

基于长期监测的大厚度柔性基层沥青路面温度作用下应变响应规律及智能预测模型研究

徐智成¹, 聂忆华^{1,2}, 宁鹏森¹, 邓胜良¹, 夏雨欣¹

¹湖南科技大学土木工程学院, 湖南 湘潭

²湖南科大工程检测有限公司, 湖南 湘潭

收稿日期: 2026年7月20日; 录用日期: 2026年8月12日; 发布日期: 2026年8月24日

摘要

为揭示大厚度柔性基层沥青路面在温度作用下的应变响应规律, 依托广西田新高速公路试验段长期监测数据, 分析路面内部温度场、极值应变及平均横向应变预测性能。对监测数据进行缺失值补全、异常值剔除和平滑处理, 并划分为0~10℃、10~20℃、20~30℃、30~45℃和45~60℃五类温度工况; 采用温度波动幅值和衰减系数分析温度场的深度效应, 选取典型层位研究温度-应变关系, 同时引入多元二次多项式回归(QPR)作为统计基准, 与CNN、PSO-CNN和PSO-BP模型进行比较。结果表明: 路面内部温度波动随深度增加显著衰减并存在时间滞后, 浅层沥青面层的应变温度敏感性明显高于深层基层; A1层最大横向应变与温度呈显著非线性关系, 而B2层表现为近似线性弱响应。PSO-CNN在0~30℃范围内测试集 R^2 为0.8410~0.8663, 具有较好的综合预测性能; PSO-BP在30~45℃区间表现出局部优势, QPR在部分高温区间具有较好的趋势拟合能力, 表明不同模型的适用性存在温区差异。研究结果可为大厚度柔性基层沥青路面的服役状态评估和智能养护提供参考。

关键词

大厚度柔性基层沥青路面, 长期监测, 温度场, 热-力响应, 横向应变, PSO-CNN

Strain Response Characteristics and Intelligent Prediction Modeling of Thick Flexible-Base Asphalt Pavement under Temperature Action Based on Long-Term Monitoring

Zhicheng Xu¹, Yihua Nie^{1,2}, Pengsen Ning¹, Shengliang Deng¹, Yuxin Xia¹

文章引用: 徐智成, 聂忆华, 宁鹏森, 邓胜良, 夏雨欣. 基于长期监测的大厚度柔性基层沥青路面温度作用下应变响应规律及智能预测模型研究[J]. 土木工程, 2026, 15(8): 161-175. DOI: 10.12677/hjce.2026.158212

Abstract

To investigate the temperature-induced strain response of thick flexible-base asphalt pavements, long-term monitoring data collected from a test section of the Tianlin-Xilin Expressway in Guangxi, China, were used to analyze the internal temperature field, extreme strain response, and prediction performance for average transverse strain. After missing-value imputation, outlier removal, and smoothing, the monitoring data were divided into five temperature ranges: 0~10°C, 10~20°C, 20~30°C, 30~45°C, and 45~60°C. Temperature fluctuation amplitude and attenuation coefficients were adopted to quantify the depth-dependent characteristics of the pavement temperature field, and representative structural layers were selected to investigate the temperature-strain relationship. A multivariate quadratic polynomial regression (QPR) model was introduced as a statistical benchmark and compared with convolutional neural network (CNN), particle swarm optimization-based CNN (PSO-CNN), and particle swarm optimization-based backpropagation neural network (PSO-BP) models. The results show that temperature fluctuations within the pavement structure attenuate significantly with increasing depth and exhibit an evident time lag. The strain response of the shallow asphalt layers is more sensitive to temperature than that of the deep base layers. The maximum transverse strain in the A1 layer exhibits a pronounced nonlinear relationship with temperature, whereas the B2 layer shows an approximately linear and relatively weak response. Within the range of 0~30°C, the PSO-CNN model achieves test-set R^2 values of 0.8410~0.8663 and demonstrates favorable overall prediction performance. The PSO-BP model shows a local advantage in the range of 30~45°C, while the QPR model provides satisfactory trend fitting in some high-temperature ranges, indicating that model applicability varies with temperature conditions. These findings provide a reference for service-condition assessment and intelligent maintenance of thick flexible-base asphalt pavements.

Keywords

Thick Flexible-Base Asphalt Pavement, Long-Term Monitoring, Temperature Field, Thermal-Mechanical Response, Transverse Strain, PSO-CNN

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

沥青路面在长期服役过程中持续受到交通荷载与环境温度的共同作用。温度变化会引起沥青混合料黏弹性、材料模量及结构刚度发生改变,进而影响车辆荷载作用下的应力与应变响应。对于大厚度柔性基层沥青路面,其结构层厚度较大、材料类型较多,不同层位的温度传递和力学响应具有明显差异。因此,掌握路面内部温度场及应变响应规律,是开展长寿命沥青路面结构状态评价和养护决策的重要基础[1][2]。

当下开展的研究主要是借助室内方面的试验,理论方面的分析以及数值模拟等手段,针对沥青路面

的温度场,温度应力以及在荷载作用之下的结构响应进行探究[3]-[5]。相关成果呈现,路面温度的波动跟着结构深度的增加而慢慢衰减,并且存在一定的时间方面的滞后情况;温度的变化还可以通过改变沥青层材料的性能这样的方式来影响结构的应变情况。但是室内所做的试验和数值方面的模型通常是基于理想的边界条件,没办法全面地再现实际使用当中交通荷载,气候情况,结构层位以及材料不同所产生的综合作用。近些年来现场监测技术渐渐被运用到柔性基层以及长寿命沥青路面的研究当中,为对实际环境里的结构响应进行分析提供了数据方面的依据[6]-[10]。但是对于大厚度柔性基层路面的长期监测研究还相对较少,特别是温度随深度的定量衰减特性以及不同结构层应变响应的差异,还需要进一步开展研究。

长期进行监测所得到的数据一般具有样本离散,环境干扰明显以及响应关系非呈线性等特性,传统的经验方面的模型很难充分地去刻画温度,结构层位和应变之间的复杂的映射联系。数据驱动类型的方法以及神经网络模型已经逐步被应用到路面性能的预测以及状态的评价当中[11]-[16],粒子群优化算法也被用来对神经网络参数的选取进行优化并且提升预测的稳定性[17]。不过当下的研究大多把重点放在单一模型的精度上,对于不同温度工况的分层进行建模以及对跨温区适用性的探讨还不足;有一些研究只是在不同神经网络之间做比较,缺少传统统计模型作为独立的参照,也很少结合训练集和测试集的误差去系统分析模型的泛化能力。

基于此,本文依托广西田新高速公路试验段长期监测数据,首先分析路面内部温度场的深度衰减、时间滞后及不同层位的横向应变响应规律,并从材料模量和结构刚度变化角度解释温度作用下的热-力作用机制;其次,按照不同温度区间构建平均横向应变预测样本,引入多元二次多项式回归模型作为统计基准,并与 CNN、PSO-CNN 和 PSO-BP 模型进行比较;最后,采用 R^2 、MAE、MBE 和 RMSE 评价不同模型的预测性能和泛化能力,以期为大厚度柔性基层沥青路面的服役状态评估和智能养护提供参考。

