

DOI:10.7522/j.issn.1000-0240.2021.0096

LIU Zhiyun, HUANG Chuan, YU Hui, et al. Study on the prediction model and distribution characteristics of active layer thickness along the Qinghai-Tibet engineering corridor[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2021, 43(5):1458-1467. [刘志云, 黄川, 于晖, 等. 青藏工程走廊活动层厚度预测模型与分布特征研究[J]. 冰川冻土, 2021, 43(5):1458-1467.]

青藏工程走廊活动层厚度预测模型与分布特征研究

刘志云¹, 黄川¹, 于晖², 钟振涛¹, 崔福庆¹

(1. 长安大学 地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710054; 2. 中交第一公路勘察设计研究院有限公司
西安中交公路岩土工程有限责任公司, 陕西 西安 710075)

摘要: 为探究青藏工程走廊沿线多年冻土区活动层厚度分布情况, 结合青藏公路、青藏铁路沿线 300 个钻孔点的活动层厚度监测数据, 基于年平均地表温度、平均植被指数、等效纬度、纬度、高程和含冰量等参数建立了活动层厚度的经验公式、随机森林和径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络预测模型。各预测模型结果表明, 活动层厚度与各预测因子间具有极强的非线性关系; RBF 神经网络预测模型具有最高的预测精确度, 拟合优度 R^2 达到 0.84。运用 RBF 神经网络预测模型和高精度遥感数据绘制活动层厚度分布图, 分布图显示研究区内活动层厚度主要为 2~4 m, 总面积为 5 468.3 km², 面积占比为 47.27%, 主要分布于楚玛尔平原至北麓河盆地和唐古拉山区南部至头二九山区; 活动层厚度大于 4 m 次之, 总面积为 3 382.3 km², 面积占比为 29.24%, 整体分布偏向南部地区, 主要分布于布曲河谷地至头二九山区。并对研究区活动层厚度与含冰量、地温关系进行了研究, 结果表明活动层厚度随含冰量增加而减小、随地温升高而增加。

关键词: 青藏工程走廊; 活动层厚度; 含冰量; 随机森林; RBF 神经网络

中图分类号: P642.14 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-0240(2021)05-1458-10

0 引言

青藏高原被称为地球的“第三极”, 其内发育着世界上中、低纬度带海拔最高、面积最广的冻土区^[1]。随着全球气候变暖, 青藏高原多年冻土产生严重的退化现象, 主要表现为地温升高、活动层厚度增加以及多年冻结层消失等^[2-4]。活动层是指暖季融化冷季冻结覆盖于多年冻土之上的土层, 是冻土地层内水热交换最主要的区域^[5], 受经纬度、高程、植被覆盖度、地表温度、土壤性质及气候环境等诸多因素的影响。活动层厚度的变化将会对寒区水文、地质、环境和工程建筑产生一系列影响。因此, 建立活动层厚度的预测模型以及研究活动层厚度的分布特征对青藏高原地区工程构筑物的设计、建造及后期养护具有重要意义。

活动层厚度的现场测量主要有钻孔、触探、挖探等机械方法以及监测站监测等方法。Hon 等^[6]利用动态圆锥贯入仪在活动层与多年冻土层的动力锥穿透指数的不同, 从而测定活动层厚度。更多学者则是通过不同地区的现场测量数据对活动层厚度的年际变化进行研究分析^[7-9], Zhao 等^[10]根据青藏高原钻孔温度曲线证明, 在 1967—1997 年期间, 其活动层的厚度以平均速度为 0.71 cm·a⁻¹ 增长。Wu 等^[11]通过对青藏公路沿线监测站监测数据分析研究, 发现从 1995—2007 年期间, 青藏高原多年冻土区活动层厚度正以平均 7.5 cm·a⁻¹ 的速率持续增加。活动层厚度现场测量虽然能够获得较高的精确度, 但存在着成本高、数据样本少且难以连续观测致使其无法刻画大区域特征等缺点。

针对以上不足, 许多学者发现经验公式模型、

收稿日期: 2021-07-09; 修订日期: 2021-09-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(51574037; 41502292); 中国交建科技研发项目(2018-ZJKJ-PTJS03; 2020-ZJKJ-PTJS04; 2020-ZJKJ-QNCX09; 2020-ZJKJ-PTJS12)资助

作者简介: 刘志云, 副教授, 主要从事冻土工程热灾害防治研究. E-mail: dcdgx33@chd.edu.cn

通信作者: 崔福庆, 讲师, 主要从事冻土传热传质研究. E-mail: cfq731@chd.edu.cn

统计模型和数值模型对活动层厚度大区域分布研究具有较好的效果。Pang 等^[12-13]用 Stefan 和 Kudryavtsev 公式计算了青藏高原活动层厚度的变化,给出了青藏高原活动层厚度空间分布图并预测了 2049 年、2099 年的活动层厚度变化情况。Zhao 等^[14]将 Kudryavtsev 公式与 Lund-Postam-Jena 模型耦合进一步提高了经验公式模型对活动层厚度的预测能力。Ni 等^[17]采用统计模型与机器学习结合的方式对青藏高原活动层厚度进行预测,研究发现模型比以往的研究具有较高的精度。Zhang 等^[18]利用改进的 GIPL2 模型对青藏高原无人区活动层厚度进行数值模拟,并基于实测活动层厚度数据验证了数值模型的准确性和优越性。总体而言,经验公式、统计模型和数值模型能够有效的描绘大区域活动层厚度分布情况,但对局地因素考虑不全且未能结合实地勘查数据进行研究,致使空间分辨率低,难以反映实际情况。

近年来,随着机器学习方法和遥感技术的快速发展,目前,诸多学者采用对现场勘查数据进行预测模型建立,再结合大范围遥感数据进行区域分布模拟的方式已经广泛应用于青藏高原冻土的相关研究,包括冻土分布^[19-20]、冻土地温预测^[21-22]、冻土滑坡敏感性^[23]等方面。鉴于此,本文通过青藏工程走廊沿线 300 组活动层厚度钻孔监测数据,基于年平均地表温度、平均植被指数、等效纬度、纬度、高程和含冰量等参数建立了活动层厚度的经验公式、随机森林和 RBF 神经网络预测模型,通过对比三种预测模型的预测效果,并结合高精度遥感数据,运用预测精度最高的活动层厚度预测模型绘制了青藏工程走廊多年冻土区段沿线活动层厚度分布图。

