

DOI:10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2024.04.011

<https://xuebao.xaut.edu.cn>

引文格式: 苏宇, 李京阳, 熊昌安, 岳松, 杨文臣. 基于 SHAP-RF 模型的不同路面状态下山区高速公路路表温度实时估计[J]. 西安理工大学学报, 2024, 40(4): 545-553.

SU Yu, LI Jingyang, XIONG Chang'an, YUE Song, YANG Wenchen. SHAP-RF model based real-time estimation of road surface temperature of mountainous highways under different road conditions[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2024, 40(4): 545-553.

基于 SHAP-RF 模型的不同路面状态下山区高速公路路表温度实时估计

苏宇^{1,2}, 李京阳^{1,3}, 熊昌安^{1,2}, 岳松^{1,2}, 杨文臣^{1,2}

(1. 云南省交通规划设计研究院有限公司 陆地交通气象灾害防治技术国家工程实验室, 云南昆明 650200;

2. 云南省数字交通重点实验室, 云南昆明 650103; 3. 昆明理工大学 交通工程学院, 云南昆明 650550)

摘要: 为实现山区高速公路路表温度的实时精准预估, 以云南省麻昭高速公路 2 年的分钟级气象数据为基础, 采用 SHAP 归因分析法筛选重要特征参数组合作为模型输入, 采用随机森林回归算法 (RFR) 构建不同路面状态下的山区高速公路路表温度实时估计模型, 并与轻量级梯度提升机 (LightGBM)、极限梯度提升 (XGBoost)、多元线性回归 (MLR) 等经典模型进行对比, 综合分析模型的准确度。结果表明: ①干燥和潮湿两种路面状态下的交通气象特征对路表温度的贡献重要度排序不尽相同; ②干燥状态下的模型最佳输入组合为气温+时间+相对湿度+气压, 潮湿状态下的模型最佳输入组合为气温+气压+时间+相对湿度+湿滑系数; ③相较于 3 个比较模型, SHAP-RF 模型的预估效果最佳, 在干燥和潮湿状态下的 MAE 分别为 1.046 °C 和 0.367 °C。研究成果可为山区高速公路低成本交通气象环境智能感知与冰雪灾害防治技术提供依据。

关键词: 交通安全; 路表温度; SHAP 归因分析; 随机森林回归; 多维气象因素; 山区高速公路
中图分类号: U491; X951 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-4710(2024)04-0545-09

SHAP-RF model based real-time estimation of road surface temperature of mountainous highways under different road conditions

SU Yu^{1,2}, LI Jingyang^{1,3}, XIONG Chang'an^{1,2}, YUE Song^{1,2}, YANG Wenchen^{1,2}

(1. National Engineering Laboratory for Surface Transportation Weather Impacts Prevention, Broadvision Engineering Consultants Co., Ltd, Kunming 650200, China; 2. Yunnan Key Laboratory of Digital Communications, Kunming 650103, China; 3. School of Transportation Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650550, China)

Abstract: To realize the real-time accurate prediction at road surface temperature on mountain highways, minute-level meteorological data from Mazhao Expressway in Yunnan Province for 2 years were collected. The SHAP attribution analysis method was used to filter the important feature parameter combinations as model inputs. The random forest regression algorithm was used to construct the real-time estimation model for the road surface temperature of mountain expressway under different road conditions. Compared with the classical models such as LightGBM, XG-

收稿日期: 2023-05-25; 网络首发日期: 2023-11-03

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1294.N.20231103.1500.009>

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFC3002601); 云南省基础研究项目(202101AT070693); 云南省科技厅项目(云交科[2021]-6,[2021]90-2)

第一作者: 苏宇, 男, 本科, 工程师, 研究方向为交通安全、交通气象。E-mail: ynsuyu2022@163.com

通信作者: 杨文臣, 男, 博士, 高工, 硕导, 研究方向为交通安全与环境、智能交通控制系统。E-mail: tongjiywc@163.com

Boost, and multiple linear regression (MLR), a comprehensive analysis of the accuracy of the proposed model was conducted. The results show that: ① Traffic meteorological characteristics in both dry and wet pavement conditions do not contribute to the road surface temperature in the same order of importance. ② The best combination of inputs to the model in the dry state is air temperature + time + relative humidity + air pressure, and the best combination of inputs to the model in the humid state is air temperature + air pressure + time + relative humidity + wet slip coefficient. ③ Compared with the three comparative models, the SHAP-RF model had the best prediction, with MAEs of 1.046 °C and 0.367 °C in the dry and wet states, respectively. The research results can provide the basis for the intelligent perception of low-cost transportation meteorological environment and ice and snow disaster prevention technology for mountain highways.

