

· 研究论文 ·

基于不同机器学习模型预测天然橡胶疲劳寿命

肖 玲^{1*} 伍又云²

(¹濮阳职业技术学院 濮阳 457001) (²河南大学濮阳工学院 濮阳 457001)

摘要: 用人工神经网络(ANN)和径向基网络(RBF)对天然橡胶试样的疲劳寿命进行了建模和预测,利用敏感性分析定量研究了环境温度、橡胶硬度、峰值应变对橡胶疲劳寿命的影响程度。当环境温度为 25、50 和 70 °C,橡胶硬度为 N40 和 N50,峰值应变在 0.4~1.3 之间时,试样疲劳寿命在 9984~604247 次之间。通过优化隐含层神经元数量,发现 3-25-10-1 结构的 ANN 网络和 3-47-1 结构的 RBF 网络预测疲劳寿命与试验结果均方误差(MSE)最低,分别为 0.0383 和 0.0045, RBF 网络预测准确性更高,性能曲线相关系数 R 均在 0.9700 以上,最高达到了 0.9847,高于 ANN 的 0.9511。峰值应变对疲劳寿命的影响最显著,达到了 62.14%,高于环境温度的 31.57%,橡胶硬度的影响最小,为 6.29%。

关键词: 人工神经网络; 径向基网络; 天然橡胶; 疲劳寿命; 敏感性分析

Prediction of Fatigue Life of Natural Rubber by Different Machine Learning Models

XIAO Ling^{1*}, WU You-yun²

(¹Puyang Vocational and Technical College, Puyang 457001)

(²Puyang Institute of Technology, Henan University, Puyang 457001)

Abstract: Artificial neural networks (ANN) and radial basis function networks (RBF) were employed to model and predict the fatigue life of natural rubber samples. Sensitivity analysis was conducted to quantitatively evaluate the influence of environmental temperature, rubber hardness, and peak strain on fatigue life. Under the experimental conditions (environmental temperature: 25, 50, 70 °C; rubber hardness: N40, N50; peak strain: 0.4–1.3), the fatigue life of the samples varied from 9984 to 604247 cycles. By optimizing the number of neurons in the hidden layers, we found that the ANN model with a 3-25-10-1 structure and the RBF model with a 3-47-1 structure yielded the lowest mean squared error (MSE) in fatigue life prediction, with values of 0.0383 and 0.0045, respectively. The RBF model exhibited higher prediction accuracy, with the correlation coefficient (R) between predicted and measured fatigue life exceeding 0.9700 and reaching a maximum of 0.9847—superior to the ANN model ($R=0.9511$). Among the three factors, peak strain exerted the most significant influence on fatigue life (contribution: 62.14%), followed by environmental temperature (31.57%), whereas rubber hardness had the least impact (6.29%).

Keywords: Artificial neural network; Radial basis function network; Natural rubber; Fatigue life; Sensitivity analysis

引用: 肖玲, 伍又云. 基于不同机器学习模型预测天然橡胶疲劳寿命. 高分子通报, 2026, 39(3), 447-456.

Citation: Xiao, L.; Wu, Y. Y. Prediction of fatigue life of natural rubber by different machine learning models. *Polym. Bull. (in Chinese)*, 2026, 39(3), 447-456.

天然橡胶是一种源自橡胶树的乳状液体, 其主要成分为顺式-1,4-聚异戊二烯。该物质具有弹性良好、耐磨性好、机械强度高、低温韧性好以及抗疲劳性能出色等优点, 广泛应用于轮胎和隔振垫等制品^[1-3]。

天然橡胶在长时间承受交变载荷时, 易发生疲劳失效, 这会对制品的可靠性和车辆安全产生不利影响^[4-6]。疲劳寿命是衡量橡胶疲劳失效的关键指标, 其测试主要通过模拟橡胶材料在实际使用中所受的循环应力或应变条件来评估疲劳情况, 如拉伸、弯曲、剪切等疲劳测试。然而, 此类测试仅能反映某种交变应力或应变下的疲劳状况, 且测试时间较长, 限制了橡胶制品的实际应用^[7,8]。