1 数据与研究方法

1.1 研究区概况

青藏工程走廊始于格尔木,止于拉萨市,横穿青藏高原 1 120 多公里,穿越多年冻土区约 550 km,是内陆进入西藏的重要通道。本文以走廊内多年冻土区段(西大滩—安多)为研究区,研究活动层厚度分布状况。如图 1 所示,研究区以青藏公路、青藏铁路为基准线向两侧外延 10 km,全长约 540 km,地理坐标位于 32°~36° N、91°~95° E,海拔介于 3 716~6 191 m,该区地貌类型丰富,包括中高山区、高原、低山丘陵、河谷等。

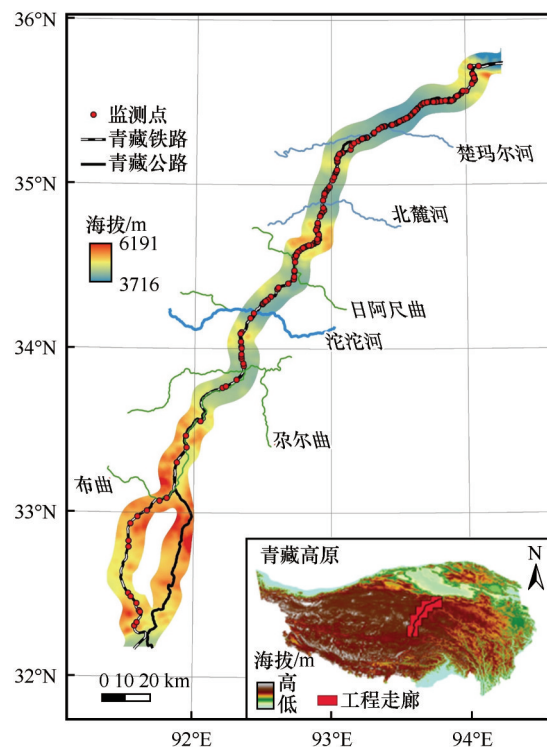


图 1 研究区监测点分布

Fig. 1 Distribution of monitoring points in the study

1.2 数据源

活动层是地-气间水热交换的主要场所,大的气候背景决定了大区域活动层厚度的宏观分布状况。但在一定条件下,局地因素的影响将超过气候的影响,导致区域内相同气候背景下活动层厚度的分布异常。局地因素主要通过影响太阳辐射、热对流和热传导等过程从而影响活动层厚度的大小。因此,本文拟选用年平均地表温度、平均植被指数、纬度、高程、等效纬度和含冰量六类数据作为预测模型建立的预测因子。

年平均地表温度、平均植被指数和高程遥感数据由美国国家航天航空局下载的地表温度(MOD11A2 H25V05, 2000—2016 年)、植被指数(MOD13Q1 H25V05, 2000—2016 年)和 SRTM-DEM(Shuttle Radar Topography Mission-Digital Elevation Model)数据产品中提取。等效纬度是表征太阳辐射对地表的影响,也是判断坡面走向的重要数据,可通过由 SRTM-DEM 数据产品中提取的坡度、坡向和纬度数据计算得到:

$$\varphi' = \sin^{-1} [\sin(l)\cos(h)\cos(\varphi) + \cos(l)\sin(\varphi)] \quad (1)$$

式中: φ' 为等效纬度; l 为坡度; h 为坡向; φ 为纬度。

冻土含冰量是多年冻土的基本特征指标之一,且活动层内不同含冰量也对活动层热量吸收能力

有一定影响。含冰量数据由现场钻取多年冻土上限以下 8 m 深度内的土层,再经过现场观察记录和室内试验综合确定。冻土含冰量钻孔点沿青藏铁路和青藏公路间隔 2 km 布置,确定所有钻孔点含冰量赋存状态后,再利用概率插值得到走廊带内冻土含冰量分布,如图 2 所示。目前,含冰量分类标准主

要以《冻土工程地质勘察规范》(50324—2014)为主^[24],分为少冰、多冰、富冰、饱冰和含土冰层五类。但在青藏高原地区,多年冻土上限以下土层内含冰量变化较为剧烈。因此,本文将根据多年冻土上限以下 8 m 深度内土层含冰量主要的赋存类型将含冰量划分为少冰-多冰、多冰-富冰、富冰-饱冰、饱冰-含土冰层四类。

用于建立预测模型的活动层厚度实测数据来源于青藏公路、青藏铁路沿线监测断面地温监测数据(监测点如图 1),监测工作由中交第一公路勘察设计研究院有限公司高寒高海拔地区道路工程安全与健康国家重点实验室格尔木观测基地完成,数据时限为 2006—2016 年,数据采集采用测温法测得,精度为±0.05℃。活动层厚度监测点共计 300 组,在研究区内分布较为平均,基本体现了青藏高原工程走廊带活动层厚度特征,具有较好的代表性。

1.3 预测因子间相关性分析

表 1 是各预测因子之间的相关性分析及共线性分析结果。由表可知,部分预测因子间虽然表现出较显著的相关性,但线性相关关系较弱,说明各预测因子间虽然能够相互影响,但影响程度较小。并且从共线性分析可以看出,各预测因子与活动层厚度之间的容差皆大于 0.2 且膨胀方差因子(VIF)皆小于 5,这进一步说明各预测因子之间不存在明显的共线性。