2. 试验概况

2.1. 大厚度柔性基层路面结构

试验路段位于广西田新高速公路,其路面结构自上而下依次为 4 cm AC-13C SBS 改性沥青混凝土上面层、6 cm AC-20C SBS 改性沥青混凝土中面层、8 cm AC-25C 沥青混凝土下面层、20 cm ATB-25C SBS 改性沥青碎石上基层、18 cm 水泥稳定碎石下基层和 18 cm 水泥稳定碎石底基层,路面结构总厚度为 74 cm。各结构层材料组成及施工质量均满足设计要求。

2.2. 智能监测系统布设与数据采集

采用埋入式智能弦式温度应变传感器开展路面结构原位监测[18]。传感器可同步采集结构内部温度与横向应变,主要技术参数见表 1 [19]。

Table 1. Main technical parameters of intelligent vibrating-wire temperature-strain sensor

表 1. 智能弦式温度应变传感器主要技术参数

项目	参数
传感器型号	JMZX-215HAT
传感器类型	埋入式智能弦式温度应变传感器
应变监测量程	$\pm 3000 \mu\epsilon$
工作温度范围	$-40^{\circ}\text{C} \sim 80^{\circ}\text{C}$

续表

监测指标	温度、应变
数据采集方式	自动化数据采集
数据管理方式	智慧监测云平台远程存储与下载

传感器采用与路面结构层施工同步的预埋方式布置。目标结构层摊铺并初步压实后，在轮迹带预定位置开挖浅槽和引线槽，清理槽内杂物并铺设沥青胶砂薄层；随后将传感器调至水平状态，并使传感器轴线与行车方向垂直，以监测横向应变；完成定位后，采用沥青胶砂回填固定并进行初步压实。上层结构施工过程中，压路机经过传感器埋设区域时采用静压方式通过，以降低施工过程对传感器的扰动。

传感器分别布设于轮载中心、轮迹中心及距轮胎外侧 20 cm 处，共设置 30 个监测点，具体布置如图 1 所示。

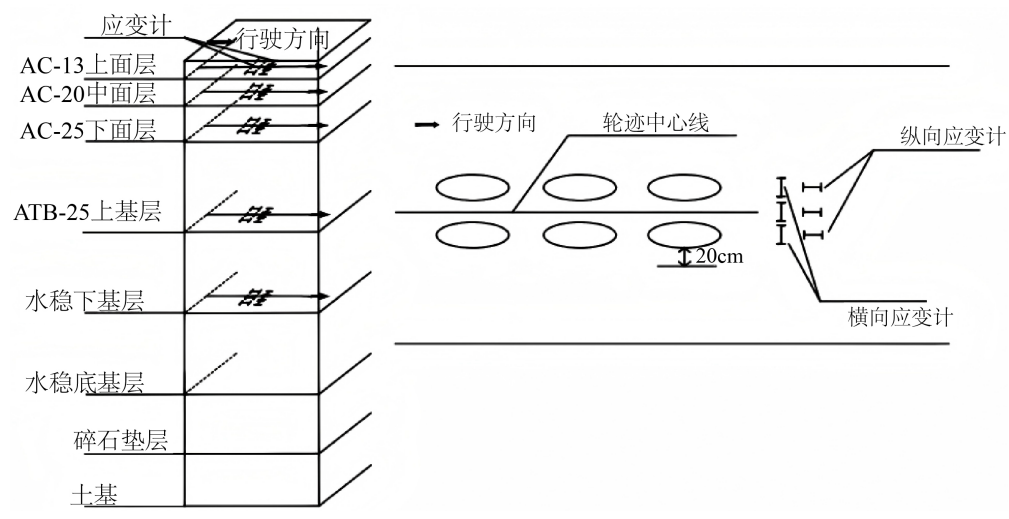


Figure 1. Schematic diagram of sensor layout
图 1. 传感器布设示意图

本文选取上面层、中面层、下面层、上基层和下基层的典型测点开展分析，并分别记为 A1、A2、A3、B1 和 B2，其埋设深度及监测信息见表 2。表中埋深均为自路表向下的累计深度。监测数据通过自动采集系统获取并上传至数据管理平台，用于后续温度场、横向应变及预测模型分析。

Table 2. Embedded positions and monitoring information of sensors
表 2. 传感器埋设层位及监测信息

层位编号	结构层	埋设深度/cm	监测指标	布设位置
A1	AC-13C SBS 改性沥青混凝土上面层	4	温度、横向应变	轮迹带
A2	AC-20C SBS 改性沥青混凝土中面层	10	温度、横向应变	轮迹带
A3	AC-25C 普通沥青混凝土下面层	18	温度、横向应变	轮迹带
B1	ATB-25C SBS 改性沥青碎石上基层	38	温度、横向应变	轮迹带
B2	4%水泥稳定碎石下基层	56	温度、横向应变	轮迹带

表 2 中埋设深度根据试验路结构层厚度自路表向下累计确定。

2.3. 监测数据预处理与温度分层策略

长期的原位监测数据可能受到供电波动，传感器工作状态，环境侵蚀以及交通荷载随机性等因素的影响，原始记录当中会存在少量数据缺失，异常突变和高频波动的状况。为提升后续进行分析以及建模数据的可信度先利用 SPSSPRO 对短时缺失的记录施行插值补全操作接着依靠 MATLAB 根据监测序列的连续性，传感器的量程以及相邻时刻数据的变化来识别并且去除异常值同时对有效的数据展开平滑处理。对于连续出现缺失情况或者没有办法进行合理修复的数据段落，不被包含到后续的分析当中去。温度场和极值应变规律分析选取数据连续性比较好的 A1，A2，B1 以及 B2 测点；模型样本采用 A1，A2，A3，B1 和 B2 这五个典型层位的数据。

为对比不同温度情况下路面应变响应和模型预测性能，依照监测到的温度分布，沥青材料温度敏感性以及各区间样本数量，将有效数据划分成为 0~10℃，10~20℃，20~30℃，30~45℃和 45~60℃这五个温度区间。其中将 0~30℃这个范围按照 10℃的间隔进行划分，以此体现中低温范围内温度变化对于应变响应的影响；30℃以上结合高温样本分布以及工程温区特点，划分成 30~45℃和 45~60℃这两个区间，用来对比不同高温情况下的应变响应和模型适用情况。

完成数据预处理后，按“监测日 - 结构层位”提取平均温度、传感器实际埋深和平均横向应变。每个有效监测日在 A1、A2、A3、B1 和 B2 五个层位分别形成一组样本，各温度区间的有效天数和样本数量见表 3。除 0~10℃区间受广西地区低温持续时间较短影响、样本数量相对较少外，其余温度区间样本数量基本一致，可满足后续分温区对比分析的需要。