为预测橡胶制品的疲劳寿命, 研究者们提出了一些模型^[9-11]。刘超等^[12]将橡胶超弹性本构模型与有限元分析和疲劳仿真相结合, 提出一种橡胶制品疲劳寿命预测方法, 并依据预测结果对橡胶带式无级变速器(CVT)以及橡胶轮胎的结构设计提出优化建议。Wang等^[13]运用Abaqus软件拟合Mooney-Rivlin超弹性本构模型, 对橡胶悬架衬套的疲劳寿命进行预测, 预测结果与台式疲劳试验结果的相对误差小于6.443%。沈兴铿等^[14]采用有限元模型建立了P型橡胶卡箍SWT (Smith-Watson-Topper)、FS (Fatemi-Socie)以及WB (Wang-Brown)临界平面疲劳寿命模型, 预测的最大应力应变以及疲劳寿命均处于3倍分散带内, 具有良好的估计精度。Wang等^[15]提出了一种天然橡胶小样本概率疲劳寿命曲线的拟合方法, 采用幂威布尔统计模型和传统分组方法评估制品的可靠性, 结果显示, 小样本拟合方法的斜率和截距相对误差分别低于7.860%和0.943%。Sheng等^[16]利用有限元模拟, 采用Mooney-Rivlin本构模型, 预测高速列车轨道橡胶隔震层在正常使用条件下的疲劳寿命可达32年。

但在实际应用中, 橡胶制品的疲劳寿命受橡胶类型、制造工艺、机械载荷、应用环境等多种因素影响, 具有显著的非线性耦合特征。有限元模型计算复杂, 其他方法主要针对特定的失效模式,

难以准确评估橡胶制品在实际应用环境下的疲劳寿命。

机器学习(ML)是近年来人工智能领域的研究热点, 它模拟人脑对信息的处理方式, 具备强大的回归和模式识别能力, 非常适合用于非线性系统的模拟研究^[15]。

本研究采用人工神经网络(ANN)和径向基网络(RBF)2种机器学习方法, 对天然橡胶的疲劳寿命进行建模和预测, 并通过敏感性分析定量研究影响天然橡胶疲劳寿命的显著因素。

1 试验部分

1.1 主要原料及设备

天然橡胶: Standard Coagulated Rubber No. 5 (SCR5), 海南天然橡胶产业集团股份有限公司; 炭黑: FH2000, 山西富立桦特种材料股份有限公司; 氧化锌: KND-XR30S, 常州科纳达新材料科技有限公司; 硬脂酸: 1865, 武汉普世达生物科技有限公司; 防老剂4010NA: IPPD, 山东鑫龙源能源有限公司; 硫黄: 325目, 泉州市贵豪硫磺粉厂; 促进剂MBTS: MBTS-75GE/C, 宁波艾克姆新材料股份有限公司。

电子天平: 型号BSA224S-CW, 北京赛多利斯仪器系统有限公司; 开炼机: 型号SY-6215-AL2, 东莞市世研精密仪器有限公司; 平板硫化机: 型号WBL-30T, 厦门威伯伦科技有限公司; DEMATTIA疲劳试验机: 型号FT300, 无锡东立智能技术有限公司; 硬度计: 型号LX, 江苏天惠试验机械有限公司。

1.2 试样制备

试样配方(质量份): SCR5, 100; 炭黑, 20~30; 氧化锌, 4; 硬脂酸, 3, 防老剂4010NA, 3; 硫黄, 2~3; 促进剂MBTS, 2~3。