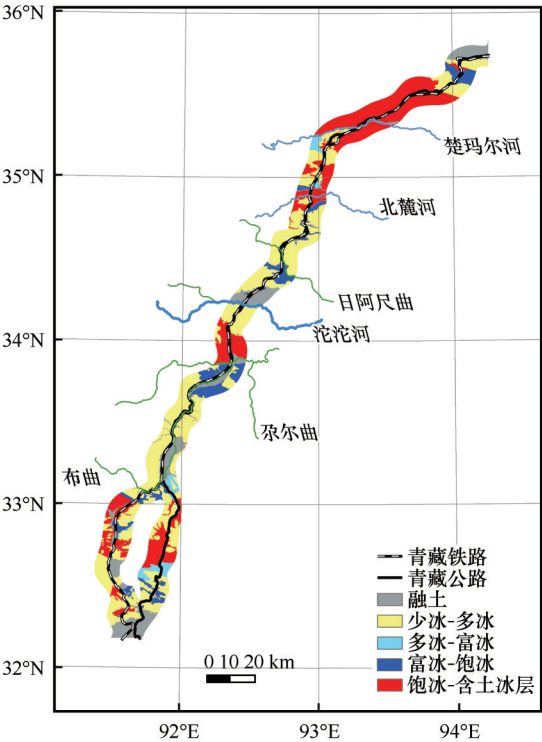


图 2 研究区含冰量分布
Fig. 2 Distribution of ice content in the study area

表 1 各因子之间的相关性及其共线性分析
Table 1 Correlation and collinearity analysis among factors

因子	年平均地表温度	平均植被指数	等效纬度	纬度	高程	含冰量	共线性统计量	
							容差	VIF
年平均地表温度	1	—	—	—	—	—	0.309	3.232
平均植被指数	0.003	1	—	—	—	—	0.626	1.597
等效纬度	-0.243**	0.189**	1	—	—	—	0.293	3.413
纬度	-0.342**	-0.548**	0.050	1	—	—	0.298	3.359
高程	-0.436**	0.406**	-0.039	-0.500**	1	—	0.806	1.240
含冰量	-0.360**	-0.006	0.071	0.139*	0.112	1	0.865	1.156

注: *代表P<0.05; **代表P<0.01; 共线性分析因变量为活动层厚度。

1.4 研究方法

1.4.1 经验公式

最小二乘法是通过找寻数据误差平方和的最小值,从而确定数据的最佳匹配函数。在本文中,含冰量数据作为分类变量,因此,在进行经验公式拟合之前需对含冰量数据进行编码处理。目前,对

于分类变量的编码方式主要有独热编码、虚拟编码和效应编码等。其中,效应编码具有不冗余、易于解释的优点,其原理是在一个具有n个类别的变量中选取一个类别作为参照(赋值为-1),从而创建n-1个指标变量(赋值为0或1)。含冰量数据编码处理方法如表2所示。

表2 含冰量数据效应编码			
Table 2 Effect coding of ice content data			
含冰量	效应编码		
	X_1	X_2	X_3
少冰-多冰	-1	-1	-1
多冰-富冰	1	0	0
富冰-饱冰	0	1	0
饱冰-含土冰层	0	0	1

以上编码代表当含冰量为少冰-多冰时, X_1 、 X_2 、 X_3 取值为-1、-1、-1;含冰量为多冰-富冰时, X_1 、 X_2 、 X_3 取值为1、0、0,以此类推。因此基于最小二乘法拟合的活动层厚度经验公式如式(2)所示:

$$h = 40.01 - 0.04T_s - 5.58N - 0.80\varphi - 0.002H + 0.005\varphi' - 0.358X_1 - 0.09X_2 - 0.404X_3 \quad (2)$$

式中: h 为活动层厚度; T_s 为年平均地表温度; N 为平均植被指数; φ 为纬度; H 为高程; φ' 为等效纬度。

1. 4. 2 机器学习

机器学习是现代智能技术中的一种重要方法,其主要研究从样本数据中寻找规律,并根据这些规律预测未来或无法观测的数据^[25]。机器学习方法已经在青藏高原冻土相关研究中得以广泛的应用并取得了较好的成果^[26-28]。其中,随机森林和径向基函数神经网络在处理复杂的非线性问题时具有良好的抗噪能力,因此,本文将选用随机森林和RBF神经网络建立活动层厚度预测模型。

随机森林^[29]是通过对多个决策树(每棵树都拟合到训练数据的Bootstrap样本)求平均值来拟合组合模型,每棵树中的每个拆分都考虑随机的预测变量子集,通过这种方式,将多个弱模型组合起来生成更为强大的模型,其结构如图3所示。本文使用该方法建立了活动层厚度预测模型,并将数据集按8:2比例进行随机分块,分别作为训练集和验证集,样本个数分别为240和60。随机森林预测模型中决

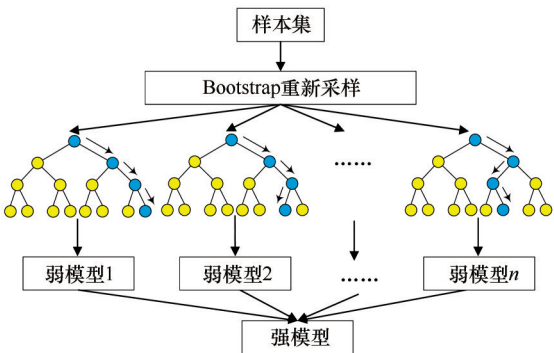


图3 随机森林结构图

Fig. 3 Random forest structure diagram

策树的数量为100个,每棵树的最小拆分大小为10个,最大拆分大小为2 000个。

RBF神经网络是三层前馈神经网络,由输入层、隐含层和输出层三部分构成。其中,输入层用于接收外部信息,隐含层实现参数间的非线性转换,输出层用于输出最终结果,其结构如图4所示。

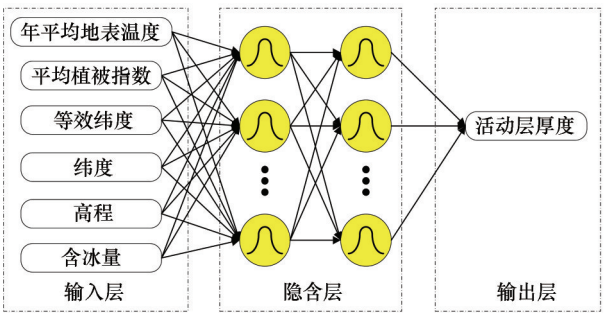


图4 神经网络结构图

Fig. 4 Neural network structure diagram

k-fold交叉验证法是一种能够有效的利用小样本数据得到最优模型的方法。其原理是将原始数据分成 k 组,将每一组数据分别做一次验证集,其余的 $k-1$ 组数据作为训练集,从而得到 k 个模型,最终选择最优的模型。本文的RBF神经网络模型的结构设置为年平均地表温度、平均植被指数、等效纬度、纬度、高程和含冰量作为输入层,活动层厚度作为输出层,高斯径向基函数为激活函数。隐含层设置为两层,每层12个节点。k-fold交叉验证数为5,其中4份用于模型训练,1份用于模型验证,模型训练和模型验证样本数分别为240和60。