Key words: traffic safety; road surface temperature; SHAP attribution analysis; random forest regression; multidimensional meteorological factors; mountainous expressway

受复杂地形地貌影响,我国中西部地区垂直立体气候特征显著、气象灾害频发,位于其中的山区高速公路受恶劣天气影响,交通安全形势严峻^[1]。其中,高速公路受冬季低温环境影响所产生的暗冰、积雪大幅降低了车辆轮胎与道路之间的摩擦因数,而摩擦因数过低导致的交通事故约占高速公路事故总数的20%^[2]。路表温度作为表征路面状态的重要因子,可作为提前预警路面结冰积雪风险的评判依据之一,而当前多采用红外线传感器检测估计路表温度,成本高昂、难以大规模应用,因此,如何快速、准确地预估路表温度,已成为山区高速公路冬季交通气象灾害防治亟需解决的重要问题。

随着交通气象动态监测数据采集精度的提升,针对路表温度预估的相关研究逐渐由传统的理论分析、数理统计向机器学习过渡^[3-4]。理论分析法主要根据气候资料通过传热学原理推算路面温度,但计算步骤过于复杂、参数过多且难以获取,导致模型精度不足。1994年,Huber^[5]根据热传导原理和路面温度实测数据,率先研究了路面温度和大气温度、太阳辐射等气象参数的内在联系。2001年,Hermansson^[6]在此基础上考虑了风速对路面的降温效果,提出了夏季路面温度预估模型。数理统计法以大量实例为基础,通过统计分析建立路面温度同当地气温和太阳辐射等因素的回归方程;受限于小样本数据,以多元或逐步线性回归为代表的传统数理统计模型对交通气象大数据的处理能力较弱,模型的在线应用性能一般,无法满足交通气象动态监测实时采集、智能感知与防控的需求。2013年,Krsmanic等^[7]分析了输入参数的选择依据,提出了基于分步线性回归分析的道路表面温度统计方法。汤筠筠等^[8]提出了基于自回归移动平均(ARIMA)的冬季路温短临预测模型。田华等^[9]分析了路面温度随季节、天气状况、不同路段的变化特征,采用逐步回归法建立了相应最高和最低温度统计模型。近年来,交通气象动态监测数据的不断丰富,为机器学习

算法应用于路表温度预估提供了契机,相较于理论分析法和数理统计法,机器学习算法在处理高维度、大容量的复杂问题数据建模时表现出优异的性能,弥补了理论分析法和数理统计法的不足,具备良好的时空移植性;但也存在机器学习模型可解释性不足的“通病”,且相关研究成果多局限于理论层面,工程应用适配性不强。如邱欣等^[10]通过关联规则挖掘算法分析气象因素与路表温度之间的关联性,构建了基于梯度提升树的路表温度预估模型,但模型结果无法解构气象因素对路表温度的影响机理。综上所述,围绕路表温度预估的相关研究成果仍停留在理论研究层面,存在模型复杂、在线应用性能低下、场景单一等缺点,无法大规模应用于工程实际。

鉴于此,本研究拟通过结合SHAP(shapley additive explanations)归因分析法和随机森林回归算法(random forest regression, RFR)筛选重要特征参数组合,构建基于SHAP-RF模型的不同路面状态下山区高速公路路表温度实时估计方法,揭示交通气象特征属性及组合与路表温度之间的内在联系,以期为山区高速公路低成本交通气象环境智能感知与灾害防治技术提供参考,推动气象实时监测预警技术的规模化应用。

1 数据采集与分析

1.1 数据来源与处理

本研究选择位于云南省麻(柳湾)—昭(通)高速公路上的昭阳特大桥站和北闸桥梁群站两个交通气象站为研究站点,两个站点所属路段的环境分别为城郊坝区和山岭峡谷路段,二者间距适中,既不会相互干扰,又能保证其具有相似的气候背景。用于观测交通气象要素的数据采集设备主要包括Vaisala DSC111型道路表面状态传感器、Vaisala WXT520型气象六要素传感器和Vaisala PWD22型能见度传感器。传感器所采集的气象数据质量控制执行《气象观测资料质量控制 地面》(QX/T 118—2020)^[11]的规定。

收集上述两个交通气象站 2020 年 1 月至 2021 年 12 月逐 1 min 实时观测资料,观测要素主要包括以下 9 类:时间(min)、路表温度(°C)、路面状态(干燥/潮湿)、大气温度(°C)、相对湿度(%)、风速(m/s)、气压(hPa)、能见度(m)和湿滑系数。为保证数据质量,对样本中的异常数据和信息完整度严重缺失数据(完整度<80%)予以剔除,采用线性插值法^[12]补充部分信息缺失数据(80%≤完整度<100%),共获

得有效数据约 78 万条。

1.2 路表温度基本特征

为全面掌握山区高速公路路表温度时空分布特征,将路面状态划分为干燥、潮湿两种状态,采用描述性统计分析方法分析不同路面状态下路表温度 24h 的变化趋势,以及路表温度与气温、气压、能见度、湿度、风速的关联关系。以路表温度和气温的关系为例作图,如图 1 所示。