根据配方称取天然橡胶和各种添加剂, 开炼机双辊升温到70 °C, 将天然橡胶在开炼机上塑炼2 min, 前辊转速16 r/min, 前辊与后辊转速比为1.0:1.1, 辊距为1.2 mm, 通入冷却水保持双辊温度。随后, 依次加入氧化锌、硬脂酸、防老剂4010NA、炭黑N330、硫黄和促进剂MBTS, 继续

混炼,使各种助剂在橡胶中分散均匀,炭黑分3次加入,每次加料间隔30 s。调小辊距至0.5 mm,打三角包和搓卷各3次,下片厚度为0.6 mm,混炼时间为5 min,目测无白点,在室温下放置12 h,备用。

将混炼胶在平板硫化机上进行硫化,硫化条件:温度150 ℃,压力15 MPa,时间20 min。

1.3 测试与表征

疲劳性能测试:按照ASTM: D4482-11.21标准《橡胶性能—拉伸循环疲劳的标准试验方法》测试样条,拉伸频率为5 Hz。每个试验条件下测试5个样条。

计算样条峰值应变作为损伤参数(式(1)):

$$\varepsilon = \frac{L_{\max} - L_0}{L_0} \quad (1)$$

式中, ε 表示峰值应变, L_0 和 L_{\max} 分别表示样条初始和最大拉伸状态下的长度,mm。

橡胶硬度测试:按照GB/T 531.1—2008标准《硫化橡胶或热塑性橡胶 压入硬度试验方法》在室温下测试样条。

1.4 人工神经网络(ANN)建模

ANN是一种机器学习方法,由输入层、一个或多个隐含层和输出层构成,两层隐含层的ANN可以兼顾预测精度和计算时间,隐含层中神经元数量是影响网络预测效果的重要参数。为了预测天然橡胶疲劳寿命,选择环境温度(25、50、70 ℃)、橡胶硬度(N40、N50)、峰值应变作为输入,输出为样条疲劳寿命 N ,ANN结构如图1所示,图中 ω 、 ω' 和 ω'' 表示权重, f 表示传输函数。

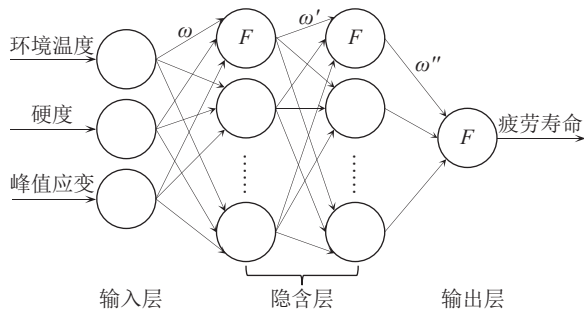


图1 人工神经网络结构示意图

Figure 1 Structure diagram of artificial neural network

ANN建模过程如下:(1)将环境温度、橡胶硬度、峰值应变和对应的疲劳寿命试验数据归一化到[0, 1]之间,以确保变量在相似的数值范围内,按照70/15/15的比例将数据分为训练集、验证集

和测试集;(2)传输函数 f 采用式(2)所示的Sigmoid函数,损失函数采用式(3)所示的均方误差(MSE)函数,初始学习速率 η 为0.2;(3)将输入数据通过输入层、隐含层和输出层依次计算,得到网络预测值;(4)计算损失函数相对于每个权重的梯度,并通过反向传播算法更新网络权重;(5)重复上述过程,直到损失函数收敛或达到最大迭代次数(1000次)。

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

式中, x 表示输入数据。

$$\operatorname{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (N_p - N_i)^2 \quad (3)$$