1. 4. 3 评价指标

活动层厚度预测模型评价指标采用决定系数(R-Squared, R^2)、平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和相对误差 $\pm 15\%$ 内占比。其中 R^2 、MAPE、RMSE表达式分别见式(3)~(5)。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{h}_i - h_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{h}_i - h_i)^2} \quad (3)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{h}_i - h_i}{h_i} \right| \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{h}_i - h_i)^2} \quad (5)$$

式中: \hat{h}_i 为活动层厚度预测值; h_i 为活动层厚度实测值; \bar{h}_i 为活动层厚度实测值平均值。

2 结果与讨论

2.1 模型结果对比

图 5 为三种活动层厚度预测模型的预测结果。由图可知,经验公式方法拟合效果最差,预测值大部分都分布于 $\pm 15\%$ 误差线外,并且可以发现在低活动层厚度区间预测值偏大,高活动层厚度区间预测值偏小,整体分布极为离散。随机森林方法拟合效果

次之,预测值大部分落在 $\pm 15\%$ 误差线内。但整体来看,样本点仍较为离散,部分测点偏离实测值较大。说明随机森林方法虽然能够较好的预测活动层厚度,但存在一定误差。RBF 神经网络方法拟合效果最好,预测值基本位于 $\pm 15\%$ 误差线内,并且整体更靠近实测值线,尤其高活动层厚度区间。因此,从三种方法预测结果对比可知,基于 RBF 神经网络方法的活动层厚度预测模型预测效果最为精确、稳定。

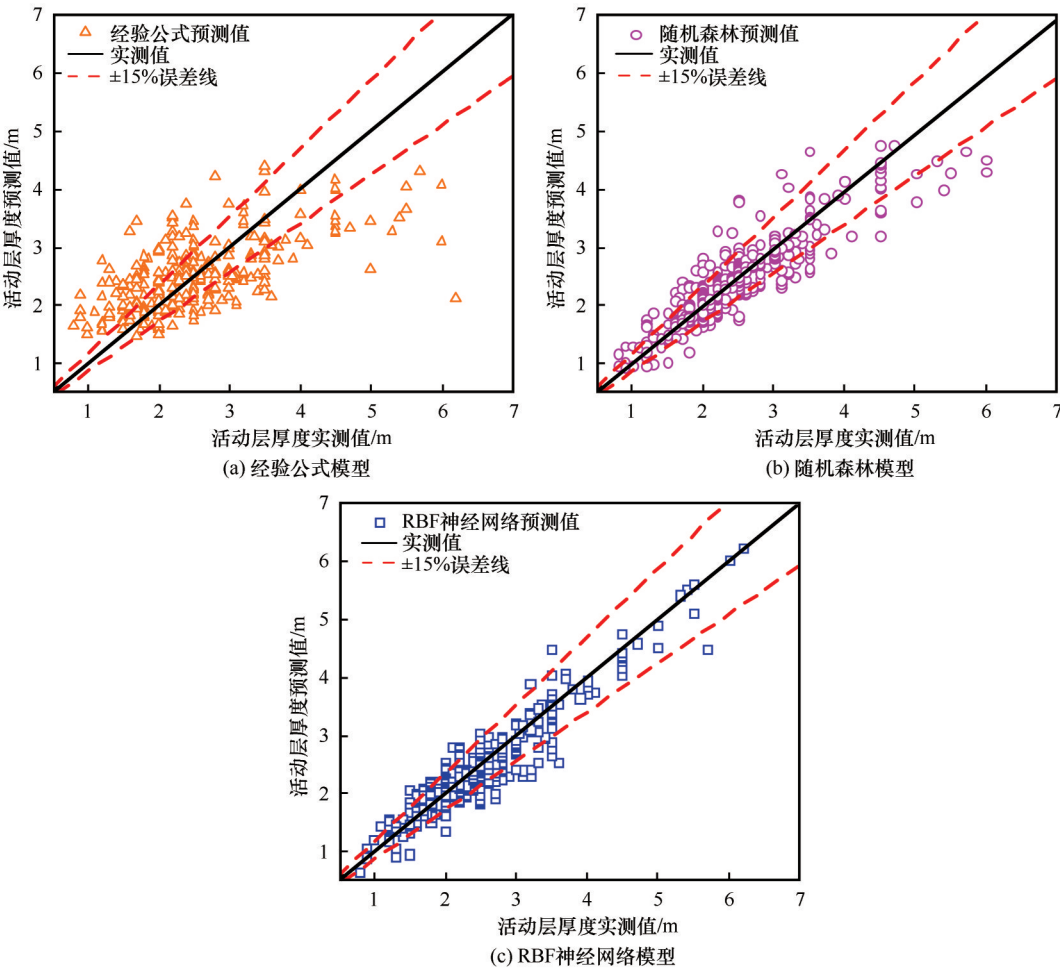


图 5 各活动层厚度预测模型结果对比
Fig. 5 Comparison of results of prediction models
for the thickness of each active layer

表 3 为三种预测模型的各项评价指标。由表可知,经验公式预测模型的各项评价指标的评价优度均较差, R^2 仅为 0.40, RMSE 和 MAPE 达到 0.75 和 24.5%,相对误差在 $\pm 15\%$ 以内的占比也不足一半。随机森林和 RBF 神经网络预测模型的 R^2 、RMSE、MAPE、相对误差在 $\pm 15\%$ 内占比分别为 0.72 和 0.84、0.42 和 0.32、12.7% 和 10.5%、69.6% 和 74.6%。与经验公式预测模型相比,各项评价指标