Table 3. Sample size and distribution in different temperature ranges
表 3. 不同温度区间样本数量及分布情况

温度区间/℃	日期范围	有效天数/d	有效层位数	有效样本数	样本占比/%
0~10	2022.12.28~2023.01.03	7	5	35	14.9
10~20	2023.01.10~2023.01.19	10	5	50	21.3
20~30	2023.03.31~2023.04.09	10	5	50	21.3
30~45	2023.08.01~2023.08.10	10	5	50	21.3
45~60	2023.09.01~2023.09.10	10	5	50	21.3
合计	—	47	—	235	100

3. 路面温度场特征、应变响应规律及热 - 力作用机制分析

3.1. 路面内部温度场特征

为比较不同季节路面内部温度变化特征，根据监测数据的完整性、连续性及温度代表性，分别选取 1 月、4 月和 8 月的数据完整典型日进行分析，不同埋深处的温度变化曲线如图 2 所示。

从图 2 可以了解到，路面内部的温度伴随时间有明显的周期性的变化情况，但是不同结构深度的温度波动的幅度还有峰值出现的时间有不同之处。靠近路表的 A1 层与 A2 层受气温和太阳辐射影响很明显，温度升降速度比较快，日波动幅度比较大；伴随结构深度增加，温度曲线渐渐变得平缓，峰值出现的时间相对滞后。此情况表明外界的热量向路面内部传递的时候受到材料的导热性能以及多层结构的热阻一起起作用，接着就表现出温度波动伴随深度出现衰减，温度峰值伴随深度出现滞后的特性。

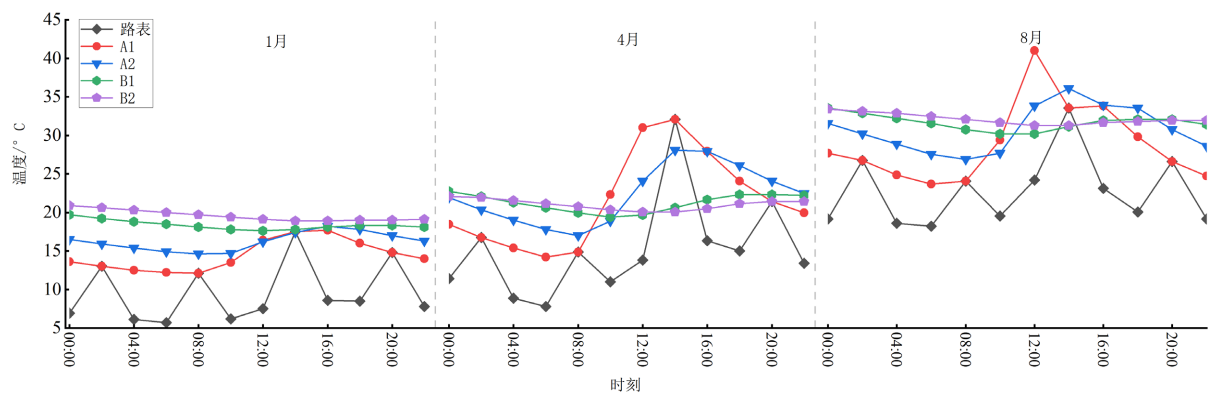


Figure 2. Pavement temperature variation on typical days in January, April and August
图 2. 1 月、4 月和 8 月典型日路面温度变化曲线

为了去对温度波动的深度衰减规律开展定量评估,把 8 月中具有代表性的高温日当作例子,将统计时段里最高温度和最低温度的差值定义成为温度波动幅值,同时把各埋深处温度波动幅值和 4 cm 处温度波动幅值的比值定义作为温度衰减系数,计算得到的结果罗列在表 4 中。在 4 厘米,10 厘米,38 厘米以及 56 厘米处的温度波动幅值分别是 22.4℃,13.7℃,3.9℃和 1.9℃,相对应的温度衰减系数分别是 1.00,0.61,0.17 和 0.08。和 4 厘米处进行对比,38 厘米以及 56 厘米处的温度波动幅度分别降低大概 82.6%以及 91.5%,这表明路面内部温度扰动伴随深度增加明显地衰减。

Table 4. Temperature fluctuation amplitude and attenuation characteristics at different depths on a typical high-temperature day in August

表 4. 8 月典型高温日不同深度处温度波动幅值及衰减特征

埋深/cm	最高温度/℃	最低温度/℃	温度波动幅值/℃	温度衰减系数	温度响应特征
4	51.1	28.7	22.4	1.0	强温度响应
10	44.8	31.1	13.7	0.61	温度衰减过渡
38	37.4	33.5	3.9	0.17	相对稳定
56	36.4	34.5	1.9	0.08	相对稳定

3.2. 应变响应随温度与深度的变化规律

为解析在不同温度状况之下各个结构层的力学响应方面的差别,提取各个温度区间以内 A1, A2, B1 以及 B2 测点的最大横向应变,结果如图 3 所显示。整体来看不同结构层次的横向应变全都跟着温度工况而发生变化,只是变化的程度存在着明显的差别。A1 和 A2 浅层沥青层应变有比较明显的波动,这表明它们对于应变响应的温度敏感性是比较高的;B1 和 B2 基层的变化幅度相对比较小,体现出温度扰动向结构深部传递的时候逐步地衰减。最小横向应变的整体变化趋势和最大横向应变大致一样,所以不另外画出来展示。

为进一步比较应变响应的深度效应,选取高温和低温典型工况,绘制最大横向应变沿结构深度的分布曲线,如图 4 所示。

由图 4 可知,两种温度工况下的最大横向应变总体均随埋深增加而减小,但高温条件下浅层结构的应变变化更为明显。0~10 cm 范围内的沥青面层同时受到较强温度扰动和车辆荷载作用,横向应变响应较为敏感;随着深度增加,温度波动和荷载传递效应逐渐减弱,30 cm 以下基层的应变变化趋于平缓。该结果与 3.1 节温度场的深度衰减规律相一致,说明不同层位应变响应差异与路面内部温度分布密切相关。

