

昆仑山地区冻融土导热系数试验测试与预测模型研究

刘志云, 张伟, 王伟, 崔福庆

Research on experimental tests and prediction models of thermal conductivity of freezing-thawing soil in the Kunlun Mountains

LIU Zhiyun, ZHANG Wei, WANG Wei, and CUI Fuqing

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202003003>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

新疆塔县地区片麻岩冻融劣化机理与规律试验研究

Research on mechanism of freezing-thawing deterioration of gneisses in the Taxian area of Xinjiang

吕文韬, 杨龙, 魏云杰, 张明 水文地质工程地质. 2019, 46(3): 95-95

冷端温度及解冻条件对原状海相软土冻融前后物理特性影响研究

A study of the influences of freezing temperature and thawing conditions on physical properties of marine soft soil before and after freezing-thawing

杨平, 刁鹏程, 张婷, 杨国清 水文地质工程地质. 2021, 48(1): 96-104

基于自组织神经网络的污染场地多监测指标相关性分析

Correlation analysis of multiple monitoring indicators of contaminated site based on self-organizing map

马春龙, 施小清, 许伟伟, 任静华, 王佩, 吴吉春 水文地质工程地质. 2021, 48(3): 191-202

基于遗传算法-支持向量机的滑坡渗透系数反演

Estimation of hydraulic conductivity of landslides based on support vector machine method optimized with genetic algorithm

胡鹏, 文章, 胡新丽, 张玉明 水文地质工程地质. 2021, 48(4): 160-168

冻融循环作用下黄土无侧限抗压强度和微观规律的试验研究

Effect of freezing-thawing cycles on mechanical properties and microscopic mechanisms of loess

刘乐青, 张吾渝, 张丙印, 谷遇溪, 解邦龙 水文地质工程地质. 2021, 48(4): 109-115

“开敞系统”下单向冻融试验装置的研制与应用

Development and application of the unidirectional freezing-thawing test device under the “open-system conditions”

陈新瑞, 宋玲, 孙雯, 许清峰, 刘沛凯, 惠强, 李鑫鑫, 吴浩 水文地质工程地质. 2020, 47(3): 69-78



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202003003

昆仑山地区冻融土导热系数试验测试与 预测模型研究

刘志云¹, 张 伟¹, 王 伟¹, 崔福庆^{1,2}

(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
高寒高海拔地区道路工程安全与健康国家重点实验室, 陕西 西安 710065)

摘要: 为探究青藏高原工程走廊带昆仑山地区冻融土导热系数基本特征, 采用瞬态平面热源法对钻取的 349 组冻土试样和 245 组融土试样导热系数进行了测试, 分析了五类土导热系数分布特征及天然含水率、干密度与导热系数的偏相关性, 并以两者为变量因素建立了经验公式拟合、支持向量回归(SVR)和径向基(RBF)神经网络导热系数预测模型。结果表明: 冻融土导热系数整体均呈粗颗粒土大于细颗粒土特征, 且冻土和融土导热系数随土性分布规律存在差异; 天然含水率、干密度与导热系数均呈正相关性, 不同土类偏相关性结果差异明显, 典型土导热系数二元经验回归方程表现为非线性拟合结果。对比三种预测模型下各典型土冻融土导热系数预测结果, 全风化千枚岩、角砾及砾砂三种预测模型效果整体较佳, 粉土的 SVR 及 RBF 神经网络预测精度较好; 融土导热系数预测效果整体略优于冻土, SVR 及 RBF 神经网络模型下角砾、粉土及全风化千枚岩融土导热系数预测精度较高。综合导热系数模型预测效果和误差结果分析可得, SVR 和 RBF 神经网络模型预测效果显著优于经验方程拟合, 后者针对部分土性拟合效果相对较好, 可满足一般工程估算需求; SVR 和 RBF 神经网络预测模型针对不同土性导热系数预测效果呈差异性变化, 整体预测效果相当, 且预测精度更高、应用土性范围更广。

关键词: 昆仑山地区; 导热系数; 偏相关分析; 支持向量回归; 径向基神经网络; 冻土

中图分类号: P642.14

文献标志码: A

文章编号: 1000-3665(2021)01-0105-09

Research on experimental tests and prediction models of thermal conductivity of freezing-thawing soil in the Kunlun Mountains

LIU Zhiyun¹, ZHANG Wei¹, WANG Wei¹, CUI Fuqing^{1,2}

(1. College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an, Shaanxi 710054, China;

2. State Key Laboratory of Road Engineering Safety and Health in Cold and High-Altitude Regions,

CCCC First Highway Consultants Co. Ltd., Xi'an, Shaanxi 710065, China)

Abstract: In order to explore the basic laws of freezing and thawing soil in the Qinghai-Tibet Engineering Corridor in the Kunlun Mountains area, the coefficient of thermal conductivity of 349 groups of drilling frozen soil samples and 245 groups of thawing soil samples is tested by the transient plane heat source method. The characteristics of five kinds of soil thermal conductivity distribution and natural moisture content, dry density and the partial correlation coefficient of thermal conductivity are analyzed, and the experience for both variables in fitting formula, support vector regression (SVR) and radial basis (RBF) neural network prediction model of thermal conductivity are established. The results show that the thermal conductivity of freezing-thawing soil is larger than that of fine-grained soil, and the thermal conductivity of freezing-thawing soil varies with the

收稿日期: 2020-03-02; 修订日期: 2020-05-25

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51574037; 41502292); 中国交通建设股份有限公司应用基础研究(2018-ZJKJ-PTJS03; 2016-ZJKJ-02)