表 3 三种预测模型的各项评价指标
Table 3 The evaluation indicators of
the three prediction models

预测模型	评价指标			
	R^2	RMSE	MAPE	相对误差 $\pm 15\%$ 内占比
经验公式	0.40	0.75	24.5%	41.0%
随机森林	0.72	0.42	12.7%	69.6%
RBF 神经网络	0.84	0.32	10.5%	74.6%

的评价优度有较大提升。说明机器学习方法对活动层厚度的预测更加准确、误差更小。且可以看出 RBF 神经网络预测模型的各项评价指标评价优度均好于随机森林预测模型。说明 RBF 神经网络方法在处理非线性关系、捕捉各活动层厚度拟合参数之间的特征联系以及全局逼近和逼近精度都好于随机森林方法。

2.2 敏感性分析

由以上三种预测模型的预测结果对比可知 RBF 神经网络模型为预测活动层厚度的最佳模型, 因此选择对 RBF 神经网络模型的预测结果进行敏感性分析。敏感性分析是研究输入参数的变化对输出结果的影响程度。Sabol 方法^[30]是一种全局敏感性分析方法, 能够有效的处理非线性响应和度量非加性系统中相互作用的影响。其计算公式如下:

$$S_{\pi} = \frac{E_{X_{-i}}(\text{Var}_{X_i}(Y|X_{-i}))}{\text{Var}(Y)} \quad (6)$$

式中: S_{π} 为总效应指数, 表示敏感性程度大小; Var 表示方差; E 表示期望; Y 表示输出变量; X_i 代表输入因子; X_{-i} 表示除 X_i 所有变量的集合。计算结果如表 4 所示, 由表可知, 含冰量对于活动层厚度的影响性最大, 其次为年平均地表温度、高程、等效纬度、纬度和平均植被指数。

表 5 不同活动层厚度预测模型的对比

Table 5 Comparison of different active layer thickness prediction models

模型方法	预测因子	R^2	RMSE	文献出处
经验公式	积雪、植被、土壤湿度、热物性和区域气候	0.46	0.47	Pang 等 ^[13]
随机森林	气候、太阳辐射、土壤	0.70	0.53	Aalto 等 ^[31]
机器学习和统计模型	融化指数、冻结指数、降雪、降雨、地形、土壤	0.71	0.69	Ni 等 ^[17]
RBF 神经网络	年平均地表温度、平均植被指数、等效纬度、纬度、高程和含冰量	0.84	0.32	本文
RBF 神经网络	年平均地表温度、平均植被指数、等效纬度、纬度和高程	0.71	0.43	本文(无含冰量)

3 活动层厚度分布

通过以上模型的对比分析, 最终确定以 RBF 神经网络作为预测方法建立活动层厚度预测模型。本文采用 ArcGIS 10.5 软件绘制活动层厚度分布图, 具体步骤为: (1) 对年平均地表温度、平均植被指数、等效纬度、高程和含冰量数据的栅格图进行点数据提取, 纬度数据由 ArcGIS 软件计算得到; (2) 将点数据输入至 RBF 神经网络活动层厚度预测模型中, 求取各点的活动层厚度; (3) 将各点活动层厚度导入至 ArcGIS 中, 为使图层精度提高、平滑性增

表 4 各预测因子敏感性分析

Table 4 Sensitivity of each predictor

预测因子	年平均地表温度	平均植被指数	纬度	高程	等效纬度	含冰量
S_{π}	0.609	0.389	0.454	0.563	0.488	0.705
敏感性排序	2	6	5	3	4	1

2.3 以往文献结果对比

表 5 为以往学者对活动层厚度预测模型和本文 RBF 神经网络预测模型的评价指标对比。由表可知, 本文以 RBF 神经网络建立的活动层厚度预测模型的预测效果好于以往的研究成果, R^2 和 RMSE 的提升幅度较为明显。此外, 可以发现文献中经验公式预测方法的预测效果并不理想, 而采用机器学习方法后, 预测效果得到极大的改善, 这进一步说明活动层厚度与各预测因子之间具有极强的非线性关系。从预测因子来看, 本文与以往文献相比除了温度、植被、地形等因子, 还考虑了含冰量的影响。由表可知, 未考虑含冰量参数的 RBF 神经网络预测模型的 R^2 和 RMSE 分别为 0.71 和 0.43, 与以往的机器学习方法研究结果精度相当。而考虑含冰量参数的 RBF 神经网络预测模型 R^2 和 RMSE 分别为 0.84 和 0.32, 预测效果明显提升, 说明含冰量是活动层厚度的重要影响因素之一。

强, 采用克里金插值法进行制图, 即可获得研究区内多年冻土活动层厚度分布区划图。

图 6 为青藏工程走廊活动层厚度分布区划图。由以上步骤(2)中的预测模型计算结果可知, 研究区活动层厚度分布范围在 0.60~6.30 m, 平均活动层厚度为 3.55 m。图 7 为研究区各活动层厚度面积与面积占比。结合图 6 可知, 研究区内活动层厚度主要为 2~4 m, 总面积为 5 468.3 km², 面积占比为 47.27%, 主要分布于楚玛尔平原至北麓河盆地和唐古拉山区南部至头二九山区; 活动层厚度大于 4 m 次之, 总面积为 3 382.3 km², 面积占比为