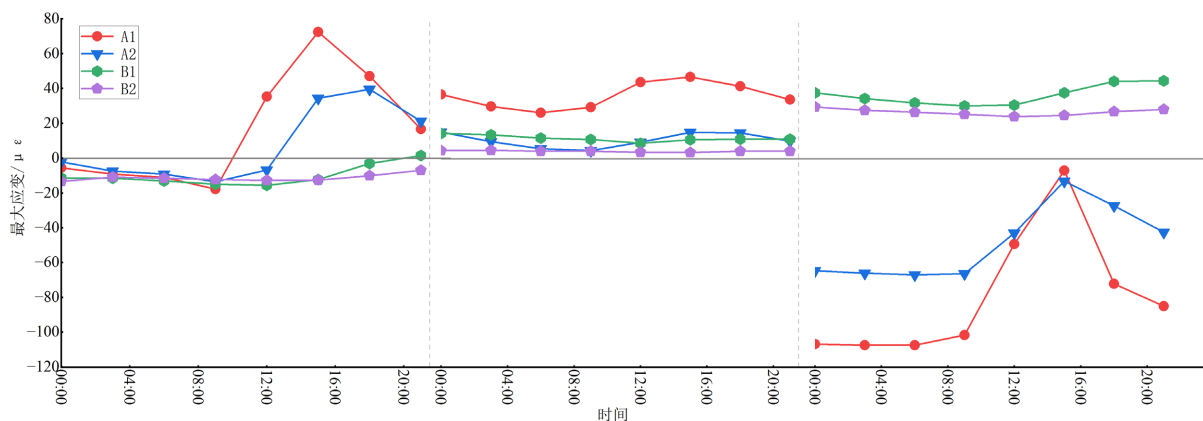


Figure 3. Maximum transverse strain of different structural layers under different temperature conditions

图 3. 不同温度工况下各结构层最大横向应变

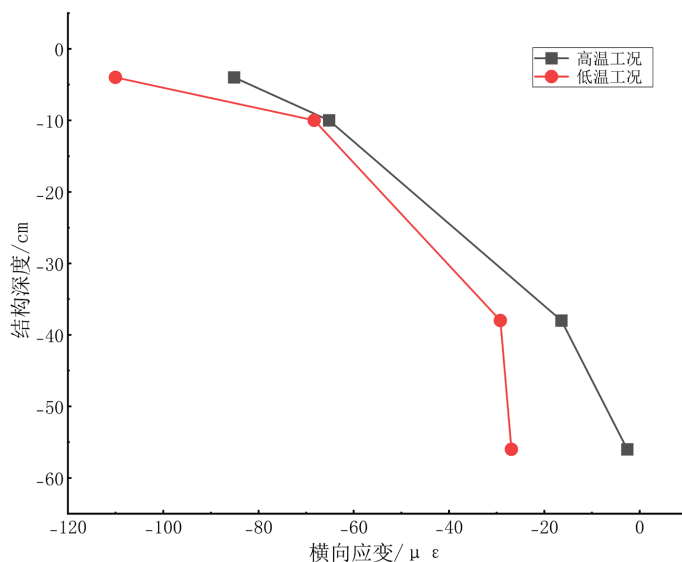


Figure 4. Distribution of maximum transverse strain along structural depth under different temperature conditions

图 4. 不同温度工况下横向最大应变沿结构深度分布

3.3. 不同结构层温度 - 最大横向应变关系分析

为了进一步去定量解析不同结构层在温度作用的时候的应变响应规律, 本文选取 A1 上面层以及 B2 基层作为典型代表的层位, 分别构建温度和最大横向应变之间的拟合关联, 结果如图 5 所示。鉴于 A1 层的数据展现出比较明显的曲线变化情况, 使用二次多项式去进行拟合操作; B2 层的数据整体近似于直线的分布状态, 采用线性的模型来实施拟合行为。

由图 5(a)可知, A1 层最大横向应变测值随温度升高呈明显非线性变化。当温度约由 24℃ 升高至 31℃ 时, 应变测值由约 -108 $\mu\epsilon$ 逐渐趋近于 0 $\mu\epsilon$, 二次多项式拟合决定系数 R^2 为 0.927, 表明温度与 A1 层最大横向应变之间具有较强的非线性相关性。需要说明的是, 应变正负号表示传感器测量方向, 本文主要比较应变测值随温度变化的趋势, 不将正负号直接等同于结构损伤程度。由图 5(b)可知, B2 层最大横向应变随温度升高呈近似线性变化, 线性拟合决定系数 R^2 为 0.990。与 A1 层相比, B2 层应变变化幅度相对较小, 温度-应变关系也较为平缓。A1 层由沥青混合料构成, 其材料性能对温度变化较为敏感; B2 层

为水泥稳定碎石基层，材料刚度较高，受短期温度波动的影响相对较弱。上述结果说明，不同结构层的温度 - 应变响应形式与材料类型和结构位置密切相关。

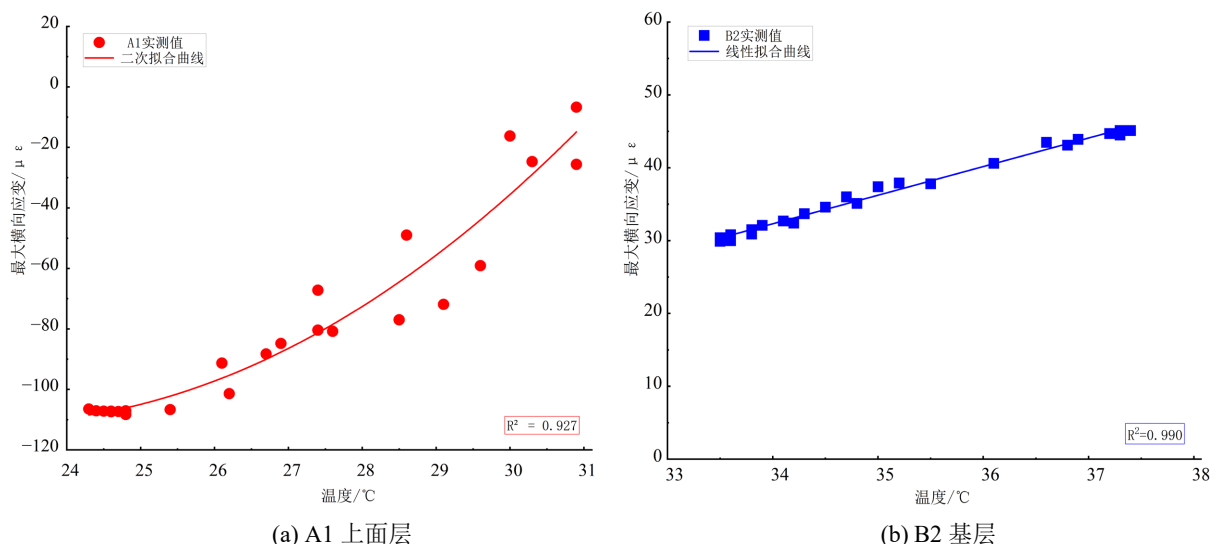


Figure 5. Fitting relationship between temperature and maximum transverse strain in different structural layers

图 5. 不同结构层温度 - 最大横向应变拟合关系

3.4. 热 - 力作用机制及层间差异

本文所研究的热 - 力作用的机理，不是将温度和应变作为两个并列的响应量，而是着重体现环境温度改变路面内部的温度场，材料的力学性能以及结构的刚度，进而对车辆荷载作用下的横向应变响应产生影响。具体来看环境温度的变化最先使得路面内部的温度场重新进行分布，接着改变材料的模量以及结构整体的刚度，最后让交通荷载作用下不同结构层出现有差异的横向应变响应。

