response of soil moisture in swamp meadow in the source regions of the Yangtze River to artificially warming[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2015, 37(3): 668-675. [刘光生, 王根绪, 孙向阳, 等. 长江源区沼泽草甸多年冻土活动层土壤水分对模拟增温的响应[J]. *冰川冻土*, 2015, 37(3): 668-675.]
- [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] Guo Linmao, Chang Juan, Zhou Jian, et al. Analysis of thermal-moisture conditions of active layer and energy-water balance of land-atmosphere system in tanggula area[J]. *Plateau Meteorology*, 2020, 39(2): 230-233. [郭林茂, 常娟, 周剑, 等. 唐古拉地区活动层水热状况及地气系统能水平衡分析[J]. *高原气象*, 2020, 39(2): 230-233.]
- [37] Zhang Mingli, Wen Zhi, Xue Ke. Soil moisture-heat migration characteristics within the permafrost active layer in Beiluhe[J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2015, 29(9): 176-181. [张明礼, 温智, 薛珂. 北麓河多年冻土活动层水热迁移规律分析[J]. *干旱区资源与环境*, 2015, 29(9): 176-181.]
- [38] Ramendra Prasad, Ravinesh C Deo, Yan Li, et al. Weekly soil moisture forecasting with multivariate sequential, ensemble empirical mode decomposition and Boruta-random forest hybridizer algorithm approach[J]. *CATENA*, 2019, 177: 149-166.
- [39] Jiao Yongliang, Li Ren, Zhao Lin, et al. Processes of soil thawing-freezing and features of soil moisture migration in the permafrost active layer[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2014, 36(2): 237-247. [焦永亮, 李韧, 赵林, 等. 多年冻土区活动层冻融状况及土壤水分运移特征[J]. *冰川冻土*, 2014, 36(2): 237-247.]
- [40] Wang Genxu, Shen Yongping, Qian Ju, et al. Study on the influence of vegetation change on soil moisture cycle in alpine meadow[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2003, 25(6): 653-659. [王根绪, 沈永平, 钱鞠, 等. 高寒草地植被覆盖变化对土壤水分循环影响研究[J]. *冰川冻土*, 2003, 25(6): 653-659.]

- [41] Zhang Mingli, Wen Zhi, Dong Jianhua, et al. Mechanism of climate warming on thermal-moisture dynamics of active permafrost layer considering effect of rainfall[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2019, 40(5): 1983-1992. [张明礼, 温智, 董建华, 等. 考虑降雨作用的气温升高对多年冻土活动层水热影响机制[J]. *岩土力学*, 2019, 40(5): 1983-1992.]
- [42] Li Desheng, Wen Zhi, Zhang Mingli, et al. The quantitative analysis of the hydro-thermal dynamic of permafrost active layer effected by precipitation[J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2017, 31(7): 108-113. [李德生, 温智, 张明礼, 等. 降水对多年冻土活动层水热影响定量分析[J]. *干旱区资源与环境*, 2017, 31(7): 108-113.]
- [43] Li Yuanshou, Wang Genxu, Ding Yongjian, et al. Spatial heterogeneity of soil moisture in alpine meadow area of the Qinghai-Xizang Plateau[J]. *Advances in Water Science*, 2008, 19(1): 61-67. [李元寿, 王根绪, 丁永建, 等. 青藏高原高寒草甸区土壤水分的空间异质性[J]. *水科学进展*, 2008, 19(1): 61-67.]
- [44] Zhang Mingli, Wen Zhi, Xue Ke, et al. The effects of precipitation on thermal-moisture dynamics of active layer at Beiluhe permafrost region[J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2016, 30(4): 159-164. [张明礼, 温智, 薛珂, 等. 降水对北麓河地区多年冻土活动层水热影响分析[J]. *干旱区资源与环境*, 2016, 30(4): 159-164.]

## Response of soil water content at different altitudes to climate change in the permafrost region of the Qinghai-Tibet Plateau: an ELM model analysis

ZHANG Fangyuan, CHANG Juan, LIU Jian, SUN Wenjun

(College of Earth and Environmental Sciences, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

**Abstract:** The active layer in the permafrost region plays a critical role in surface water and groundwater exchange. Soil water content within the active layer is essential for the hydrological cycle in the permafrost region and has a significant impact on the ecological environment in this cold region. Understanding the dynamic characteristics of soil moisture in the active layer is crucial in the context of climate change. This paper employs the Extreme Learning Machine (ELM) model to analyze the soil moisture within the permafrost regions at various heights in the hinterland of the Qinghai-Tibet Plateau. Results indicate that the ELM model, with two input variables, has higher simulation accuracy than the BP neural network model. The Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) values of soil water content during the first day after the ELM model simulation range between 0.69 and 0.87. The simulated NSE value at the depth of 20 cm below the slope is the maximum (0.87), and simulation accuracy improves with the increase of delay time. The NSE values for the third and seventh days after the simulation are 0.76~0.92 and 0.75~0.93, respectively. The simulation effect of water content at different depths under the slope is better than that on the slope. Subsequently, by establishing different climate change scenarios, the study explores the dynamic change law and response characteristics of soil moisture in the background of climate change. Results indicate that the soil water content at different depths increases during the initial freezing stage and the initial thawing stage due to temperature rise. However, no notable change occurs during the complete freezing period and the complete thawing period. Temperature increase affects the soil water content in the early freezing and early melting stages, with deeper layers experiencing more significant changes than shallower ones. Moreover, under the scenario of precipitation increase, the greater the precipitation increase, the more apparent the trend of soil water content, but the overall change range is small. The increase in soil water content at each depth on the slope mainly occurs in the early melting stage and the complete melting stage, whereas that at the lower slope mainly happens in the early melting stage. Compared with deep soil, shallow soil responds more strongly to precipitation increase.

**Key words:** Qinghai-Tibet Plateau; climate change; different altitudes; soil water content; ELM model

(责任编辑: 赵林)