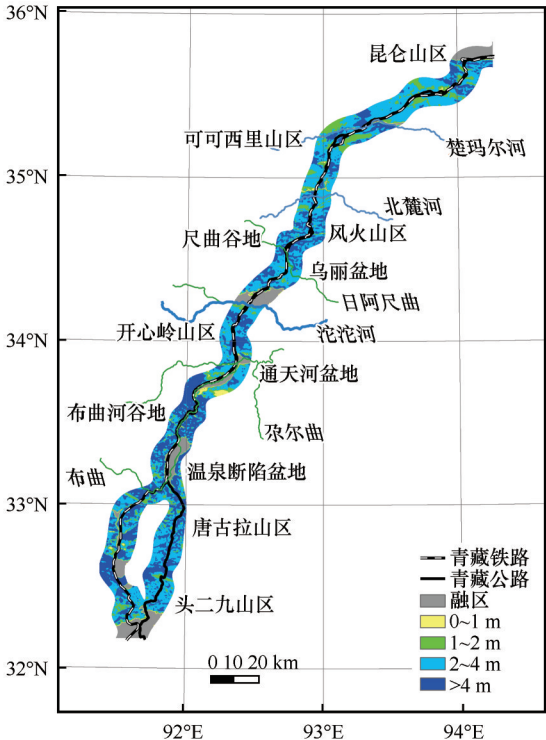


图6 研究区活动层厚度分布
Fig. 6 Active layer thickness distribution in the study area

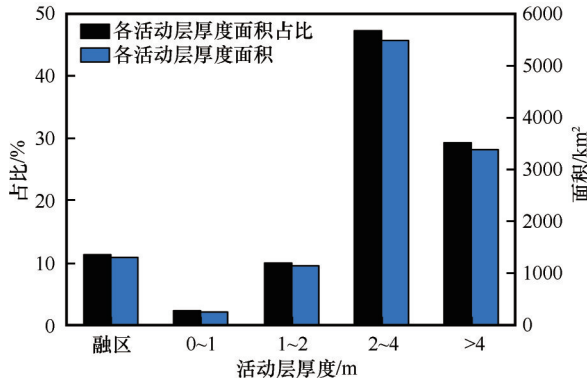


图7 各活动层厚度面积与面积占比
Fig. 7 Thickness area and area ratio of each active layer

29.24%，整体分布偏向南部地区，主要分布于布曲河谷地至头二九山区；活动层厚度为0~2 m在研究区分布较少，面积占比仅达到12.2%，在研究区内分布较零散，主要分布于楚玛尔河平原和可可西里山区。

各区域不同活动层厚度面积如图8所示。由图可知，昆仑山区至北麓河盆地的活动层厚度主要在1 m以上，整个青藏工程走廊内活动层厚度为1~2 m区域主要分布于此区段。活动层厚度为2~4 m的区域也在此区段内占有较大面积比例，如楚玛尔河平原和北麓河盆地的面积占比达到69.16%和

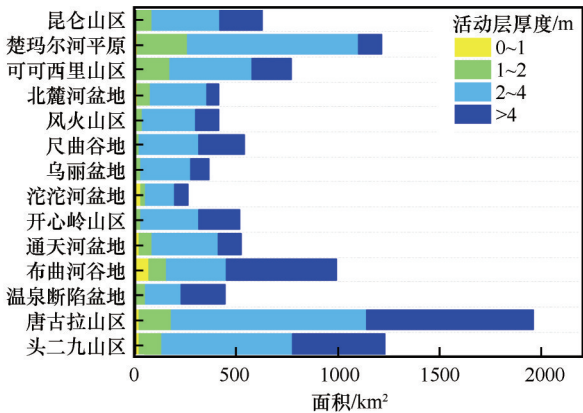


图8 各区域不同活动层厚度面积
Fig. 8 Areas of different active layer thicknesses in each region

68.52%。风火山区至开心岭山区的活动层厚度主要在2 m以上，且此区段各区域内活动层厚度主要为2~4 m。其中，尺曲谷地和开心岭山区活动层厚度大于4 m的也占有较大面积。通天河盆地至头二九山区的活动层厚度主要以2~4 m和4 m以上的情况居多，主要分布于布曲河谷地、唐古拉山和头二九山地区。

4 活动层厚度与含冰量、地温关系

为探究研究区活动层厚度与含冰量和地温的关系，对研究区四类含冰量和不同区间的地温的活动层厚度数据进行统计，得到其概率分布如图9所示。由图9(a)可知，四类含冰量的活动层厚度主要分布区间（分布概率大于10%）为2.21~4.00 m与4.42~5.03 m、1.62~3.60 m、1.33~3.10 m和0.75~2.52 m，均值为3.48 m、2.55 m、2.28 m和1.78 m。四类含冰量活动层厚度概率曲线随着含冰量增加，分布明显左偏，说明活动层厚度随着土层含冰量增加而减小。由图9(b)可知，不同区间的地温的活动层厚度主要分布区间（分布概率大于10%）为2.08~3.97 m与4.62~4.94 m、1.42~3.34 m、1.00~3.00 m和0.75~2.34 m，均值为3.44 m、2.41 m、1.92 m和1.48 m，即随着地温温度升高，活动层厚度增加。这是由于活动层的地温较低时，活动层内含冰量会相应的增加，而当外界温度变化时，具有高含冰量的活动层内将会发生着大量的冰-水相变过程，从而导致活动层升温速率过慢，致使活动层厚度较浅。

5 结论

通过利用青藏工程走廊监测断面实测数据建

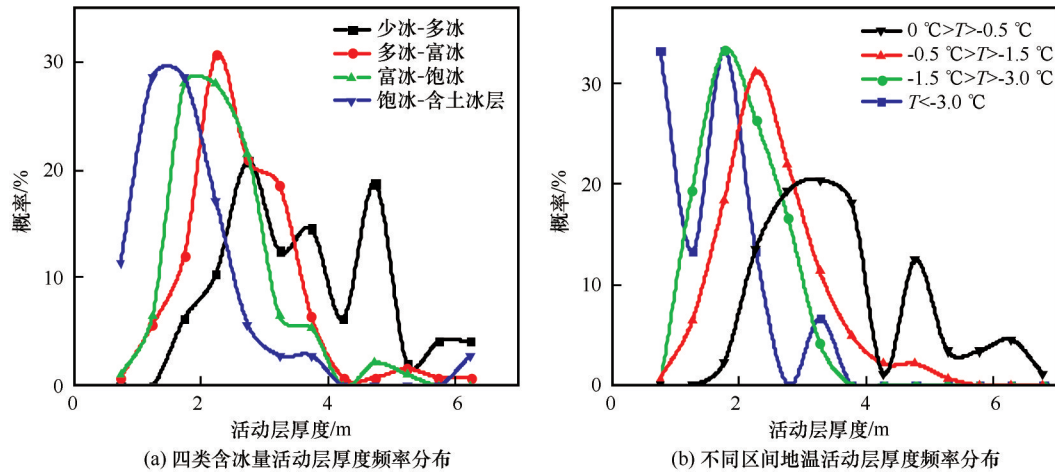


图9 不同含冰量、地温的活动层厚度频率分布

Fig. 9 Frequency distribution of active layer thickness with different ice content and ground temperature