从热量传递过程看，路表直接受到气温、太阳辐射和对流换热影响，外部热量以非稳态导热方式向结构内部传递。由于各结构层材料的导热性能不同，且多层结构对热量传递具有阻滞作用，温度波动在向下传递过程中逐渐衰减，温度峰值出现时间也随埋深增加而滞后[3][10]。因此，A1 和 A2 等浅层结构能够较快响应外部温度变化，而 B1 和 B2 等深层结构的温度变化相对缓慢。3.1 节得到的温度波动幅值和衰减系数进一步表明，温度场的深度差异是不同层位应变响应差异的热学基础。

从材料力学方面的特性来看，沥青混合料具有明显的黏弹性和温度方面的敏感性。当温度升高的时候，沥青结合料的黏度以及混合料的模量一般会出现降低的情况，材料的松弛能力和变形能力也会相应发生改变；当温度降低的时候，材料的模量变大，结构整体的刚度得到提高。因此就算车辆荷载水平相差不多，不同温度情形下沥青层的横向应变响应也可能会存在明显的不同。A1 层靠近路面表层，温度波动的幅度是最大的，而且由温度敏感度高的沥青混合料构成，所以它的温度和应变的关系表现出比较明显的非线性特性。相对来看 B2 层是水泥稳定碎石基层，材料刚度比较高，短期温度变化对于它力学性能的影响比较小，所以它的横向应变伴随温度变化比较平缓。

从结构受力过程看，车辆荷载首先作用于路面表面，并通过各结构层逐步向下扩散。浅层沥青层既直接承受较强的轮载作用，又受到较大的温度波动影响，材料模量变化会改变荷载扩散能力和层间应力分配，从而形成较为敏感的横向应变响应。随着结构深度增加，交通荷载产生的附加应力逐渐扩散衰减，同时内部温度波动幅值显著降低，使深层基层应变响应趋于稳定。因此，路面不同层位的应变差异并非

由温度或荷载单独决定，而是温度场、材料性能、结构层位和交通荷载共同作用的结果。

需要指出的是，本文监测应变为实际交通和环境条件共同作用下的结构响应，尚不能将纯温度应变与车辆荷载应变完全分离。由于交通荷载谱、车速及结构含水状态等因素未作为同步输入，本文主要揭示温度变化与横向应变响应之间的统计规律及合理作用路径，而不将其解释为严格的单因素因果关系。相关影响将在模型适用性与误差来源部分进一步讨论。

4. 基于温度分层数据的路面平均横向应变预测模型对比评价

4.1. 数据集构建与预测任务定义

第三章采用极值应变分析不同温度条件下的不利响应及层间差异，第四章则以平均横向应变作为预测目标，以减弱随机交通荷载和瞬时监测波动对预测结果的影响。本文将路面平均横向应变预测表述为监督回归问题，每个样本的输入变量包括平均温度和传感器实际埋深，输出变量为对应层位的平均横向应变。五个典型层位 A1、A2、A3、B1 和 B2 的实际埋深分别为 4、10、18、38 和 56 cm。

表 3 统计的 235 个样本为完成基础预处理后形成的“监测日 - 结构层位”有效记录。进一步构建 QPR 模型数据集时，需要保证每个样本的平均温度、实际埋深和平均横向应变三个字段均完整且能够相互对应。经字段完整性检查，剔除 30 个存在字段缺失或无法完成输入 - 输出匹配的记录，最终获得 205 个完整样本用于 QPR 基准模型训练和测试。因此，表 3 中的 235 个样本反映监测数据的总体分布，205 个样本则为满足 QPR 建模要求的字段完整样本，两者统计口径不同。

将 QPR 样本按照 70%，20%以及 10%的比例固定划分成训练集，验证集和测试集，并且把随机种子设置为 42，用这样的方式来保证结果具有可重复性。训练集合用于估算回归方面的系数，验证集合用来检验模型在不是训练集合的样本上面的预测稳定情况，测试集合用来计算最后的评价指标。数据归一化的参数全部按照训练集来确定，并且会被应用到验证集和测试集；模型预测出来的结果在计算 MAE，MBE 以及 RMSE 之前要恢复到原始的应变变量纲。

CNN，PSO-CNN 以及 PSO-BP 模型的评价结果采用原来模型的计算结果。因为原来神经网络模型具体样本划分编号没有完整保留下来，QPR 和三类神经网络模型的结果主要用来对比不同建模方法在各个温度区间的总体性能水平和适用情况，不是基于完全相同测试样本的严格配对明显性检验。后续开展的研究可以在统一的样本划分条件之下接着去进行模型的重复训练还有展开统计检验。

4.2. 模型对比方案与评价指标

本文选取多元二次多项式回归(quadratic polynomial regression, QPR)、CNN、PSO-CNN 和 PSO-BP 四类模型进行对比分析。其中，QPR 模型属于传统统计基准模型，此模型用来描述平均温度，传感器埋深和平均横向应变之间的明确的非线性关联；CNN 模型被用来提取平均温度，埋深与平均横向应变之间的非线性映射关联；PSO-CNN 模型是在 CNN 基础之上引入粒子群优化算法，对模型关键参数进行寻找最优；PSO-BP 模型作为另外一类优化神经网络对照模型，用来比较不同网络结构在路面平均横向应变预测当中的适用情况。

QPR 模型以平均温度和传感器实际埋深为自变量，以平均横向应变为因变量，并通过一次项、二次项和交互项描述不同变量之间的非线性关系，其表达式为：

$$\hat{\varepsilon}_i = \beta_0 + \beta_1 \bar{T}_i + \beta_2 h_i + \beta_3 \bar{T}_i^2 + \beta_4 h_i^2 + \beta_5 \bar{T}_i h_i \quad (1)$$

式中： $\hat{\varepsilon}_i$ 为第 i 个样本的平均横向应变预测值； $\bar{T}_i$ 为第 i 个样本的平均温度； h_i 为第 i 个样本对应的传感器实际埋深； β_0 为常数项； $\beta_1 \sim \beta_5$ 为待估回归系数。模型采用最小二乘法确定各项回归系数。

为保证模型评价口径的一致性, QPR、CNN、PSO-CNN 和 PSO-BP 采用相同的温度分层、输入输出变量定义及评价指标。CNN、PSO-CNN 和 PSO-BP 沿用原模型计算结果; QPR 采用随机种子 42 进行独立固定划分。由于不同模型的数据划分方式存在差异, 本文主要比较其在各温度区间内的总体性能水平和适用性, 不开展严格的配对显著性检验。本文采用决定系数 R^2 、平均绝对误差 MAE、平均偏差误差 MBE 和均方根误差 RMSE 综合评价模型性能。其中, R^2 用于反映模型对实测平均横向应变变化的解释能力; MAE 和 RMSE 用于衡量预测误差大小, 数值越小说明模型预测精度越高; MBE 用于判断整体预测偏差方向, MBE 大于 0 表示模型整体高估, MBE 小于 0 表示模型整体低估。