式中, n 表示输入数据个数, N 表示疲劳寿命,下标 p 表示预测值, i 表示试验值。

1.5 径向基网络(RBF)建模

RBF预测橡胶疲劳寿命的建模过程与ANN相似,但在网络结构和训练方法上有所不同。

RBF建模过程如下:(1)将试验数据归一化,分为训练集、验证集和测试集;(2)传输函数 f 采用式(4)所示的高斯函数,损失函数采用MSE函数,通过k-means聚类确定径向基函数的中心 c 和宽度 σ ;(3)将输入数据通过输入层、隐藏层径向基函数计算隐藏层输出,然后通过线性组合得到输出层输出;(4)利用线性最小二乘法优化权重,使得网络的预测误差最小;(5)重复上述过程,直到损失函数收敛或达到最大迭代次数(1000次)。

$$G(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

式中, G 为高斯函数, x 为输入数据, c 为径向基函数中心, $\|\cdot\|$ 表示欧氏距离, σ 为宽度参数。

本研究采用Python 3.12进行ANN、RBF网络建模。

2 结果与讨论

2.1 样条疲劳寿命试验结果

在环境温度分别为25、50和70 ℃下对N40和N502种硬度的橡胶进行疲劳寿命测试,利用式(1)计算峰值应变,结果如表1和图2所示。从表1和图2可见,在不同环境温度、橡胶硬度和峰值应变下,天然橡胶疲劳寿命变化明显。

随着峰值应变的增加,样条疲劳寿命不断降

表1 不同条件下橡胶样条疲劳测试试验结果

Table 1 Experimental results of rubber sample fatigue testing under different conditions

试验编号	环境温度 (°C)	硬度 (shore)	峰值应变	疲劳寿命 (cycles)
1	25	40	1.3	21344
2	25	40	1.2	54156
3	25	40	1.0	85247
4	25	40	0.8	115789
5	25	40	0.6	152456
6	25	40	0.4	201423
7	25	50	1.3	185423
8	25	50	1.1	202478
9	25	50	1.0	245874
10	25	50	0.9	397851
11	25	50	0.6	456782
12	25	50	0.4	604247
13	50	40	1.1	13456
14	50	40	1.0	35478
15	50	40	0.8	74514
16	50	40	0.7	102121
17	50	40	0.5	142368
18	50	40	0.4	162547
19	50	50	1.0	235412
20	50	50	0.9	241454
21	50	50	0.8	304657
22	50	50	0.7	356478
23	50	50	0.6	472145
24	50	50	0.4	524575
25	70	40	1.1	9984
26	70	40	1.0	12454
27	70	40	0.8	32145
28	70	40	0.7	64574
29	70	40	0.6	94578
30	70	40	0.5	142124
31	70	50	1.2	195624
32	70	50	1.0	232145
33	70	50	0.8	314524
34	70	50	0.6	375479
35	70	50	0.5	401123
36	70	50	0.4	453654

低: 在 25 °C 下, N40 样条疲劳寿命从峰值应变为 0.4 时的 201423 次下降到峰值应变为 1.3 的 21344 次, 下降了 9.44 倍; N50 样条疲劳寿命从峰值应变为 0.4 时的 604247 次下降到峰值应变为 1.3 的 185423 次, 下降了 3.26 倍; 在 50 °C 下, N40 和 N50 样条疲劳寿命随着峰值应变的增加分别下降了

12.08 和 2.23 倍; 在 70 °C 下, N40 和 N50 的样条疲劳寿命分别下降了 14.24 和 2.32 倍。这是由于在峰值应变较小时, 样条的应力水平较低, 裂纹产生和扩展速度相对较慢, 因此疲劳寿命较长; 当峰值应变增大时, 橡胶内部的应力集中现象更加显著, 容易导致材料内部产生裂纹或微裂缝, 裂纹在随后的应力循环中逐渐扩展, 最终导致橡胶样条的疲劳失效^[17]。

随着环境温度从 25 °C 提高到 50 °C, N40 样条最高疲劳寿命从 201423 次降低至 162547 次, 温度再提高至 70 °C, 疲劳寿命进一步降低至 142124 次; N50 样条最高疲劳寿命从 604247 次降低到 524575 次, 再降低至 453654 次。这一方面是由于随着环境温度的升高, 橡胶内耗和分子运动加剧, 使得疲劳失效速度加快; 另外, 温度的升高导致样条弹性模量降低, 容易发生热降解, 加速了裂纹的产生和扩展^[18]。