立活动层厚度预测模型,再结合高精度遥感数据绘制青藏工程走廊多年冻土区的活动层厚度分布图,得出以下结论:

(1)经验公式、随机森林和RBF神经网络预测模型的预测效果对比可知,基于RBF神经网络方法的活动层厚度预测模型预测效果最为精确、稳定,其预测值基本位于 $\pm 15\%$ 误差线内,且活动层厚度较大区间预测结果更接近实测值。

(2)考虑含冰量参数的RBF神经网络预测模型 R^2 和RMSE分别为0.84和0.32,预测效果明显提升,说明含冰量是活动层厚度的重要影响因素之一。

(3)研究区内活动层厚度主要为2~4 m,总面积为5 468.3 km²,面积占比为47.27%,主要分布于楚玛尔平原至北麓河盆地和唐古拉山区南部至头二九山区;活动层厚度大于4 m次之,总面积为3 382.3 km²,面积占比为29.24%,整体分布偏向南部地区,主要分布于布曲河谷地至头二九山区;活动层厚度为0~2 m在研究区分布较少,面积占比仅达到12.2%,在研究区内分布较零散。

(4)活动层厚度随含冰量增加而减小、随地温升高而增加,四类含冰量的活动层厚度主要分布区间为2.21~4.00 m与4.42~5.03 m、1.62~3.60 m、1.33~3.10 m和0.75~2.52 m,均值为3.48 m、2.55 m、2.28 m和1.78 m。

参考文献(References):

[1] Yao Tandong, Thompson L G, Mosbrugger V, et al. Third pole environment (TPE) [J]. Environmental Development, 2012, 3: 52-64.
[2] Wu Qingbai, Zhang Tingjun. Recent permafrost warming on the Qinghai-Tibetan Plateau [J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres, 2008, 113(D13): D13108.

[3] Nan Zhuotong, Gao Zeshen, Li Shuxun, et al. Permafrost changes in the northern limit of permafrost on the Qinghai-Tibet Plateau in the last 30 years [J]. Acta Geographica Sinica, 2003, 58(6): 817-823. [南卓铜, 高泽深, 李述训, 等. 近30年来青藏高原西大滩多年冻土变化[J]. 地理学报, 2003, 58(6): 817-823.]
[4] Wu Jichun, Sheng Yu, Wu Qingbai, et al. Processes and modes of permafrost degradation on the Qinghai-Tibet Plateau [J]. Science in China (Series D: Earth Sciences), 2009, 39(11): 1570-1578. [吴吉春, 盛煜, 吴青柏, 等. 青藏高原多年冻土退化过程及方式[J]. 中国科学(D辑: 地球科学), 2009, 39(11): 1570-1578.]
[5] Pang Qiangqiang, Li Shuxun, Wu Tonghua, et al. Simulated distribution of active layer depths in the frozen ground regions of Tibetan Plateau [J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2006, 28(3): 390-395. [庞强强, 李述训, 吴通华, 等. 青藏高原冻土区活动层厚度分布模拟[J]. 冰川冻土, 2006, 28(3): 390-395.]
[6] Hong W T, Kang S, Park K, et al. Evaluation of active layer depth using dynamic cone penetrometer [J]. Journal of the Korean Geo-environmental Society, 2016, 17(1): 49-54.
[7] Johansson M, Akerman J, Keuper F, et al. Past and present permafrost temperatures in the Abisko area: Redrilling of boreholes [J]. Ambio, 2011, 40(6): 558-565.
[8] Luo Dongliang, Wu Qingbai, Jin Huijun, et al. Recent changes in the active layer thickness across the Northern Hemisphere [J]. Environmental Earth Sciences, 2016, 75(7): 555-570.
[9] Hrbáček F, Kňažková M, Nývlt D, et al. Active layer monitoring at CALM-S site near J. G. Mendel Station, James Ross Island, eastern Antarctic Peninsula [J]. Science of the Total Environment, 2017, 601/602: 987-997.
[10] Zhao Lin, Ping C L, Yang Daqing, et al. Changes of climate and seasonally frozen ground over the past 30 years in Qinghai-Xizang (Tibetan) Plateau, China [J]. Global and Planetary Change, 2004, 43(1/2): 19-31.
[11] Wu Qingbai, Zhang Tingjun. Changes in active layer thickness over the Qinghai-Tibetan Plateau from 1995 to 2007 [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2010, 115(D9): D09107.
[12] Pang Qiangqiang, Cheng Guodong, Li Shuxun, et al. Active layer thickness calculation over the Qinghai-Tibet Plateau [J].