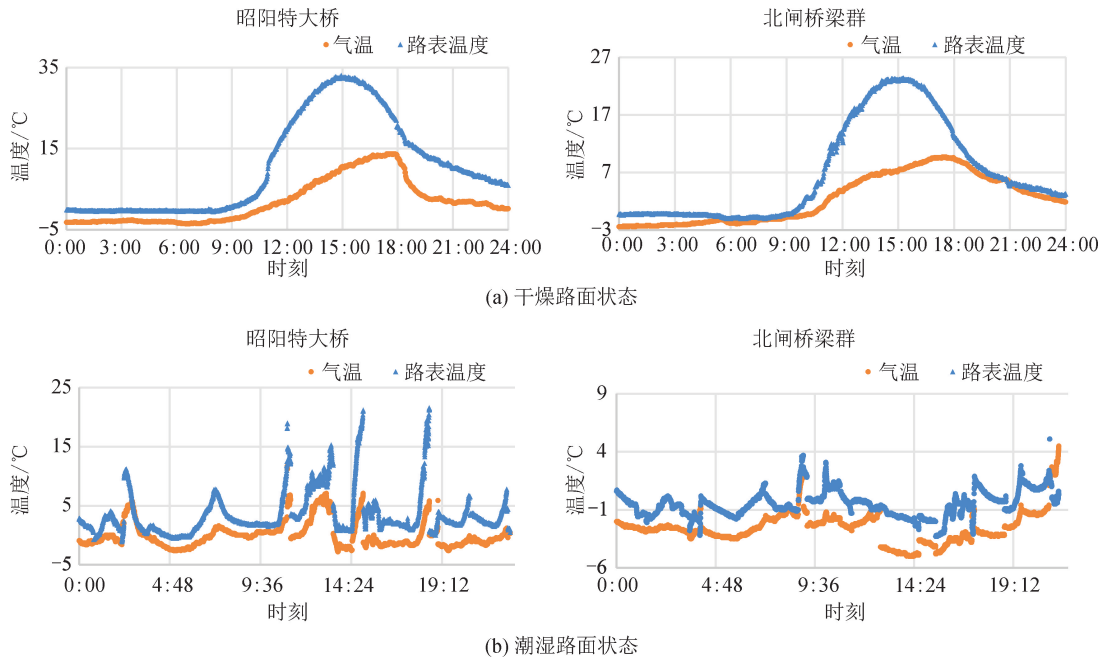


图 1 路表温度时空分布特征

Fig. 1 Spatial and temporal distribution characteristics of road surface temperature

由图 1 可知,干燥状态和潮湿状态下的路表温度时空分布特征虽存在较大差异,但气温在两种路面状态下均表现出对路表温度的正向贡献。如图 1(a)所示,干燥状态下,相较于路表温度峰值,气温峰值存在一定的滞后性,究其原因,是路面沥青层存在保温辐射作用,导致道路面层的热量积累速度远高于空气所致。由图 1(b)可知,潮湿状态下,路温与气温呈现同步变化

的规律,究其原因,潮湿状态下的路面积水通过孔隙快速渗透至沥青层内部,受水的导热特征影响,路面内部的热交换速度加快,从而导致路面温度发生较快变化。

2 模型方法

研究框架如图 2 所示。

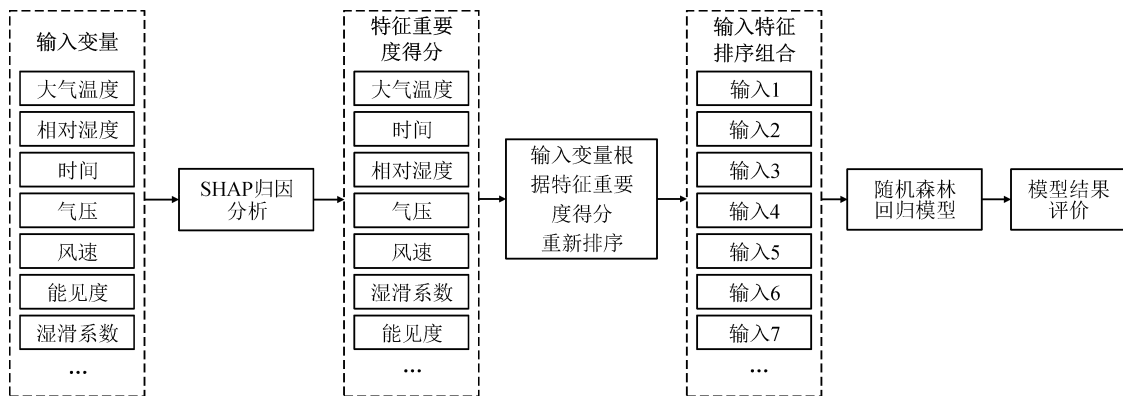


图 2 SHAP-RF 模型技术路线图

Fig. 2 SHAP-RF model technology roadmap

本研究利用 SHAP 归因分析法对交通气象各特征参数与路表温度的关系进行分析和排序,按其重要性对排序后的影响因素依次进行组合作为随机森林回归模型的输入,然后找到效果最佳的输入组合,进而基于 RFR 模型挖掘不同路面状态下路表温度与交通气象特征因素的内在联系。

2.1 SHAP 归因分析

SHAP 归因分析法源自合作博弈论 (cooperative game theory),用于测度各项特征对预测结果的贡献度,可有效解释多变量交互和单一变量的作用机制。相关研究表明,SHAP 值是唯一一种同时满足效率性、对称性、虚拟性和可加性的归因方法^[13]。SHAP 归因分析法因解释模型独立于预测模型而具备局部准确性、缺失性和一致性的优点,使其理论上能够解释任何机器学习模型,且灵活性高、可拓展性好,因此被国内外学者广泛用于机器学习可解释领域^[14-15]。模型计算如下^[16]:

$$f(x) \approx g(z') = \phi_0 + \sum_{j=1}^M \psi_j z'_j \quad (1)$$

$$\psi_j = \sum_{S \subseteq \{x_1, \dots, x_p\} \setminus \{x_j\}} \frac{|S|!(p-|S|-1)!}{p!} \cdot (f_x(S \cup \{x_j\}) - f_x(S)) \quad (2)$$