各评价指标计算公式如下:

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

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3)$$

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i) \quad (4)$$

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

式中: y_i 为第 i 个样本的实测平均横向应变值; $\hat{y}_i$ 为第 i 个样本的模型预测值; $\bar{y}$ 为实测平均横向应变均值; n 为样本数量。

4.3. CNN 模型构建

本文使用一维卷积神经网络去构建平均温度, 传感器埋深以及平均横向应变之间的非线性映射的关联关系。模型所进行输入的内容是平均温度以及实际埋深, 所进行输出的内容是平均横向应变。网络是由输入层, 卷积层, 激活层, 池化层, 全连接层以及回归输出层所构成的, 其中卷积层是用来提取输入变量的局部组合特征的, 激活函数是用于强化模型的非线性表达功效的, 全连接层是将提取的特征映射成为平均横向应变的预测数值的。模型使用均方误差作为训练时候的损失函数, 而且依照验证集的误差去对训练的过程进行调整。CNN 模型不使用粒子群算法去进行优化, 主要作为 PSO-CNN 的基础神经网络对照的模型。

4.4. PSO-CNN 与 PSO-BP 模型构建

CNN 模型的预测性能受到学习率、卷积核数量及网络训练参数等因素影响, 采用人工经验设置参数容易造成模型训练结果波动。为提高参数选择的稳定性, 本文引入粒子群优化算法对 CNN 关键参数进行寻优, 构建 PSO-CNN 模型。粒子群中的每个粒子代表一组待优化参数, 模型以验证集预测误差作为适应度函数, 通过粒子个体历史最优位置和群体全局最优位置不断更新搜索方向; 达到最大迭代次数或适应度变化满足终止条件后, 输出最优参数组合, 并据此完成 PSO-CNN 模型训练和测试。具体优化流程如图 6 所示。

同时构建粒子群优化 - 误差反向传播神经网络模型作为另外一种对优化神经网络进行对照的模型。PSO-BP 利用粒子群算法去对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行优化, 这样做来降低随机初始化给训练结果带来的影响, 同时让模型的收敛稳定性得到提高。PSO-CNN 着重依靠卷积结构去提取输入变量的非线性组合特征, PSO-BP 则运用全连接网络构建输入和输出之间的映射关联关系。通过对两类模型在不同温度区间内的评价指标进行对比, 来分析不同网络结构对于路面平均横向应变预测这个任务的适合程度。

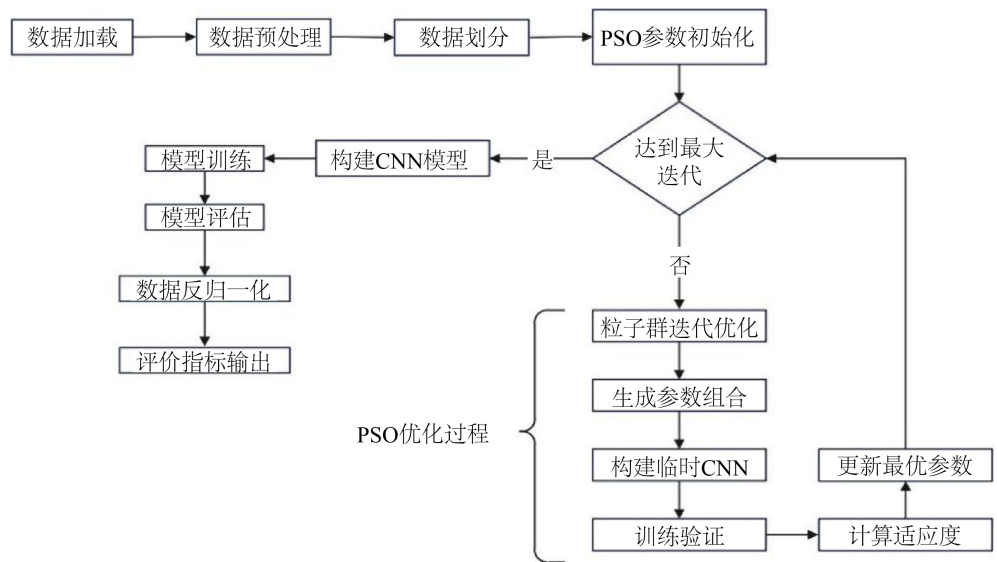


Figure 6. Flow chart of model optimization
图 6. 模型优化流程图

4.5. 模型预测结果与泛化能力分析

不同温度区间下 CNN、PSO-CNN 和 PSO-BP 模型的训练集与测试集评价结果见表 5。

Table 5. Comparison of evaluation indicators of CNN, PSO-CNN and PSO-BP models under different temperature ranges
表 5. 不同温度区间下 CNN、PSO-CNN 和 PSO-BP 模型评价指标对比

温度分层	评价指标	CNN 神经网络		PSO-CNN 神经网络		PSO-BP 神经网络	
		训练集	测试集	训练集	测试集	训练集	测试集
0~10℃ (2022.12.28~2023.01.03)	R ²	0.7062	0.7357	0.8513	0.8663	0.7243	0.7993
	MAE	2.5037	3.5497	1.4214	1.2985	1.5888	2.5344
	MBE	0.3318	0.1981	0.1624	-0.0469	0.1475	0.1323
	RMSE	8.1256	7.5563	2.5100	1.3510	3.1900	4.5700
10~20℃ (2023.01.10~2023.01.19)	R ²	0.7045	0.7237	0.8134	0.8410	0.7996	0.7653
	MAE	3.4734	2.3730	1.1907	1.2322	2.7159	3.7580
	MBE	0.1912	0.1601	0.1149	0.1070	0.1374	0.1043
	RMSE	5.2312	6.9480	2.4231	4.4881	6.3717	4.9730
20~30℃ (2023.03.31~2023.04.09)	R ²	0.7056	0.7273	0.8325	0.8550	0.7843	0.7516
	MAE	2.1715	1.1520	0.7262	0.9005	2.1601	1.1237
	MBE	0.1949	0.3256	0.1011	0.1562	0.2084	0.1335
	RMSE	8.9731	6.2334	5.7251	2.0912	7.4533	9.4216
30~45℃ (2023.08.01~2023.08.10)	R ²	0.7156	0.7097	0.8042	0.7785	0.8351	0.8462
	MAE	4.9841	3.9804	2.0877	3.1199	1.8409	1.6574
	MBE	0.3953	0.2102	0.2004	0.2656	0.1455	0.1255
	RMSE	6.7711	8.1732	3.1256	4.9228	2.9136	2.3679

续表

45~60℃ (2023.09.01~2023.09.10)	R ²	0.7031	0.7409	0.8121	0.8513	0.8149	0.7928
	MAE	3.6715	2.8608	1.6099	1.1811	1.8345	1.8255
	MBE	0.2172	0.3957	0.1685	0.1671	0.2170	0.3158
	RMSE	6.1328	9.7756	2.5446	3.2481	3.1268	5.4626