第一作者: 刘志云(1979-)男, 副教授, 主要从事冻土工程热灾害防治研究。E-mail: dcdgx33@chd.edu.cn

通讯作者: 崔福庆(1984-)男, 博士, 主要从事冻土传热传质研究。E-mail: cfq731@chd.edu.cn

distribution of soil properties. Natural moisture content and dry density are positively correlated with thermal conductivity, and the partial correlation results of different soil types are significantly different. The binary empirical regression equation of typical soil thermal conductivity is shown as a nonlinear fitting result. The results of thermal conductivity prediction of the typical soil and freezing-thawing soil under three prediction models show that the prediction effect of fully weathered phyllite, breccia and gravel sand is better, and the prediction accuracy of SVR and RBF neural network of silty soil is also better. On the whole, the prediction effect of thermal conductivity on thawed soil is slightly better than that of frozen soil, and the prediction accuracy of thermal conductivity of breccias, silty soil and fully weathered meltwater is higher under the SVR and RBF neural network models. The prediction results and error analysis of the three thermal conductivity models show that the prediction results of the SVR and RBF neural network models are significantly better than that of the empirical fitting equation method. The prediction effect of SVR and RBF neural network prediction models varies with different soil thermal conductivities, and the overall prediction effect is similar, with higher prediction accuracy and wider range of soil application.

Keywords: Kunlun Mountains area; thermal conductivity; partial correlation analysis; SVR; RBF neural network; frozen soil

青藏高原作为特殊的构造集合体,发育了极其复杂、恶劣的冻土工程地质环境。多条线性工程贯穿于其中,构筑物的修建改变了冻土温度场及地气间的热交换条件,在全球变暖趋势的影响下,多年冻土处于劣性动态平衡甚至退化过程^[1-3]。导热系数作为重要的热物性参数,反映土壤能量状态及传递、储存热量的能力,是评估外界热扰动影响冻土热状况及所处状态的一个重要因素。

土体导热系数研究工作发展多年,取得了不少成果。在测试方法上,依据测试原理和应用范围主要有稳态法和瞬态法,徐教祖等^[4]采用稳态法和瞬态法测定了多种冻融土导热系数及比热容,并提供了较为完整的用于工程稳定性评价及热工计算的冻土热参数表。随着理论及技术的发展,许多学者^[5-9]侧重对导热系数测试方法进行改进及测试系统的研发,应用于不同的试验以增强测试过程的匹配性和适应性。在导热系数影响因素上,研究者主要集中于含水率、干密度、温度、孔隙率等对导热系数的影响,如文献^[10-12]指出导热系数与含水率、干密度呈正相关性,但增长过程随两者的变化而不同;温智等^[13]通过试验发现原状冻土导热系数随含冰量增加呈线性关系增加。在计算模型方面,不少学者根据导热系数实测数据建立了参考模型,Johansen^[14]依据前人大量试验数据提出了以饱和与干土状态导热系数为基础的基于饱和度的计算模型;Coté等^[15]在Johansen模型的基础上考虑了诸影响因素的作用,提出了适用范围更广的几何平均法;Zhu等^[16]给出了由各组分导热系数组合的串、并联形式体积加权和指数加权平均的三种导热系数

计算模型,对比实测数据偏差较大;罗斯琼等^[17]考虑局地影响,整合前人方案发展了适用于青藏高原中部土壤热导率的参数化方案;李顺群等^[18]从微观角度出发,建立了聚合模型和混合流导热系数计算方法,为不同负温环境冻土导热系数预测提供了方法;戚家忠等^[19]和洪涛等^[20]则根据研究土性拟合了导热系数与影响因素间的经验回归方程。同时,不少研究者^[21-23]借助神经网络验证了预测导热系数的可行性与精确性,如Bang等^[23]对比分析了线性回归、决策树、支持向量机、高斯过程回归、人工神经网络及深度信念网络等多种方法在导热系数回归模型方面的预测性能,证明了机器学习方法良好的预测性能,引入更多的可行性预测模型。

青藏高原工程走廊带是我国具有多重战略意义的进藏运输生命线,其部分线路穿梭于工程条件恶劣的冻土区,给现有构筑物的养护及新规划线性工程带来诸多难题。本文以青藏高速格尔木—拉萨段工程地质勘察项目为依托,对取自昆仑山区典型多年冻土试样进行室内重塑并采用瞬态平面热源法测试了冻融土导热系数,分析了导热系数分布规律,建立了经验拟合公式、支持向量回归(SVR)和径向基(RBF)神经网络预测模型,以期为修筑于该区域的工程提供热工参数选取参考。

1 试验设计

1.1 试样来源

本次测试土样取自青南—藏北高原昆仑山典型

多年冻土区, 青藏公路沿线里程桩号 K2878—K2919 段, 钻孔取样路线见图 1 所示。取样钻孔深度自地表至地下达 47 m, 天然密度范围 1.42 ~ 2.5 g/cm³, 天然含水率范围 1.6% ~ 148.2%, 共计土样 354 组。考虑到土样成分、粒径和饱和度及测试试样尺寸, 故分别测试冻土土样 349 组, 融土土样 245 组。具体测试土类统计及其基本物性参数分别见图 2、表 1。