在不同环境温度和峰值应变情况下, N50 样条疲劳寿命高于 N40 的结果, 这是由于硬度高的样条刚性更高, 更多的炭黑具有更好的抗裂纹扩展能力, 因此表现出更好的抗疲劳性能。

2.2 人工神经网络预测样条疲劳寿命

2.2.1 隐含层神经元数量对疲劳寿命预测准确性的影响

ANN 模型中隐含层神经元数量对网络预测准确性影响显著: 更多的神经元可以捕捉数据中的复杂模式和非线性关系, 从而提高模型的预测能力, 但数量过多则会导致过拟合, 降低了模型泛化能力^[19]。为了优化 ANN 模型结构, 采用 2 层隐含层结构, 研究了每个隐含层神经元数量在 1~50 之间时, 神经元数量对预测样条疲劳寿命与试验结果 MSE 的影响, 如图 3 所示。

从图 3 可见, 当 2 个隐含层中神经元数量在 1~50 之间时, 神经元数量对预测与试验疲劳寿命 MSE 影响显著, MSE 在 0.0383~4.3730 之间, 当第一和第二隐含层中神经元数量分别为 25 和 10 时, MSE 最低, 为 0.0383, 网络预测准确性最高。因此, 最优网络结构为 3-25-10-1。

ANN 采用 3-25-10-1 的双隐含层结构, 其神经元数量的优化, 本质是匹配“输入变量的贡献分解 → 变量交互作用整合 → 疲劳寿命非线性映射”的物理逻辑。第一隐含层 25 个神经元分解输入