式中: $f(x)$ 为解释模型的输出; $g(z')$ 为 z' 的解释函数; $z' \in \{0, 1\}^M$ 为 M 维空间上的 0/1 矢量,表示在 M 个特征中属于该样本的特征集合;常数项 ϕ_0 是对所有样本的预测均值; ψ_j 为特征 j 的 SHAP 值; $\{x_1, \dots, x_p\}$ 为所有输入特征的集合; p 为输入特征数; $\{x_1, \dots, x_p\} \setminus \{x_j\}$ 为不包括 $\{x_j\}$ 的所有输入特征可能的集合; $f_x(S)$ 是针对所有特征子集 S 的预测值。

2.2 随机森林回归算法

随机森林回归算法 (random forest regression, RFR) 通过融合 Bagging 集成算法和决策树算法,利用自助式抽样方法 (Bootstrap) 有放回地从原始训练集中随机抽取样本,基于上述样本分别构建 CART 回归树,可有效避免模型的过拟合问题,其建模思路如图 3 所示。模型计算如下^[17-18]:

$$Y = \frac{1}{S} \sum_1^S F_s(\mathbf{X}) \quad (3)$$

$$F_s(\mathbf{X}) = \sum_{l=1}^l C_l I(\mathbf{X} \in R_l) \quad (4)$$

式中: Y 为预测结果; \mathbf{X} 为输入的特征数据向量; S 为回归树模型的数量; $F_s(\mathbf{X})$ 为单个 CART 回归树模型; R_l 为以不同特征的最优切分变量划分后的单元域; $I(\mathbf{X} \in R_l)$ 为逻辑值; C_l 为单元域 R_l 内包

含的所有输出值的平均值; l 为单元域标号。

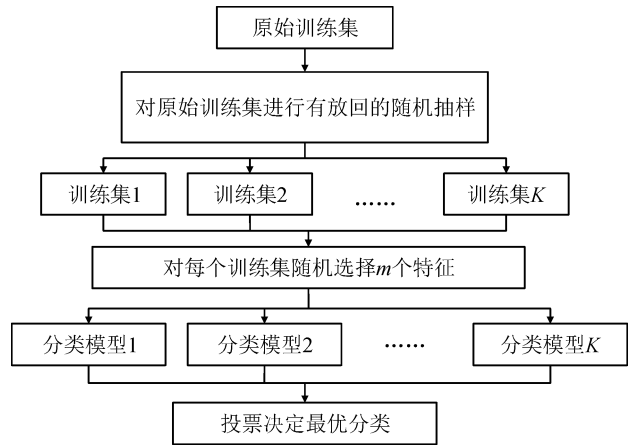


图 3 随机森林回归算法示意图

Fig. 3 Algorithm diagram of random forests regression

2.3 模型评价

相关研究表明,模型性能与平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方误差 (mean squared error, MSE) 和均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 的指标值呈负相关关系^[19]。为定量评价模型的准确度,本研究选择 MAE、MSE 和 RMSE 作为评价指标^[20]:

$$R_{MAE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \bar{y}_i| \quad (5)$$

$$R_{MSE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y}_i)^2 \quad (6)$$

$$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (7)$$

式中: m 为样本数据总数; \bar{y}_i 和 y_i 分别为路表温度的预测值和观测值。

3 实证分析

3.1 SHAP 值结果分析

通过 SHAP 归因分析法研究时间、大气温度、相对湿度、风速、气压、能见度和湿滑系数等因素对路表温度的贡献重要度。整体而言,交通气象特征与路表温度存在非线性关系。以不同路面状态下的气温和时间因素为例,绘制 SHAP 值与气温及时间的散点分布图,研究气温和时间因素对路表温度的影响机理,如图 4 所示。

对比图 4(a) 和 (b) 可知,不同路面状态下的 SHAP 值随时间变化的趋势基本一致,在 $[0, 10]$ 和 $[17, 24]$ 区间,时间对路表温度的上升具有抑制效果,而在 $[10, 17]$ 区间,时间对路表温度的上升具有抬升作用,分析原因可知,在 $[10, 17]$ 区间,受太阳辐