- Cold Regions Science and Technology, 2009, 57(1): 23-28.
- [13] Pang Qiangqiang, Zhao Lin, Li Shuxun, et al. Active layer thickness variations on the Qinghai-Tibet Plateau under the scenarios of climate change [J]. Environmental Earth Sciences, 2012, 66(3): 849-857.
- [14] Zhao Dongsheng, Wu Shaohong. Projected changes in permafrost active layer thickness over the Qinghai-Tibet Plateau under climate change [J]. Water Resources Research, 2019, 55(9): 7860-7875.
- [15] 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.
- [16] Gerten D, Schaphoff S, Haberlandt U, et al. Terrestrial vegetation and water balance-hydrological evaluation of a dynamic global vegetation model [J]. Journal of Hydrology, 2004, 286(1/2/3/4): 249-270.
- [17] Ni Jie, Wu Tonghua, Zhu Xiaofan, et al. Simulation of the present and future projection of permafrost on the Qinghai-Tibet Plateau with statistical and machine learning models [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2021, 126(2): e2020JD033402.
- [18] Qin Yanhui, Wu Tonghua, Zhao Lin, et al. Numerical modeling of the active layer thickness and permafrost thermal state across Qinghai-Tibetan Plateau [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2017, 122(21): 11604-11620.
- [19] Wang Taihua, Yang Dawen, Fang Beijing, et al. Data-driven mapping of the spatial distribution and potential changes of frozen ground over the Tibetan Plateau [J]. Science of the Total Environment, 2019, 649: 515-525.
- [20] Chen Jianbing, Liu Zhiyun, Cui Fuqing, et al. Permafrost identification and annual mean ground temperatures prediction model for Qinghai-Tibet engineering corridor [J]. China Journal of Highway and Transport, 2015, 28(12): 33-41. [陈建兵, 刘志云, 崔福庆, 等. 青藏高原工程走廊带多年冻土辨识及年平均地温预估模型 [J]. 中国公路学报, 2015, 28(12): 33-41.]
- [21] Lu Jiahao, Niu Fujun, Lin Zhanju, et al. Permafrost modeling and mapping along the Qinghai-Tibet engineering corridor considering slope-aspect [J]. Geography and Geo-Information Science, 2012, 28(3): 63-67. [鲁嘉濠, 牛富俊, 林战举, 等. 考虑局地因素坡向影响的青藏高原工程走廊冻土分布与制图研究 [J]. 地理与地理信息科学, 2012, 28(3): 63-67.]
- [22] Ran Youhua, Li Xin, Cheng Guodong, et al. Mapping the permafrost stability on the Tibetan Plateau for 2005-2015 [J]. Science China Earth Sciences, 2021, 64(1): 62-79.
- [23] Yin Guoan, Luo Jing, Niu Fujun, et al. Machine learning-based thermokarst landslide susceptibility modeling across the permafrost region on the Qinghai-Tibet Plateau [J]. Landslides, 2021, 18(7): 2639-2649.
- [24] National Forestry Administration. Code for engineering geological investigation of frozen soil (GB 50324—2014) [S]. Beijing: China Planning Press, 2014. [国家林业局. 冻土工程地质勘察规范 (GB 50324—2014) [S]. 北京: 中国计划出版社, 2014.]
- [25] China Electronics Standardization Institute. Artificial intelligence standardization white paper (2018) [M]. Beijing: China Electronics Standardization Institute, 2018. [中国电子技术标准化研究院. 人工智能标准化白皮书 (2018 版) [M]. 北京: 中国电子技术标准化研究院, 2018.]
- [26] Jia Dongyu, Li Kaiming, Nie Xiaoying, et al. Prediction model of summer land surface temperature in the Shiyang River basin based on the wavelet transform and neural network [J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2020, 42(2): 412-422. [贾东宇, 李开明, 聂晓英, 等. 基于小波变换与神经网络的石羊河流域夏季地温预测模型研究 [J]. 冰川冻土, 2020, 42(2): 412-422.]
- [27] Li Chuanhua, Sun Hao, Wang Yutao, et al. Estimation of grassland net primary productivity in permafrost of Qinghai-Tibet Plateau based on machine learning [J]. Chinese Journal of Ecology, 2020, 39(5): 1734-1744. [李传华, 孙皓, 王玉涛, 等. 基于机器学习估算青藏高原多年冻土区草地净初级生产力 [J]. 生态学杂志, 2020, 39(5): 1734-1744.]
- [28] Liu Zhiyun, Zhang Wei, Wang Wei, et al. Research on experimental tests and prediction models of thermal conductivity of freezing-thawing soil in the Kunlun Mountains [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2021, 48(1): 105-113. [刘志云, 张伟, 王伟, 等. 昆仑山地区冻融土导热系数试验测试与预测模型研究 [J]. 水文地质工程地质, 2021, 48(1): 105-113.]
- [29] Breiman L. Random forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [30] Sobol I M. Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models [J]. Mathematical Modeling and Computational Experiment, 1993, 1(1): 112-118.
- [31] Aalto J, Karjalainen O, Hjort J, et al. Statistical forecasting of current and future circum-Arctic ground temperatures and active layer thickness [J]. Geophysical Research Letters, 2018, 45(10): 4889-4898.

Study on the prediction model and distribution characteristics of active layer thickness along the Qinghai-Tibet engineering corridor

LIU Zhiyun¹, HUANG Chuan¹, YU Hui², ZHONG Zhentao¹, CUI Fuqing¹

(1. College of Geology Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China; 2. Xi'an Zhongjiao Highway Geotechnical Engineering Co. Ltd., CCCC First Highway Consultants Co. Ltd., Xi'an 710075, China)

Abstract: In order to explore the distribution characteristics of active layer thickness (ALT) in permafrost areas along the Qinghai-Tibet engineering corridor, combined with the ALT monitoring data of 300 drilling points along the Qinghai-Tibet Highway and Qinghai-Tibet Railway, Using annual average surface temperature, average vegetation index, equivalent latitude, latitude, elevation and ice content as analysis parameters, prediction models based on the empirical formula, random forest and radial basis function (RBF) neural network method are developed. The results of each prediction model show that the ALT has a strong non-linear relationship with each prediction factor; the RBF neural network prediction model has the highest prediction accuracy, and the goodness of fit (R^2) reaches 0.84. Utilizing the developed RBF neural network prediction model and high-precision remote sensing data, the ALT distribution map of whole Qinghai-Tibet engineering corridor has been obtained. The distribution map shows that the thickness of active layer in the study area is mainly 2~4 m, with area of 5 468.3 km², accounting for 47.27% of the total area, and mainly distributes in Chumar River Plain, Beiluhe Basin, Tanggula Mountain, and Touerjiu Mountain; subsequently, the conditions of ALT larger than 4m has the area of 3 382.3 km², accounting for 29.24% of total, the overall distribution of which is biased towards the southern region and mainly in Buqu River valley to Touerjiu Mountain. Finally, the relations among the ALT, ice content and ground temperature of the study area have been researched. The results show that the ALT decreases with the increase of ice content and increases with the increase of ground temperature.

Key words: Qinghai-Tibet engineering corridor; active layer thickness; ice content; random forest; RBF neural network

(责任编辑: 江利明; 编辑: 周成林)