图 1 钻孔取样路线
Fig. 1 Drilling sampling route

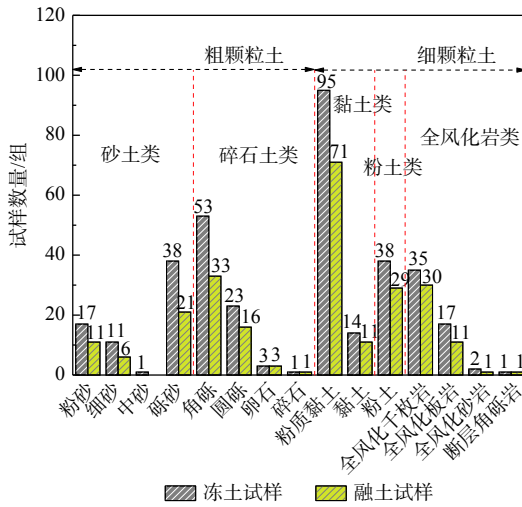


图 2 土样分类统计
Fig. 2 Soil sample classification statistics

表 1 土样基本物性参数

土性	含水率/%		干密度/(g·cm ⁻³)	
	分布范围	均值	分布范围	均值
砂土类	2.6 ~ 83.0	22.2	0.880 ~ 2.297	1.665
碎石土类	2.9 ~ 118.0	20.9	0.688 ~ 2.280	1.705
黏土类	6.9 ~ 148.2	30.1	0.612 ~ 2.046	1.551
粉土类	4.5 ~ 99.3	27.5	0.813 ~ 1.977	1.560
全风化岩类	1.6 ~ 75.4	18.3	0.810 ~ 2.290	1.760

1.2 试验仪器

本次试验采用 Hot Disk TPS1500 测试仪, 以瞬态平面热源法测定冻融土试样导热系数, 该法具有直接测量热传播、节约时间、受接触热阻影响小及测试试样要求低等优点, 具体参数见表 2。试验装置由 Hot Disk TPS1500 测试仪、土试样架及恒温箱等组成。

表 2 Hot Disk 测试仪参数

传感器	导热系数范围/(W·m ⁻¹ ·K ⁻¹)	温度范围/K	精度/%	重复性/%
Kapton	0.005 ~ 20	10 ~ 1 000	±3	±1

1.3 试验步骤

沿线钻取土样现场测定天然密度及含水率, 封装带回实验室进行室内重塑试验, 过程依据《土工试验方法标准》, 主要涉及制样、预处理及热物性测试三步骤。所用 Kapton 传感器为圆形探头, 为提高测试精度, 将样品制成直径 80 mm、高 30 mm 的圆柱形试样, 该过程需借助制样器、液压机脱模。测试过程需将 Kapton 探头夹于表面平整的试样间并固定于样品架中, 其中融土试样测试在常温环境中进行, 冻土试样测试过程则相对复杂, 需预冻、平整化处理并置于恒定负温环境。冻融土试样导热系数测试过程及流程见图 3、图 4 所示。

2 结果分析

2.1 土性分布及导热系数规律分析

图 5 表明昆仑山多年冻土区测试土样涉及五大类土, 其中黏土类占比最多, 为 31.23%; 其次为碎石土类和砂土类, 分别占 22.92% 和 19.20%; 而全风化岩类和粉土类占比相对较少, 分别为 15.76% 和 10.89%。本次沿线跨 42 km 随机性系统取样, 结果与文献 [24] 中昆仑山区钻孔勘察岩土性结果基本一致, 主要以黏性土类、砾石土类及砂土类居多, 整体可反映取样带地形地貌构造下的岩土性分布。

由图 6(a) 中各类土冻土导热系数频率分布可知, 整体分布趋势为黏土类、粉土类、全风化岩类、砂土类及碎石土类依次偏右分布, 表明冻土导热系数主要分布范围值依次增大。为排除由取样随机性引起的统计误差, 取累计分布概率 10% ~ 90% 范围导热系数为对比值, 统计黏土类主要分布区间为 1.500 ~ 2.361 W/(m·K), 均值为 1.885 W/(m·K); 粉土类主要分布区间为 1.642 ~ 2.519 W/(m·K), 均值为 2.049 W/(m·K); 全风化岩类主要分布区间为 1.345 ~ 2.577 W/(m·K), 均值为 1.942 W/(m·K);