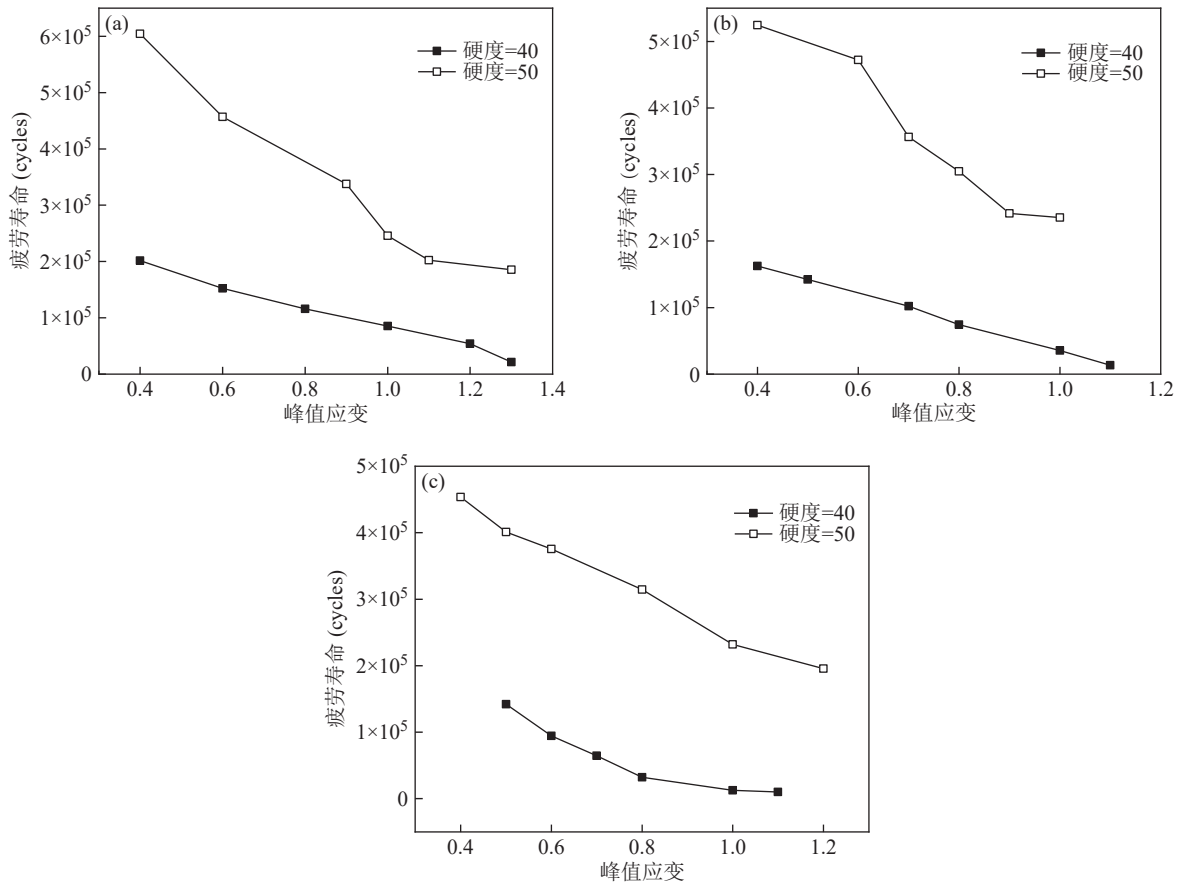


图 2 不同环境温度下,不同硬度天然橡胶疲劳寿命与峰值应变关系曲线:(a) 25 °C, (b) 50 °C, (c) 70 °C

Figure 2 The curves between fatigue life and peak strain of natural rubber with different hardness at different environmental temperatures: (a) 25 °C, (b) 50 °C, (c) 70 °C

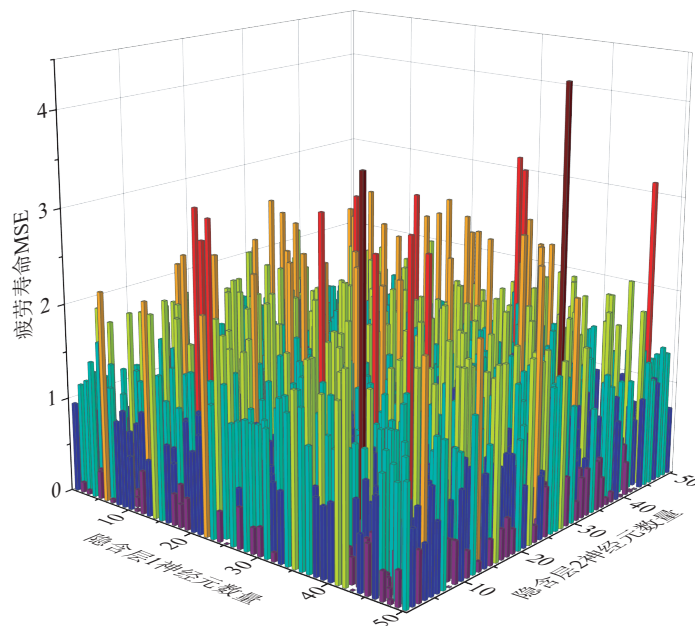


图 3 ANN 隐含层神经元数量对疲劳寿命 MSE 的影响

Figure 3 The influence of the number of hidden layer neurons in ANN on the fatigue life MSE

变量的独立贡献与两两耦合作用。第二隐含层的10个神经元,其作用是将第一隐含层分解的“单因素贡献”“两两交互作用”整合为“多因素耦合下的全局非线性关系”,最终映射至疲劳寿命的数值输出。

2.2.2 人工神经网络性能曲线

结构为3-25-10-1的最优ANN网络可以准确预测样条的疲劳寿命,在训练、验证、测试和全部阶段,ANN模型的性能曲线如图4所示。

从图4可见,3-25-10-1网络预测的样条疲劳寿命与试验结果组成的数据点围绕在对角线附近,说明网络预测准确性较好,在网络训练、验证、测试、全部阶段,相关系数均在0.9400以上,最高为0.9511。