射影响,路表温度随时间推移逐渐上升。对比图 4 (c)和(d)可知,相较于潮湿状态,干燥状态下的临界温度(气温对路表温度的影响由正相关向负相关转

变时的温度值,15 °C>10 °C)更高,表明在[10,15] 区间,潮湿状态对路表温度上升具有抬升作用,而干燥状态会对路表温度上升形成抑制。

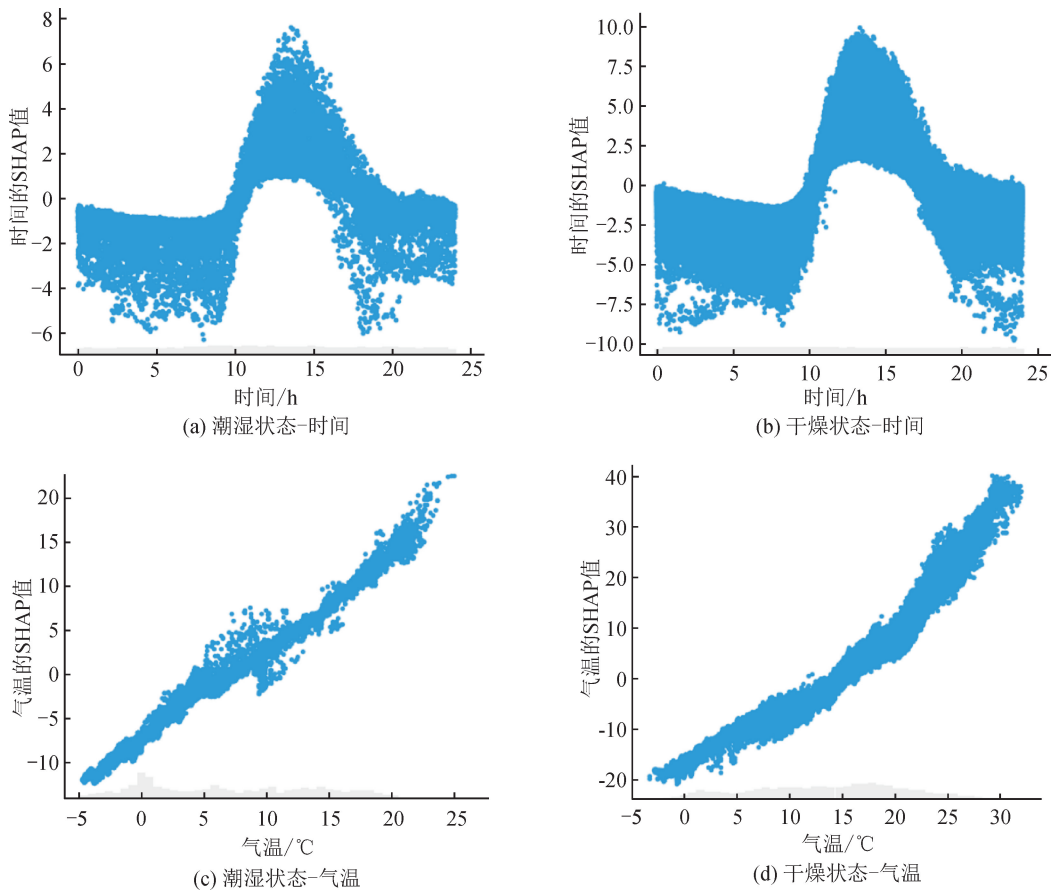


图 4 SHAP 值与气温及时间的散点分布图

Fig. 4 Scatter plot of SHAP values versus temperature and time

3.2 重要特征参数识别

高速公路长期经受着各种自然环境因素周期性变化的综合影响^[21]。研究发现,气温和路面状态对路表温度具有正向影响,且二者对沥青路面温度的影响具有累积性和滞后性的特点^[22];湿度对路表温度具有负向影响^[4,23];风速会改变路面和大气之间的对流热交换,是影响路面和大气之间对流热交换效率的重要因素^[24]。

采用 SHAP 归因分析法分析不同路面状态下交通气象特征对路表温度的 SHAP 重要度排序和影响程度,其中横轴为重要度或 SHAP 值,纵轴的影响因素按可解释性大小从上到下依次排序,如图 5 所示。

由图 5 可知,在干燥和潮湿两种状态下,对路表温度影响较大的交通气象特征因素不尽相同,但气温在两种路面状态下均表现出对路表温度的正向贡献,即气温越高,路表温度越高。干燥状态下,路表温度主要受气温、时间、相对湿度、气压和风速等因

素影响;潮湿状态下,路表温度主要受气温、气压、时间、相对湿度等因素影响。

3.3 SHAP-RF 实时估计模型

根据影响因素对路表温度的贡献重要度排序,按路面状态将气温、时间、相对湿度、气压、风速、湿滑系数和能见度 7 种影响因素逐步组合成 12 种模型输入(干燥 6 种,潮湿 6 种),如表 1 所示。将样本数据集按 8 : 2 划分为训练集和测试集,按表 1 中的组合输入至 RFR 模型以寻找最优的影响因素组合,结果如表 2 所示。

由表 2 可知,干燥状态的 3 号输入组合和潮湿状态的 10 号输入组合的 R_{MAE} 、 R_{MSE} 、 R_{RMSE} 值最低,分别为 1.046、8.706、2.951 和 0.367、1.246、1.116。表明在干燥状态下,以气温、时间、相对湿度和气压 4 种影响因素组合作为输入的模型预估效果最佳;在潮湿状态下,以气温、气压、时间、相对湿度和湿滑系数 5 种影响因素组合作为输入的模型预估效果最佳。