(a) 测试工作图

(b) 试样及操作过程图

图 3 Hot Disk 导热系数测试系统

Fig. 3 Hot Disk thermal conductivity test system

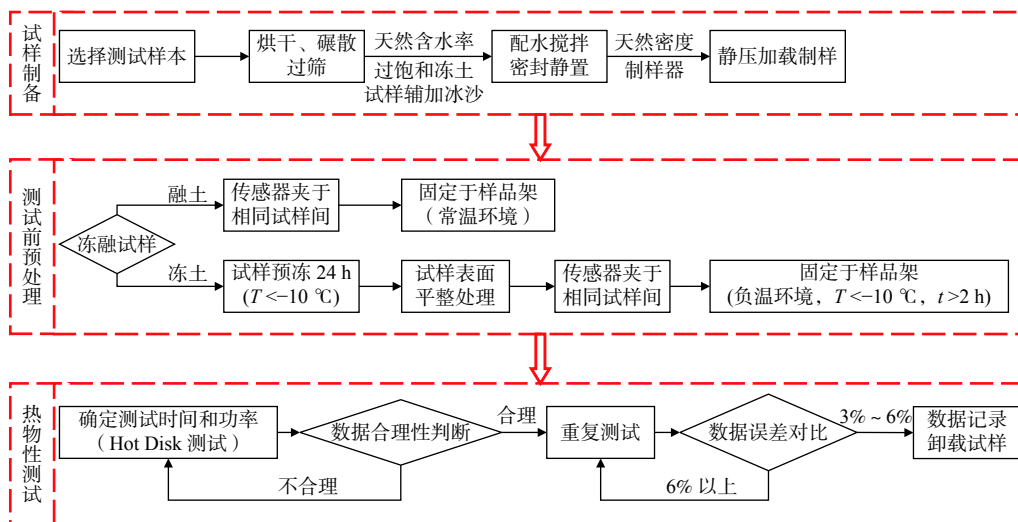


图 4 导热系数测试流程图

Fig. 4 Flow chart showing the thermal conductivity test

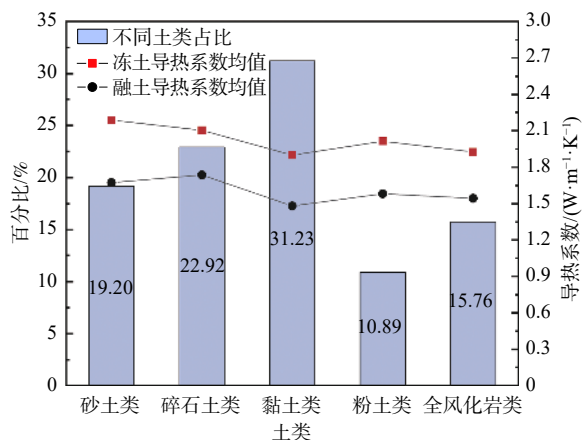


图 5 土类占比及导热系数均值

Fig. 5 Soil percentage and average thermal conductivity

砂土类主要分布区间为 1.555 ~ 2.741 W/(m·K), 均值为 2.222 W/(m·K); 碎石土类主要分布区间为 1.255 ~ 2.580 W/(m·K), 均值为 2.149 W/(m·K)。由各类土冻

土导热系数主要分布区间的分布特征可发现, 冻土导热系数整体依砂土类、碎石土类、粉土类、全分化岩类及黏土类减小分布, 结果与图 5 冻土均值统计特征相符。

同理, 图 6(b) 中五类土融土导热系数对应凸峰依全风化岩类、黏土类、粉土类、砂土类和碎石土类向导热系数值增大方向偏移, 即融土导热系数主要分布范围值依次增大。同样取融土导热系数累计分布概率 10% ~ 90% 区间作对比, 黏土类主要分布区间为 1.254 ~ 1.771 W/(m·K), 均值为 1.471 W/(m·K); 粉土类主要分布区间为 1.362 ~ 1.816 W/(m·K), 均值为 1.565 W/(m·K); 全风化岩类主要分布区间为 1.256 ~ 1.927 W/(m·K), 均值为 1.542 W/(m·K); 砂土类主要分布区间为 1.285 ~ 2.006 W/(m·K), 均值为 1.683 W/(m·K); 碎石土类主要分布区间为 1.220 ~ 2.099 W/(m·K), 均值为 1.749 W/(m·K)。同理, 各土类融土导热系数主

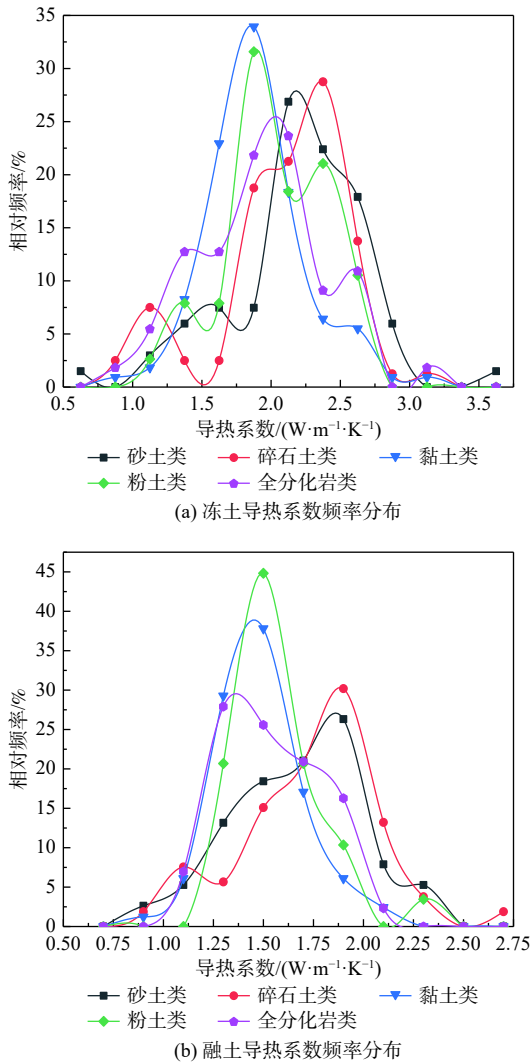


图6 土样导热系数频率分布

Fig. 6 Frequency distribution of thermal conductivity of the soil samples

要分布区间特征表明, 融土导热系数整体依碎石土类、砂土类、粉土类、全分化岩类及黏土类减小分布,

结果与图5融土均值统计特征相符。

由图5并结合以上特征分布分析, 可发现粗颗粒土(砂土类和碎石土类)冻融土导热系数整体呈大于细颗粒土(粉土类、黏土类和全风化岩类)冻融土导热系数特征, 即土壤质地越粗, 导热系数值越大。究其原因, 粗颗粒土比表面积小, 持水性相对较弱, 存在更多自由水附于孔隙之间, 从而更能增强土颗粒之间的凝聚连通性, 导致热阻减小, 表现为导热系数相对较大。

2.2 导热系数影响因素分析

导热系数作为土体固有物理参数, 是表征土体热物特性的有效参考, 是干密度、含水(冰)率与温度的函数, 也与土性及结构相关。研究表明土体导热系数在正负温情况下, 温度变化对导热系数的影响较小, 故对土体导热系数只区分正负温度影响。根据试样测试环境温度的差异得冻土及融土导热系数, 故导热系数主要受干密度与含水率影响。因沿线取样的随机性, 试样物性参数分布规律性差且含水率与干密度具有显著的负相关性, 故采用偏相关分析方法分别剔除含水率、干密度影响, 分析二者与导热系数的净相关性。