2.3 径向基网络预测样条疲劳寿命

2.3.1 隐含层神经元数量对疲劳寿命预测准确性的影响

径向基网络为单一隐含层网络,选择合理的

隐含层神经元数量,能够确保模型具有良好的拟合能力、泛化性能和训练效率。为了优化RBF网络结构,研究了隐含层神经元数量在1~80之间时,神经元数量对网络预测样条疲劳寿命与试验结果MSE的影响,如图5所示。

从图5可见,当隐含层中神经元数量在1~80之间时,神经元数量对预测与试验疲劳寿命MSE影响显著,MSE在0.0045~3.0050之间,当隐含层中神经元数量为47时,MSE最低,为0.0045,网络预测准确性最高。所以,最优网络结构为3-47-1。

RBF采用3-47-1的单一隐含层结构,其神经元本质是径向基函数的中心,神经元数量的优化核心是覆盖输入变量的所有典型工况区域,精准拟合各区域内的局部非线性寿命变化。高应变(1.0~1.3)-高温(50~70 °C)区域需约18个神经元密集覆盖该区域,以捕捉“高应力集中下寿命缓慢变化”的局部特征,高应变高温下裂纹已快速扩展,寿命对变量变化的敏感度降低。中应变

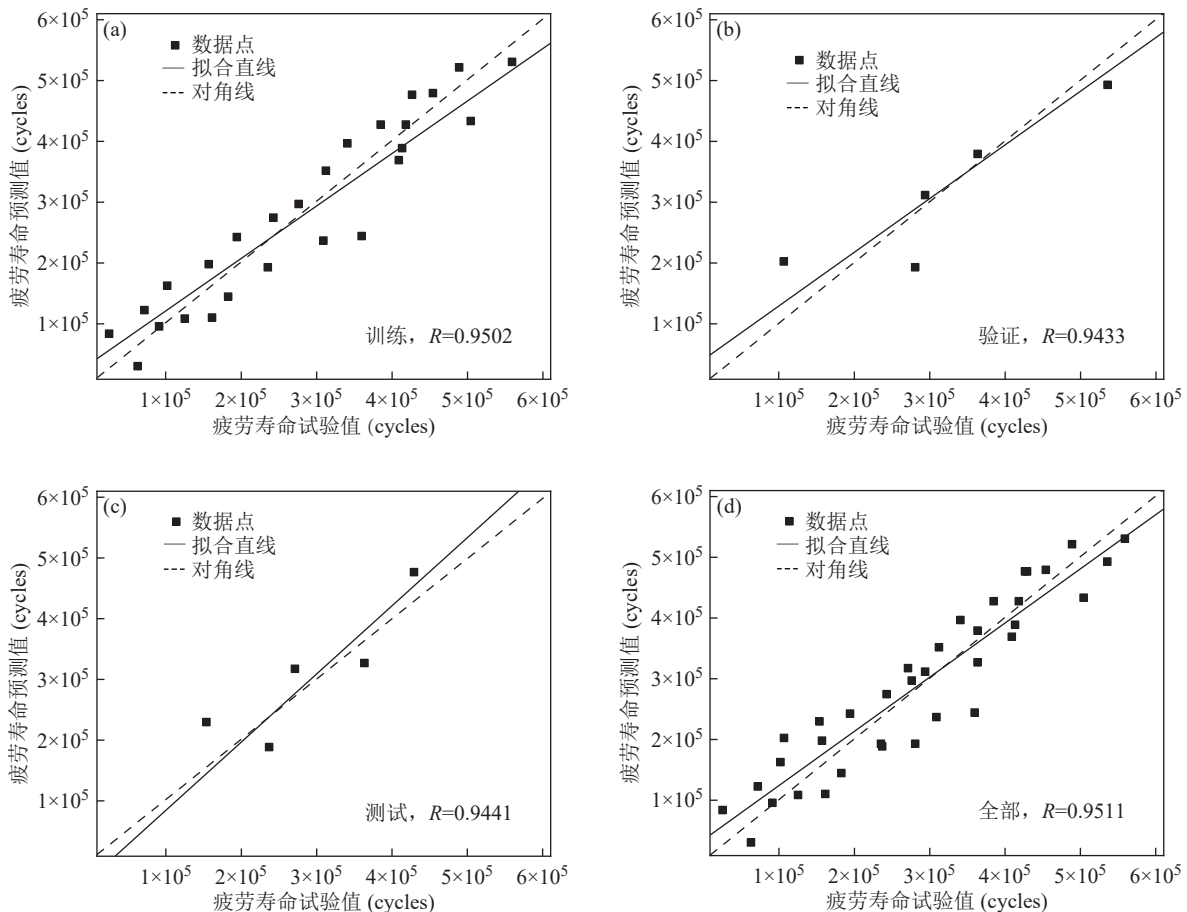


图4 ANN模型的性能曲线:(a)训练,(b)验证,(c)测试,(d)全部

Figure 4 The performance curves of ANN model: (a) training, (b) verification, (c) testing, (d) all

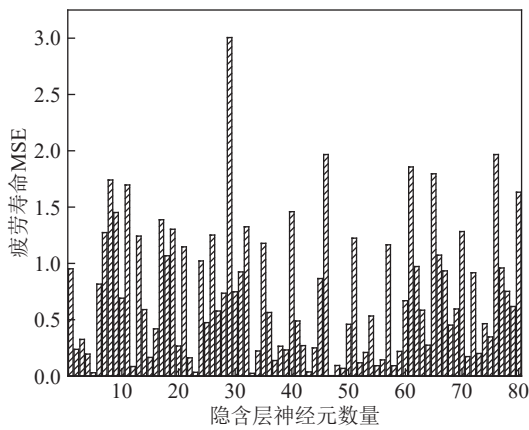


图 5 RBF 隐含层神经元数量对疲劳寿命 MSE 的影响