总体来看,三类神经网络模型的预测性能具有明显的温区差异。PSO-CNN 在 0~10℃、10~20℃和 20~30℃区间表现出较好的综合预测性能,其测试集 R² 分别为 0.8663、0.8410 和 0.8550, RMSE 分别为 1.3510、4.4881 和 2.0912,整体优于同温区的 CNN 和 PSO-BP 模型,说明粒子群参数优化有助于提高 CNN 对中低温区平均横向应变变化的适应能力。

在 30~45℃区间,PSO-BP 测试集 R² 为 0.8462, MAE 和 RMSE 分别为 1.6574 和 2.3679, 优于该温区的 PSO-CNN 模型,表现出一定的局部优势;在 45~60℃区间,PSO-CNN 测试集 R² 为 0.8513, MAE 和 RMSE 分别为 1.1811 和 3.2481,综合性能优于 CNN 和 PSO-BP。由此可见,PSO-CNN 在多数温区具有较好的预测性能和误差控制能力,但不同网络结构的性能优势仍会随温度区间发生变化。

本文继续构建 QPR 模型,它的独立测试结果和 PSO-CNN 评价指标汇总在表 6 当中。由于原始的神经网络模型其训练集和测试集的样本编号没有完全进行保留,所以 QPR 采用独立并且固定的数据划分的方式。所以表 6 主要是用于对比两类模型的整体性能水平和温区适配情况,不是用于计算严格的性能提升比例或者开展配对明显性检验,以此来应对传统统计基准模型存在的缺陷。

Table 6. Reference comparison of QPR and PSO-CNN model evaluation indicators under different temperature ranges
表 6. 不同温度区间下 QPR 与 PSO-CNN 模型评价指标参考对比

温度分层	评价指标	QPR 训练集	QPR 测试集	PSO-CNN 训练集	PSO-CNN 测试集
0~10℃ (2022.12.28~2023.01.03)	R ²	0.6127	-0.0050	0.8513	0.8663
	MAE	3.1398	4.0765	1.4214	1.2985
	MBE	0.0000	2.2201	0.1624	-0.0469
	RMSE	5.4269	6.3658	2.5100	1.3510
10~20℃ (2023.01.10~2023.01.19)	R ²	0.9847	0.8969	0.8134	0.8410
	MAE	1.9063	1.8798	1.1907	1.2322
	MBE	0.0000	-0.4575	0.1149	0.1070
	RMSE	2.2262	2.5365	2.4231	4.4881
20~30℃ (2023.03.31~2023.04.09)	R ²	0.5159	0.0794	0.8325	0.8550
	MAE	18.0972	23.2494	0.7262	0.9005
	MBE	0.0000	-8.0450	0.1011	0.1562
	RMSE	23.1495	24.9705	5.7251	2.0912
30~45℃ (2023.08.01~2023.08.10)	R ²	0.9975	0.9961	0.8042	0.7785
	MAE	1.5437	2.1056	2.0877	3.1199
	MBE	0.0000	1.1950	0.2004	0.2656
	RMSE	2.3092	2.5186	3.1256	4.9228

续表

45~60℃ (2023.09.01~2023.09.10)	R ²	0.9976	0.9976	0.8121	0.8513
	MAE	2.0133	1.1045	1.6099	1.1811
	MBE	0.0000	1.0722	0.1685	0.1671
	RMSE	2.4772	1.7172	2.5446	3.2481

从表 6 可以知道,在对各自测试样本进行划分的时候, PSO-CNN 在 0~10 摄氏度以及 20~30 摄氏度区间有着较高的 R² 和较低的 RMSE,而 QPR 在上述温区的独立测试结果比较差,这说明简单显式回归模型对于部分中低温区复杂非线性关系的适应能力不够。在温度处于 10~20℃ 这个范围的时候, QPR 具备较高的 R² 值以及较低的 RMSE 值,而 PSO-CNN 的 MAE 和 MBE 比较小,这表明这两类模型在趋势方面的拟合以及在误差的掌控方面分别有着各自的特性。

在温度处于 30~45 摄氏度以及 45~60 摄氏度的区间里, QPR 在它自己独立的测试样本当中具有较高的 R² 和比较低的 RMSE,可是 MBE 的绝对值相对比较大,这表明模型能够较好地体现样本的整体变化趋势,不过还是存在一定的系统性偏差。相比之下 PSO-CNN 的 MBE 更加接近 0,预测的偏差比较小。整体而言 QPR 和 PSO-CNN 的性能特点有着明显的温区方面的不同,复杂神经网络模型并不是在所有温区之处都占据优势。

为进一步判定模型是否存在过拟合或欠拟合状况,本文引入测试集与训练集均方根误差(RMSE)的比值:

$$\rho = \frac{\text{RMSE}_{\text{test}}}{\text{RMSE}_{\text{train}}} \quad (6)$$

其中, ρ 等于测试集 RMSE 除以训练集 RMSE。

以 ρ 此作为辅助判断指标,同时结合训练集,测试集的 R² 来进行综合解析。当 ρ 明显大于 1 时,意味模型在测试集上的误差比训练集的高,泛化误差有一定程度的增大;若训练集与测试集的 R² 均处于较低水平,则表明模型对样本中温度,层位同平均横向应变之间非线性关联的呈现能力较差,具有欠拟合的特征。

PSO-CNN 在 0~10℃、10~20℃、20~30℃、30~45℃ 和 45~60℃ 区间的 ρ 分别为 0.54、1.85、0.37、1.57 和 1.28。其中, 10~20℃ 和 30~45℃ 区间测试集误差相较训练集有所增大,但测试集 R² 仍分别达到 0.8410 和 0.7785,能够反映平均横向应变的总体变化趋势。综合 R² 和 RMSE 结果, PSO-CNN 未表现出全温区一致的系统性过拟合,但个别温区仍存在一定的泛化误差,需要通过扩大样本量进一步验证。

4.6. 模型适用性与误差来源讨论

本文模型以平均温度和传感器实际埋深为主要输入变量,重点分析温度主导条件下路面平均横向应变的变化规律。模型尚未将交通荷载谱、车辆速度、环境湿度、结构含水状态、材料老化及养护状态等因素作为显式输入,因此预测结果反映的是现有监测条件下温度、结构层位与平均横向应变之间的综合统计关系,而不是包含全部交通-环境-材料因素的完整响应模型。

交通荷载大小和车辆速度会直接影响路面瞬时应变幅值;降雨、环境湿度和结构内部含水状态可能改变水泥稳定碎石基层及路基的力学性能,并对层间黏结和结构内部传热过程产生影响;材料老化则会改变沥青结合料黏度、混合料模量和松弛性能,使相同温度和荷载条件下的应变响应随服役时间发生变化。由于缺少与温度-应变数据同步且连续的交通荷载、湿度、含水率和材料老化监测序列,本文尚不能定量分离上述因素的独立贡献,其未被模型解释的影响主要反映在预测误差中。