由表3中导热系数与含水率偏相关性分析可知, 五类土整体均表现为二者呈正相关, 其中粗颗粒土(砂土类、碎石土类)冻融土显著性结果均低于0.05, 表明两种土类冻融土导热系数与含水率呈显著线性相关; 同时, 黏土类冻土及全分化岩类融土导热系数与含水率也体现显著线性关系。其余土类导热系数与含水率线性关系较弱, 可能与土类不同含水量及水分形态状态下, 导热系数随含水率变化规律不同有关, 故整体表现为非线性正相关关系。

同理, 导热系数与干密度偏相关性分析表明, 五类土整体亦表现为该二者呈正相关性, 其中碎石土类

表3 导热系数与含水率、干密度偏相关分析

Table 3 Partial correlation analysis of thermal conductivity with moisture content and dry density

土性	变量	融土		冻土		变量	融土		冻土	
		相关性	显著性	相关性	显著性		相关性	显著性	相关性	显著性
砂土类	含水率	0.508	0.001	0.282	0.022	干密度	0.545	0.000	0.199	0.109
	导热系数					导热系数				
碎石土类	含水率	0.700	0.000	0.339	0.002	干密度	0.566	0.000	0.246	0.029
	导热系数					导热系数				
黏土类	含水率	0.186	0.096	0.232	0.016	干密度	0.325	0.003	0.236	0.014
	导热系数					导热系数				
粉土类	含水率	0.004	0.986	0.215	0.201	干密度	0.203	0.301	0.206	0.221
	导热系数					导热系数				
全风化岩类	含水率	0.571	0.000	0.207	0.132	干密度	0.359	0.019	0.061	0.664
	导热系数					导热系数				

和黏土类冻融土显著性结果均低于 0.05, 表明两种土类冻融土导热系数与干密度呈显著线性相关; 同时, 砂土类和全分化岩类融土导热系数与干密度也体现显著线性关系。其余土类导热系数与干密度呈较弱线性关系, 可能与土类处于不同矿物骨架紧实状态下, 导热系数随干密度变化规律不同有关, 因而不同土类整体呈现非线性正相关性。

3 导热系数预测方法研究

3.1 导热系数经验公式拟合

结合以上偏相关性分析以期找到可反映导热系数与含水率、干密度间变化规律的数学表达式, 故对五大类土各取样本量较多的典型土类进行经验回归

公式拟合。由表 4 中各种土经验公式可发现, 导热系数与含水率、干密度间关系因土性差异拟合形式不同, 但均表现为非线性拟合结果。表 4 各公式中的参数取值见表 5。

表 4 各种土二元经验回归拟合结果
Table 4 Binary empirical regression fitting results for all kinds of soil

土类	导热系数经验回归公式
砾砂	$\lambda = a + \frac{b}{w} + c \cdot \rho_d^{0.5}$
角砾	$\lambda = a + b \cdot w^c + d \cdot \rho_d^e$
粉质黏土	$\lambda = a + b \cdot w + c \cdot w^2 + d \cdot \rho_d + e \cdot \rho_d^2$
粉土	$\lambda = a + b \cdot w + c \cdot w^2 + \frac{d}{\rho_d}$
全风化千枚岩	$\lambda = a + b \cdot w^c + d \cdot \rho_d$

注: 式中 w 为含水率, ρ_d 为干密度, a, b, c, d, e 为拟合参数。

表 5 各种土二元经验回归公式参数

Table 5 Binary empirical regression formula parameters for all kinds of soil

土类		a	b	c	d	e
砾砂	融土	-1.82	-2.59	2.83	-	-
	冻土	0.97	-5.03	1.36	-	-
角砾	融土	-41.50	4.27×10^1	1.50×10^{-2}	-3.72	-2.11
	冻土	-503.54	5.01×10^2	2.00×10^{-3}	1.43	1.04
粉质黏土	融土	-1.85	-3.20×10^{-2}	1.00×10^{-3}	3.83	-1.01
	冻土	0.24	1.70×10^{-2}	0	0.58	0.15
粉土	融土	0.42	2.90×10^{-1}	-1.70×10^{-2}	-0.41	-
	冻土	1.35	8.70×10^{-2}	-2.00×10^{-3}	-0.67	-
全风化千枚岩	融土	-2.70	7.80×10^{-1}	3.40×10^{-1}	1.32	-
	冻土	-343.66	3.40×10^2	3.00×10^{-3}	1.80	-

3.2 机器学习方法预测

机器学习以模拟人类学习方式并涵盖多种算法被广泛应用于各领域, 具有广阔的发展前景。支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 及径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 神经网络在处理小样本、非线性问题方面具有显著优势, 故采用这两类方法进行以含水率和干密度为自变量、导热系数为因变量的二元回归预测对比分析。

SVR 是以统计学习理论 VC 维和结构风险最小化原则为理论基础的机器学习方法^[25], 通过核函数将低

维问题转化到高维, 进而找到最优超平面让所有数据距该平面总方差最小, 实现回归目标。本文 SVR 预测模型采用 libsvm 工具箱在 MATLAB 环境中实现, 文献 [26] 证明采用 RBF 核函数的 SVM 必定线性可分, 故核函数选用 RBF 函数; 惩罚参数 (C) 和核函数超参数 (g) 分别影响模型的泛化能力及运算速度, 采用网格搜索和五折交叉验证进行寻优, 具体参数见表 6。