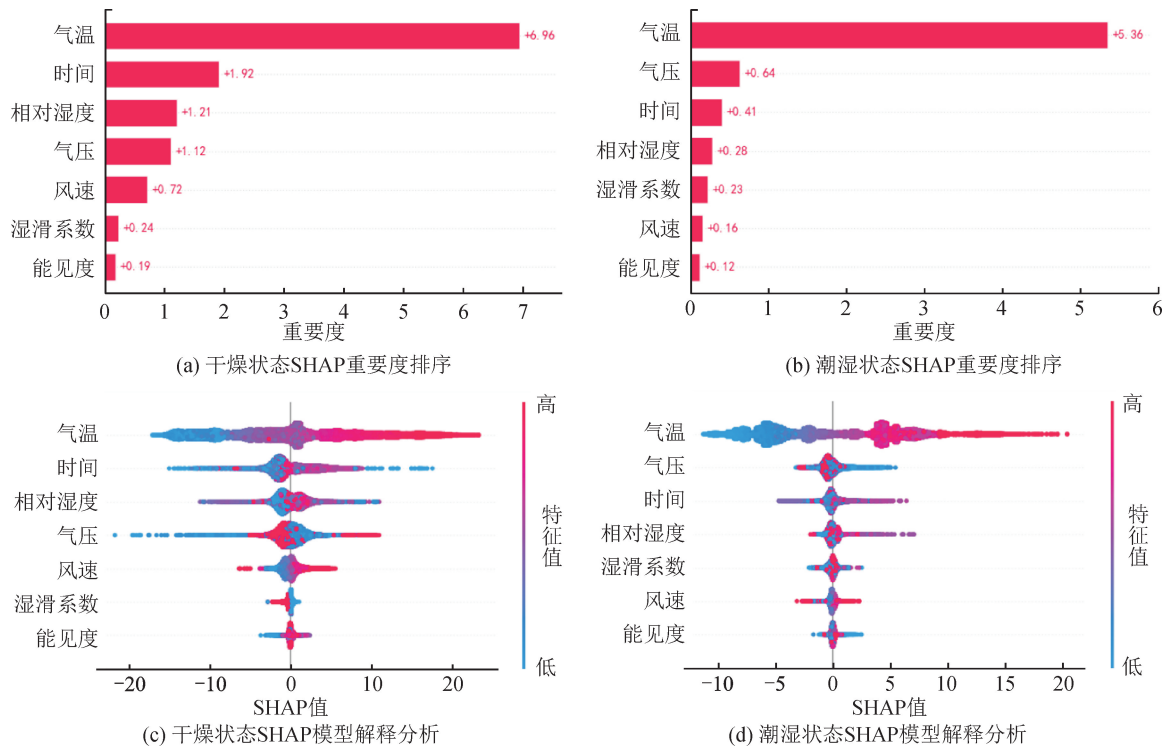


图 5 SHAP 归因分析结果

Fig. 5 SHAP attribution analysis results

表 1 模型组合输入信息

Tab. 1 Model combination input information

输入组合编号	干燥状态	输入组合编号	潮湿状态
1	气温+时间	7	气温+气压
2	气温+时间+相对湿度	8	气温+气压+时间
3	气温+时间+相对湿度+气压	9	气温+气压+时间+相对湿度
4	气温+时间+相对湿度+气压+风速	10	气温+气压+时间+相对湿度+湿滑系数
5	气温+时间+相对湿度+气压+风速+湿滑系数	11	气温+气压+时间+相对湿度+湿滑系数+风速
6	气温+时间+相对湿度+气压+风速+湿滑系数+能见度	12	气温+气压+时间+相对湿度+湿滑系数+风速+能见度

表 2 随机森林回归模型的预估误差

Tab. 2 Prediction error by random forests regression

输入组合编号	干燥状态			输入组合编号	潮湿状态		
	$R_{MAE}/^{\circ}C$	$R_{MSE}/^{\circ}C$	$R_{RMSE}/^{\circ}C$		$R_{MAE}/^{\circ}C$	$R_{MSE}/^{\circ}C$	$R_{RMSE}/^{\circ}C$
1	4.431	47.845	6.917	7	1.350	5.910	2.431
2	2.300	23.520	4.850	8	0.541	2.306	1.518
3	1.046	8.706	2.951	9	0.409	1.538	1.240
4	1.181	9.263	3.044	10	0.367	1.246	1.116
5	1.182	9.268	3.044	11	0.415	1.320	1.149
6	1.155	9.061	3.010	12	0.414	1.233	1.110

SHAP-RF 模型路表温度预估与实测值的比较结果如图 6 所示。在干燥和潮湿两种状态下,预估模型的统计 R^2 均大于 0.99(干燥状态 $R^2 = 0.9964$,潮

湿状态 $R^2 = 0.9990$),拟合度高,可解释路表温度 99% 的变化。在低温区间 $[-5, 10]$,潮湿状态和干燥状态下的 SHAP-RF 模型拟合度均较高,预估结

果和实测值集聚在 45°线两侧,而当气温大于 10℃ 时,潮湿和干燥状态下的路表温度预估结果存在明显差异。究其原因,在潮湿状态下,路表温度变化较小(见图 1(b)),而在干燥状态下,路表温度波动较

显著,因而干燥状态下路表温度的预估结果分布区间较大。

综上,所提 SHAP-RF 模型在路表低温结冰风险预警方面具有较好的工程适用性。

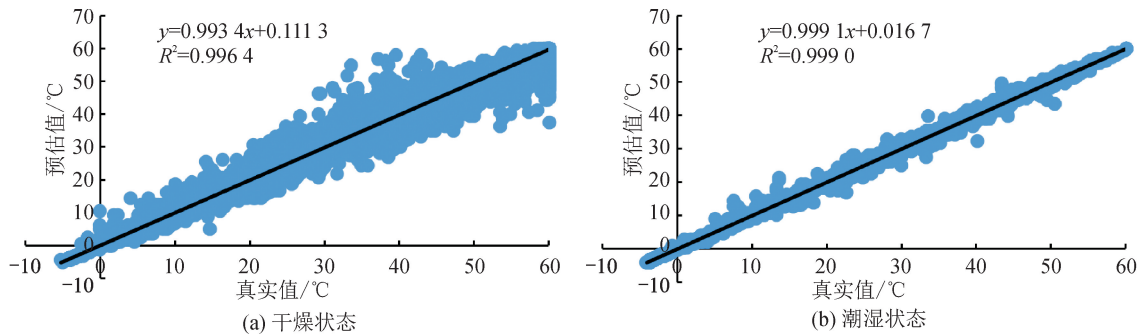


图 6 SHAP-RF 模型路表温度预估散点图

Fig. 6 SHAP-RF model road surface temperature prediction scatter plot

3.4 模型对比

为检验 SHAP-RF 模型的有效性和工程实用性,本研究基于 SHAP 归因分析结果,分别选择干燥和潮湿状态下的最佳特征组合作为模型输入参数,横向对比随机森林回归算法与工程应用中常用的轻量级梯度提升机(light gradient boosting machine, LightGBM)、极