所以, 本文所构建的模型主要适用于路面结构形式和气候状况以及监测布置方式还有交通运行状态和试验路段是类似的应用场景。针对不同气候区域, 不同结构组合情况或者不同服役阶段下的路面, 模型参数需要借助当地监测的数据再来重新进行训练以及校准。后续的研究还可以进一步引入轴载, 车速, 降雨量, 环境湿度, 基层含水率, 路龄, 材料老化指标还有养护记录等多种来源的信息, 并且结合不同地区以及不同服役年份的长期监测的数据, 去评估各个影响因素对于横向应变响应的相对贡献以及模型的区域适用情况。

5. 结论

依托广西田新高速公路试验段长期监测数据, 本文分析了大厚度柔性基层沥青路面的内部温度场、横向应变响应及热-力作用机制, 并比较了 QPR、CNN、PSO-CNN 和 PSO-BP 模型在不同温度区间内的预测性能, 主要结论如下:

(1) 路面内部温度具有明显的深度衰减和时间滞后特征。8 月典型高温日 4、10、38 和 56 cm 埋深处的温度波动幅值分别为 22.4、13.7、3.9 和 1.9℃, 温度衰减系数分别为 1.00、0.61、0.17 和 0.08。据此可将 0~10 cm 范围划为强温度响应区, 10~30 cm 范围划为温度衰减过渡区, 30 cm 以下划为相对稳定区。

(2) 不同结构层的横向应变响应应具有明显的温度和深度差异。A1、A2 浅层沥青层的应变温度敏感性较强, 深层基层的应变变化相对平缓。A1 层温度-最大横向应变二次拟合 R^2 为 0.927, B2 层线性拟合 R^2 为 0.990。其基本作用机制表现为环境温度引起内部温度场重新分布, 并进一步改变材料模量和结构刚度, 最终使交通荷载作用下不同结构层产生差异化的横向应变响应。

(3) 三类神经网络模型的预测性能具有明显的温区差异。PSO-CNN 在 0~10、10~20 和 20~30℃ 区间的测试集 R^2 分别为 0.8663、0.8410 和 0.8550, RMSE 分别为 1.3510、4.4881 和 2.0912, 表现出较好的综合预测性能; PSO-BP 在 30~45℃ 区间具有一定的局部优势。QPR 独立基准在部分高温区间表现出较好的趋势拟合能力, 说明复杂神经网络模型并非在所有温区均占优势, 模型选择应结合具体温度工况和评价指标。

(4) PSO-CNN 在不同温区的训练-测试误差差异并不一致, 综合 R^2 , RMSE 还有 ρ 值来看, 没有呈现出在全温区都一致的系统性过拟合情况, 不过部分温区还是存在一定的泛化误差。因为模型还没有明确地把交通荷载谱, 车辆速度, 环境湿度, 结构含水的状况以及材料老化等因素添加进入其中, 所以这个模型在跨区域应用的时候得结合当地的监测数据重新进行训练以及验证。

参考文献

- [1] 郑健龙, 吕松涛, 刘超超. 长寿命路面的技术体系及关键科学问题与技术前沿[J]. 科学通报, 2020, 65(30): 3219-3227.
- [2] 《中国公路学报》编辑部. 中国路面工程学术研究综述·2024 [J]. 中国公路学报, 2024, 37(3): 1-81.
- [3] 朱洪洲, 雷蕾, 陈瑞璞, 等. 沥青路面温度应力研究进展[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2023, 42(5): 44-53.
- [4] 郝彦玉, 罗丹, 王锐, 等. 流体集热沥青路面温度特性及对城市地表环境温度的影响[J]. 公路交通科技, 2025, 42(1): 54-66.
- [5] Chu, X., Dawson, A., Zhang, J., et al. (2023) Sensitivity Analysis of Pavement Response to Subgrade Moisture Variations. *Journal of Building Engineering*, 69, Article ID: 106285. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2023.106285>
- [6] 刘力源, 程怀磊, 张脩, 等. 服役柔性基层沥青路面力学响应实测与分析[J]. 公路交通科技, 2022, 39(4): 11-21.
- [7] 潘勤学, 胡嘉, 张建, 等. 沥青路面实测面层层底横向水平应变响应分析[J]. 公路交通科技, 2024, 41(10): 82-89.
- [8] 谢恩连, 聂忆华, 黄新摇, 等. 大厚度柔性基层长寿命沥青路面试验研究[J]. 森林工程, 2024, 40(2): 198-207+216.
- [9] 王旭东, 杨光, 钱振东, 等. 基于亿次加载试验的长寿命沥青路面性能演化规律及设计体系研究[J]. 中国公路学报, 2024, 37(12): 197-209.

-
- [10] 罗瑶. 沥青路面温度应力场与温度疲劳特性研究[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2023.
- [11] 严小重, 帅霞红. 不同温度下车辆荷载对沥青路面受力变形的影响[J]. 交通世界, 2025(31): 82-84+88.
- [12] 李乃强, 吴秉军, 马东旭, 等. 基于数据驱动的沥青路面使用性能预测方法研究[J]. 公路, 2025, 70(7): 338-346.
- [13] 张盼盼, 权磊, 李思李, 等. 基于 LSTM-BPNN 神经网络的沥青路面性能预测模型研究[J]. 公路交通科技, 2023, 40(S2): 54-60.
- [14] Liang, J., Gu, X., Jiang, D. and Zhang, Q. (2024) CNN-Based Network with Multi-Scale Context Feature and Attention Mechanism for Automatic Pavement Crack Segmentation. *Automation in Construction*, **164**, Article ID: 105482. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2024.105482>
- [15] Han, C., Zhang, J., Tu, Z. and Ma, T. (2024) PINN-AFP: A Novel C-S Curve Estimation Method for Asphalt Mixtures Fatigue Prediction Based on Physics-Informed Neural Network. *Construction and Building Materials*, **415**, Article ID: 135070. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2024.135070>
- [16] Zhang, R., Hu, P., Zhong, Y., Wen, L., Ji, J. and Liang, L. (2025) Research Progress on Evaluation and Prediction of Degradation in Service Performance for Asphalt Pavement. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, **12**, 1011-1039. <https://doi.org/10.1016/j.jtte.2024.11.006>
- [17] 李雪连, 黄妍, 李雄. 基于 PSO~灰色 BPNN 模型的路面使用性能预测研究[J]. 中外公路, 2025, 45(5): 46-52.
- [18] 刘朝晖, 李文博, 柳力, 等. 内置应变传感器与沥青路面结构协同工作性能研究[J]. 中国公路学报, 2023, 36(4): 1-14.
- [19] 许家璐, 薛斌, 阙云, 等. 沥青路面智能压实监测及质量评价方法[J]. 公路交通科技, 2025, 42(4): 48-56.