RBF 神经网络是种三层前馈型神经网络, 具备局部逼近能力强及精度高的特点, 通过隐含层的径向基函数将输入变量映射到高维空间实现线性可分^[27], 故

表 6 SVR 预测模型网格搜索优选参数

Table 6 SVR optimal parameters obtained from grid search of the prediction model

土性	砾砂		角砾		粉质黏土		粉土		全风化千枚岩	
	融土	冻土	融土	冻土	融土	冻土	融土	冻土	融土	冻土
惩罚参数 (C)	0.25	2.00	5.66	22.63	1.41	0.09	1.00	90.51	1.00	4.00
核函数超参数 (g)	3.28×10^4	32.00	1.41	1.41	4.00	128.00	11.31	16.00	16.00	4.00

本文利用 MATLAB 神经网络工具箱中的 newrb 设计函数构建预测模型。将各类土的冻融土导热系数测试结果按 9 : 1 随机分块, 其中 90% 样本数据用于预测模型训练, 剩余 10% 用作测试两类模型的预测能力。

五种土 SVR 与 RBF 神经网络模型预测结果表明: 这两种预测模型针对不同土性导热系数的预测效果呈差异性变化, 其中 SVR 模型针对砾砂及粉土的预测效果要好于对应土性的 RBF 神经网络预测精度, 相反剩余土类的 RBF 神经网络预测效果更佳, 故两类方法的整体预测效果相近。对比冻融土导热系数预测结果, 两种方法整体呈融土导热系数预测精确度略高于冻土的, 其中角砾、粉土及全风化千枚岩融土导热系数预测结果的相关系数(R^2)均大于 0.85, 具有很好的预测参考价值(表 7)。

综合分析, 对比三种预测模型下的各种土性及冻融土导热系数预测结果可得: 全风化千枚岩预测效果最佳(图 7), 角砾、砾砂次之; 粉土的 SVR 及 RBF 神经网络效果较好, 但经验公式拟合精度欠佳; 粉质黏土则预测精度偏低, 效果较差。这可能与采样山区对应土性组分含量差异大及热物参数分布离散性较大相关。三种方法下的融土导热系数预测效果整体略优于冻土的, 其中 SVR、RBF 神经网络模型下角砾、粉土及全风化千枚岩融土导热系数预测精度较好, SVR 模型下相关系数约 0.9、相对误差 10% 以内的占比近 90%, RBF 神经网络模型下相关系数均大于 0.9、相对误差 10% 以内的占比约 95% 左右。比较经验公式拟合、SVR 及 RBF 神经网络三种预测模型, 通过对

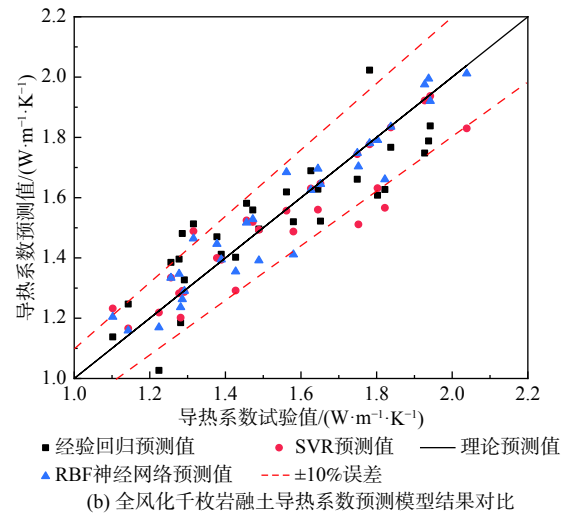
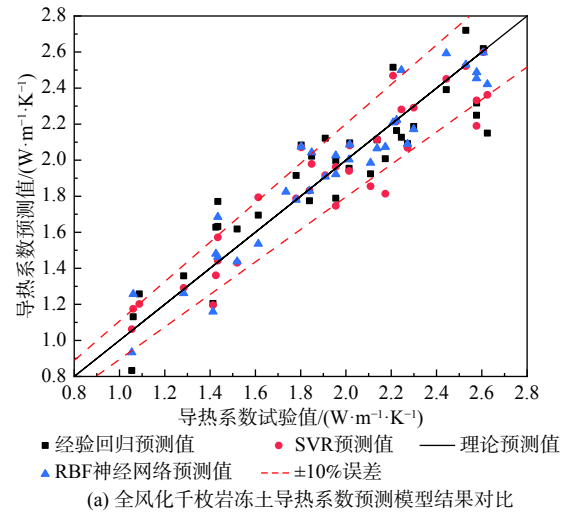


图 7 全风化千枚岩导热系数预测模型结果对比
Fig. 7 Comparison of the results of prediction models of thermal conductivity of fully weathered phyllite

表 7 经验公式与机器学习回归模型预测结果

Table 7 Forecast results of the empirical formula and regression model of machine learning

土性	砾砂		角砾		粉质黏土		粉土		全风化千枚岩		
	融土	冻土	融土	冻土	融土	冻土	融土	冻土	融土	冻土	
经验公式	R^2	0.59	0.60	0.68	0.58	0.21	0.12	0.59	0.34	0.75	0.83
	MSE	0.05	0.08	0.03	0.08	0.03	0.09	0.01	0.07	0.02	0.04
	MAPE/%	10.50	11.54	7.78	11.28	9.41	12.19	6.32	10.78	7.14	8.92
	相对误差10%内	50.00	52.78	70.97	52.00	59.10	47.73	77.78	60.00	75.00	63.64
SVR	R^2	0.79	0.85	0.86	0.73	0.51	0.25	0.91	0.85	0.87	0.88
	MSE	0.04	0.04	0.01	0.06	0.02	0.07	0.00	0.02	0.01	0.03
	MAPE/%	7.55	5.05	4.52	8.40	6.58	10.40	2.42	3.55	4.07	6.03
	相对误差10%内	70.00	83.33	87.10	66.00	75.76	56.82	89.66	85.71	83.33	69.70
RBF	R^2	0.72	0.77	0.98	0.81	0.50	0.43	0.93	0.72	0.92	0.91
	MSE	0.03	0.06	0.00	0.04	0.02	0.06	0.00	0.03	0.01	0.02
	MAPE/%	7.99	6.65	1.24	7.71	7.51	10.00	2.49	6.35	3.70	5.60
	相对误差10%内	65.00	72.22	96.77	68.00	71.21	56.82	96.55	74.29	93.33	78.79