限梯度提升算法(extreme gradient boosting, XGBoost)、多元线性回归模型(multiple linear regression, MLR)的性能差异。其中,干燥状态下,选择气温、时间、相对湿度和气压 4 种影响因素组合作为输入;潮湿状态下,选择气温、气压、时间、相对湿度和湿滑系数 5 种影响因素组合作为输入,4 种模型的预估结果如表 3 所示。

表 3 不同模型的预估误差对比

Tab. 3 Comparison of prediction errors of different models

模型	$R_{MAE}/^{\circ}C$		$R_{MSE}/^{\circ}C$		$R_{RMSE}/^{\circ}C$	
	干燥	潮湿	干燥	潮湿	干燥	潮湿
LightGBM	3.640	1.453	32.556	4.964	5.706	2.228
XGBoost	4.017	1.677	38.936	6.392	6.240	2.528
SHAP-RF	1.046	0.367	8.706	1.246	2.951	1.116
MLR	5.574	2.227	60.185	11.635	7.758	3.411

由表 3 可知,就模型整体性能而言,SHAP-RF 最优,LightGBM、XGBoost 次之,MLR 最差。相较于 3 个常用模型中表现最优的 LightGBM 模型,SHAP-RF 模型在干燥状态下的平均绝对误差、均方误差和均方根误差分别减小了 71.3%、73.3% 和 48.3%,在潮湿状态下的平均绝对误差、均方误差和均方根误差分别减小了 74.7%、74.9% 和 49.9%,表明 SHAP-RF 模型在实时预估不同路面状态下山区高速公路的路表温度方面,准确度和工程实用性最佳。

4 结论

为实现山区高速公路路表温度的精准预估,以高速公路沿线的本地、动态交通气象监测数据为基础,基于 SHAP 归因分析法和 RFR 算法构建不同路面状态下山区高速公路路表温度实时估计模型,

并以云南省麻昭高速公路为例,验证了模型性能,揭示了环境因素对山区高速公路路表温度的影响机理。

1) 干燥和潮湿两种路面状态下,交通气象特征与路表温度均存在非线性关系,且交通气象特征对路表温度的贡献重要度排序不尽相同。在[10,15]区间,潮湿路面状态对路表温度的上升具有抬升作用,干燥路面状态会对路表温度的上升产生抑制效果。

2) 在干燥状态下,以气温、时间、相对湿度和气压 4 种影响因素组合作为输入的模型预估效果最佳,其 R_{MAE} 、 R_{MSE} 和 R_{RMSE} 分别为 1.046 °C、8.706 °C 和 2.951 °C;在潮湿状态下,以气温、气压、时间、相对湿度和湿滑系数 5 种影响因素组合作为输入的模型预估效果最佳,其 R_{MAE} 、 R_{MSE} 和 R_{RMSE} 分别为

0.367 °C、1.246 °C和1.116 °C。

3) 基于 SHAP 归因分析和随机森林回归算法构建了不同路面状态下山区高速公路路表温度实时估计模型,其模型性能和工程实用性均优于 LightGBM、XGBoost 和 MLR 模型。相较于 3 个常用模型中表现最优的 LightGBM 模型,SHAP-RF 模型在干燥状态下的 R_{MAE} 、 R_{MSE} 和 R_{RMSE} 分别减小了 71.3%、73.3%和 48.3%,在潮湿状态下的 R_{MAE} 、 R_{MSE} 和 R_{RMSE} 分别减小了 74.7%、74.9%和 49.9%。

4) 由于高速公路的交通气象监测设施密度低,加之设备维护不及时等,使得本地动态的公路交通气象数据不足,本文仅利用可获得的数据开展了初步研究,未能进一步分析不同地形对 SHAP-RF 模型的影响。下一步,将持续建设高原山地交通气象观测设施,以获得更丰富的分钟级交通气象数据,并纳入更详细的结构物因素(如桥梁、隧道)和建成环境数据,开展模型时空移植应用研究,以得出更为实用、有价值的结论。

参考文献:

- [1] 张敏,宋潮安,张驰,等. 山区高速公路桥隧道段事故预测[J]. 安全与环境学报,2022, 22(6):3208-3216.
ZHANG Min, SONG Chao'an, ZHANG Chi, et al. Accident prediction of bridge and tunnel section of expressway in mountainous area[J]. Journal of Safety and Environment, 2022, 22(6): 3208-3216.
- [2] 谭忆秋,李济鲈,徐慧宁. 冰雪路面摩擦特性与运营风险管控研究综述[J]. 中国公路学报,2022, 35(7): 1-17.
TAN Yiqiu, LI Jilü, XU Huining. Review on friction characteristics and operation risk intelligent management of ice and snow pavement[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(7): 1-17.
- [3] 严作人. 层状路面体系的温度场分析[J]. 同济大学学报,1984(3):76-85.
YAN Zuoren. Analysis of the temperature field in layered pavement system[J]. Journal of Tongji University, 1984(3): 76-85.
- [4] DAI B Y, YANG W C, JI X F, et al. An ensemble deep learning model for short-term road surface temperature prediction[J]. Journal of Transportation Engineering, Part B: Pavements, 2023, 149(1): 04022067.
- [5] HUBER G A. Weather database for the SUPERPAVE™ mix design system[R]. Washington D C: National Research Council, 1994.
- [6] HERMANSSON A. Mathematical model for calculation of pavement temperatures; comparison of calculated and measured temperatures[J]. Transportation Research Record; Journal of the Transportation Research Board, 2001, 1764(1): 180-188.
- [7] KRŠMANC R, SLAK A Š, DEMŠAR J. Statistical approach for forecasting road surface temperature[J]. Meteorological Applications, 2013, 20(4): 439-446.
- [8] 汤筠筠,郭忠印. 基于自回归和移动平均的冬季路温短临预测[J]. 同济大学学报(自然科学版),2017, 45(12):1824-1829.
TANG Junjun, GUO Zhongyin. Pavement temperature short-impending prediction based on ARIMA in winter[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2017, 45(12): 1824-1829.
- [9] 田华,吴昊,赵琳娜,等. 沪宁高速公路路面温度变化特征及统计模型[J]. 应用气象学报,2009, 20(6): 737-744.
TIAN Hua, WU Hao, ZHAO Linna, et al. Characteristics and statistical model of road surface temperature on Huning Expressway[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2009, 20(6): 737-744.
- [10] 邱欣,洪皓珏,杨青,等. 基于 APRIORI-GBDT 算法的沥青路面路表温度预测[J]. 公路交通科技,2019, 36(5):1-10, 19.
QIU Xin, HONG Haoyu, YANG Qing, et al. Prediction of temperature of asphalt pavement surface based on APRIORI-GBDT algorithm[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2019, 36(5): 1-10, 19.
- [11] 国家气象信息中心,黑龙江省气象局. 气象观测资料质量控制 地面:QX/T 118—2020[S]. 北京:气象出版社,2020.
- [12] DU Y, JIN X, WANG H, et al. An adaptive multipath linear interpolation method for sample optimization[J]. Mathematics, 2023, 11(3): 768.
- [13] MOLNAR C. Interpretable machine learning[M]. Raleigh: Lulu Press, 2020.
- [14] MONCADA-TORRES A, VAN MAAREN M C, HENDRIKS M P, et al. Explainable machine learning can outperform Cox regression predictions and provide insights in breast cancer survival[J]. Scientific Reports 2021, 11: 6968.
- [15] ADADI A, BERRADA M. Peeking inside the black-box: a survey on explainable artificial intelligence (XAI) [J]. IEEE Access, 2018, 6: 52138-52160.
- [16] XIONG J, SHI S Q, ZHANG T Y. Machine learning of phases and mechanical properties in complex concentrated alloys[J]. Journal of Materials Science & Technology, 2021, 87(28): 133-142.
- [17] AO Y, LI H, ZHU L, et al. The linear random forest

- algorithm and its advantages in machine learning assisted logging regression modeling[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2019, 174: 776-789.
- [18] LOH W Y. Classification and regression trees[J]. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 2011, 1(1): 14-23.
- [19] 李清亮,蔡凯旋,耿庆田,等. 极限梯度提升和长短期记忆网络相融合的土壤温度预测[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(10): 2337-2348.
- LI Qingliang, CAI Kaixuan, GENG Qingtian, et al. Estimation of soil temperature based on XGBoost and LSTM methods[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(10): 2337-2348.
- [20] ELBELTAGI A, PANDE C B, KUMAR M, et al. Prediction of meteorological drought and standardized precipitation index based on the random forest (RF), random tree (RT), and gaussian process regression (GPR) models[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2023: 1-20.
- [21] 朱洪洲,雷蕾,范世平,等. 沥青路面温度应力影响因素研究综述[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(13): 5188-5200.
- ZHU Hongzhou, LEI Lei, FAN Shiping, et al. Review of research on influence factors of asphalt pavement thermal stress[J]. *Science Technology and Engineering*, 2021, 21(13): 5188-5200.
- [22] 秦健,孙立军. 沥青路面温度场的分布规律[J]. *公路交通科技*, 2006, 23(8): 18-21.
- QIN Jian, SUN Lijun. Study on asphalt pavement temperature field distribution pattern[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2006, 23(8): 18-21.
- [23] 李萍,陈柯柯,念腾飞,等. 甘肃陇南沥青路面高温温度场预估模型研究[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2018, 46(11): 105-110.
- LI Ping, CHEN Keke, NIAN Tengfei, et al. Prediction model of high temperature field of asphalt pavement in Longnan Area of Gansu Province[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2018, 46(11): 105-110.
- [24] 纪小平,郑南翔,张宜洛,等. 桥面沥青铺装温度场的特性及预估模型[J]. *长安大学学报(自然科学版)*, 2014, 34(3): 60-65.
- JI Xiaoping, ZHENG Nanxiang, ZHANG Yiluo, et al. Prediction model and characteristics of temperature field on bridge deck asphalt pavement[J]. *Journal of Chang'an University (Natural Science Edition)*, 2014, 34(3): 60-65.

(责任编辑 周 蓓)