比相关系数(R^2)、平均绝对百分比误差(MAPE)、均方误差(MSE)及相对误差 10% 以内的占比可得, 两类机器学习模型预测效果要显著优于经验公式, 且 SVR 与 RBF 神经网络预测性能整体相当, 故形式简明的经验公式方法可满足部分土的一般工程估算要求, 两类机器学习方法的应用土性范围更广, 预测效果更佳。

4 结论

(1) 获取土样以黏土类、碎石土类和砂土类居多, 导热系数测试结果呈现粗颗粒土大于细颗粒土特征, 具体为冻土导热系数整体依砂土类、碎石土类、粉土类、全分化岩类和黏土类减小; 融土导热系数整体依碎石土类、砂土类、粉土类、全风化岩类、黏土类减小。

(2) 含水率和干密度对导热系数偏相关性分析表明, 导热系数与二者均呈正相关性, 不同土类相关性结果差异明显, 典型土导热系数二元经验回归方程表现为非线性拟合结果。

(3) 对比三种预测模型下的各种土性及冻融土导热系数预测结果可得, 全风化千枚岩预测效果最佳, 角砾、砾砂次之, 粉土的 SVR 及 RBF 神经网络效果较好, 粉质黏土整体预测精度偏低; 同时, 融土导热系数预测效果整体略优于冻土。

(4) 综合导热系数模型预测效果和误差结果可得, 经验公式整体预测效果欠佳, 可满足部分土的一般工程估算需要, SVR 和 RBF 神经网络模型预测精度更高、应用土性范围更广。

参考文献 (References) :

- [1] JIN Huijun, ZHAO Lin, WANG Shaoling, et al. Thermal regimes and degradation modes of permafrost along the Qinghai-Tibet Highway[J]. Science in China(Series D: Earth Sciences), 2006 49(11): 1170 - 1183.
- [2] PENG Hui, MA Wei, MU Yanhu, et al. Degradation characteristics of permafrost under the effect of climate warming and engineering disturbance along the Qinghai -Tibet Highway[J]. Natural Hazards, 2015, 75(3): 2589 - 2605.
- [3] 董元宏, 彭惠, 罗滔, 等. 气候变暖背景下拟建青藏高原高速公路沿线典型区段多年冻土未来 50 年退化特征[J]. 灾害学, 2019, 34(增刊 1): 20 - 25. [DONG Yuanhong, PENG Hui, LUO Tao, et al. Degradation characteristics of the permafrost at typical sites along Qinghai-Tibet expressway in the next 50 years under climate warming background[J]. Journal of Catastrophology, 2019, 34(Sup1): 20 - 25. (in Chinese with English abstract)]
- [4] 徐敦祖, 陶兆祥, 傅素兰. 典型融冻土的热学性质[C]//中国科学院兰州冰川冻土研究所集刊第 2 号. 北京: 科学出版社, 1981. [XU Xiaozu, TAO Zhaoxiang, FU Sulan. Thermal properties of typical unfrozen and frozen soil[C]//Memoirs of Lanzhou Institute of Glaciology and Cryopedology, Academia Sinica(Vol.2). Beijing: Science Press, 1981. (in Chinese)]
- [5] 肖忠华. 上海软土二次冻融土工程性质试验研究[D]. 上海: 同济大学, 2007. [XIAO Zhonghua. Experimental investigation on engineering properties of Shanghai soft soils under secondary freeze-thaw action[D]. Shanghai: Tongji University, 2007. (in Chinese with English abstract)]
- [6] 尹飞. 冻土导热系数的仪器研制和稳态法模拟试验研究[D]. 长春: 吉林大学, 2008. [YIN Fei. The instrumental development of thermal conductivity of frozen ground and the research on the steady-state method simulation test[D]. Changchun: Jilin University, 2008. (in Chinese with English abstract)]
- [7] 王伟. 冻土传热性质试验研究[D]. 长春: 吉林大学, 2010. [WANG Wei. The experiments research on thermal conductivity of frozen soil[D]. Changchun: Jilin University, 2010.(in Chinese with English abstract)]
- [8] 阮传侠, 冯树友, 牟双喜, 等. 天津地区地层热物性特征及影响因素分析[J]. 水文地质工程地质, 2017, 44(5): 158 - 163. [RUAN Chuanxia, FENG Shuyou, MOU Shuangxi, et al. An analysis of the characteristics of thermal physical properties and their influencing factors in the Tianjin area[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2017, 44(5): 158 - 163. (in Chinese with English abstract)]
- [9] 李思齐, 杨平, 赵方舟. 砾石地层冻土热物理特性研究[J]. 水文地质工程地质, 2008, 45(6): 122 - 126. [LI Siqi, YANG Ping, ZHAO Fangzhou. A study of the thermal physical properties of frozen soil in gravel layers[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2008, 45(6): 122 - 126. (in Chinese with English abstract)]
- [10] 姜雄. 多年冻土区高温冻土导热系数试验研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2015. [JIANG Xiong. Experimental study on thermal conductivity for warm frozen soils in permafrost regions[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2015.(in Chinese with English abstract)]
- [11] 张婷, 杨平. 不同因素对浅表土导热系数影响的试验研究[J]. 地下空间与工程学报, 2012, 8(6): 1233 - 1238. [ZHANG Ting, YANG Ping. Effect of different factors on the heat conduction coefficient of shallow top soil[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2012, 8(6): 1233 - 1238. (in Chinese with English abstract)]

- English abstract)]
- [12] 何玉洁, 宜树华, 郭新磊. 青藏高原含砂砾石土壤导热率实验研究[J]. 冰川冻土, 2017, 39(2): 343 – 350. [HE Yujie, YI Shuhua, GUO Xinlei. Experimental study on thermal conductivity of soil with gravel on the Qinghai-Tibet Plateau[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2017, 39(2): 343 – 350. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 温智, 盛煜, 马巍, 等. 青藏高原北麓河地区原状多年冻土导热系数的试验研究[J]. 冰川冻土, 2005 27(2): 182 – 187. [WEN Zhi, SHENG Yu, MA Wei, et al. Experimental studies of thermal conductivity of undisturbed permafrost at Beiluhe testing site on the Tibetan plateau[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2005 27(2): 182 – 187. (in Chinese with English abstract)]
- [14] JOHANSEN O. Thermal conductivity of soils[D]. Norway: Trondheim University, 1975.
- [15] CÔTÉ J, KONRAD J M. A generalized thermal conductivity model for soils and construction materials[J]. *Canadian Geotechnical Journal*, 2005, 42(2): 443 – 458.
- [16] ZHU Ming. Modeling and simulation of frost heave in frost-susceptible soils[D]. Ann Arbor: University of Michigan, 2006.
- [17] 罗斯琼, 吕世华, 张宇, 等. 青藏高原中部土壤热传导率参数化方案的确立及在数值模式中的应用[J]. 地球物理学报, 2009, 52(4). [LUO Siqiong, LV Shihua, ZHANG Yu, et al. Soil thermal conductivity parameterization establishment and application in numerical model of central Tibetan Plateau[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2009, 52(4). (in Chinese with English abstract)]
- [18] 李顺群, 陈之祥, 夏锦红, 等. 冻土导热系数的聚合模型研究及试验验证[J]. 中国公路学报, 2018, 31(8): 39 – 46. [LI Shunqun, CHEN Zhixiang, XIA Jinhong, et al. Aggregation model research and experimental verification of frozen soil thermal conductivity[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2018, 31(8): 39 – 46. (in Chinese with English abstract)]
- [19] 戚家忠, 储党生, 韩彦智. 祁东矿人工冻土物理力学性能试验研究[J]. 淮南工业学院学报, 1999 19(3): 3 – 5. [QI Jiazhong, CHU Dangsheng, HAN Yanzhi. Experimental study on physical and mechanical properties of artificial frozen soil in Qidong Mine[J]. *Journal of Huainan Institute of Technology(Natural Science)*, 1999 19(3): 3 – 5. (in Chinese with English abstract)]
- [20] 洪涛, 梁四海, 孙禹, 等. 黄河源区多年冻土热传导系数影响因素分析及其在活动层厚度模拟中的应用[J]. 冰川冻土, 2013, 35(4): 824 – 833. [HON G Tao, LIANG Sihai, SUN Yu, et al. Analyzing the factors that impact on the heat conductivity coefficient and applying them to simulate the depth of permafrost active layer in the headwaters of the Yellow River[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2013, 35(4): 824 – 833. (in Chinese with English abstract)]
- [21] 何发祥, 黄英. 用BP网络求解土体的导热系数[J]. 岩土力学, 2000, 21(1): 84 – 87. [HE Faxiang, HUANG Ying. Solution of thermal conduction coefficient from BP network[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2000, 21(1): 84 – 87. (in Chinese with English abstract)]
- [22] 袁玉倩, 薛桂香, 孙春华, 等. 基于BP神经网络的土壤热导率预测算法研究[J]. 河北工业大学学报, 2015, 44(6): 39 – 44. [YUAN Yuqian, XUE Guixiang, SUN Chunhua, et al. A study of soil thermal conductivity prediction algorithm based on BP neural network[J]. *Journal of Hebei University of Technology*, 2015, 44(6): 39 – 44. (in Chinese with English abstract)]
- [23] BANG H T, YOON S, JEON H. Application of machine learning methods to predict a thermal conductivity model for compacted bentonite[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2020, 142: 107395.
- [24] 周幼吾, 郭东信, 邱国庆. 中国冻土[M]. 北京: 科学出版社, 2010. [ZHOU Youwu, GUO Dongxin, QIU Guoqing. *Geocryology in China*[M]. Beijing: Science Press, 2010. (in Chinese)]
- [25] LUTS J, OJEDA F, PLAS R V D, et al. A tutorial on support vector machine-based methods for classification problems in chemometrics[J]. *Analytica Chimica Acta*, 2010, 665(2): 129 – 145.
- [26] LIU Y, PARHI K K. Computing RBF Kernel for SVM Classification Using Stochastic Logic[C]//IEEE International Workshop on Signal Processing Systems. IEEE, 2016: 327–332.
- [27] 周维华. RBF神经网络隐层结构与参数优化研究[D]. 上海: 华东理工大学, 2014. [ZHOU Weihua. Optimization study of the hidden structure and parameter in the RBF neural networks[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2014. (in Chinese with English abstract)]