Figure 5 The influence of the number of hidden layer neurons in RBF on the fatigue life MSE

(0.6~0.9)-中温(25~50 °C)区域需约 15 个神经元, 匹配“裂纹稳定扩展阶段寿命平缓变化”的物理过程。低应变(0.4~0.5)-低温(25 °C)区域需约 10 个神经元覆盖, 对应“裂纹萌生阶段寿命对变量变化不敏感”的特征。剩余 4 个神经元覆盖“极端工况边缘”, 避免边缘数据拟合偏差。

对比图 3 和图 5 可见, 当 ANN 网络隐含层为 2 层时, 疲劳寿命 MSE 最低为 0.0383; 而 RBF 网络采用单一隐含层, MSE 最低为 0.0045, 表现出更优的预测准确性, 说明 RBF 网络更适合通过环境温度、橡胶硬度、峰值应变预测天然橡胶疲劳寿命。这是由于 RBF 网络利用径向基函数作为传输函数, 这种函数能够有效地将输入数据映射到一个高维空间, 数据的非线性关系更容易被线性分割, 使得 RBF 网络在处理非线性问题时表现得更优异。相比之下, ANN 网络使用 Sigmoid 函数, 这种函数虽然也能捕捉非线性关系, 但无法像 RBF 那样灵活地处理高维非线性映射。因此, 在涉及复杂的非线性系统时, RBF 模型的表现优于 ANN 模型^[20]。

2.3.2 径向基网络性能曲线

结构为 3-47-1 的最优 RBF 网络可以准确预测样条的疲劳寿命, 在训练、验证、测试和全部阶段, RBF 性能曲线如图 6 所示。

从图 6 可见, 3-47-1 网络预测的样条疲劳寿命

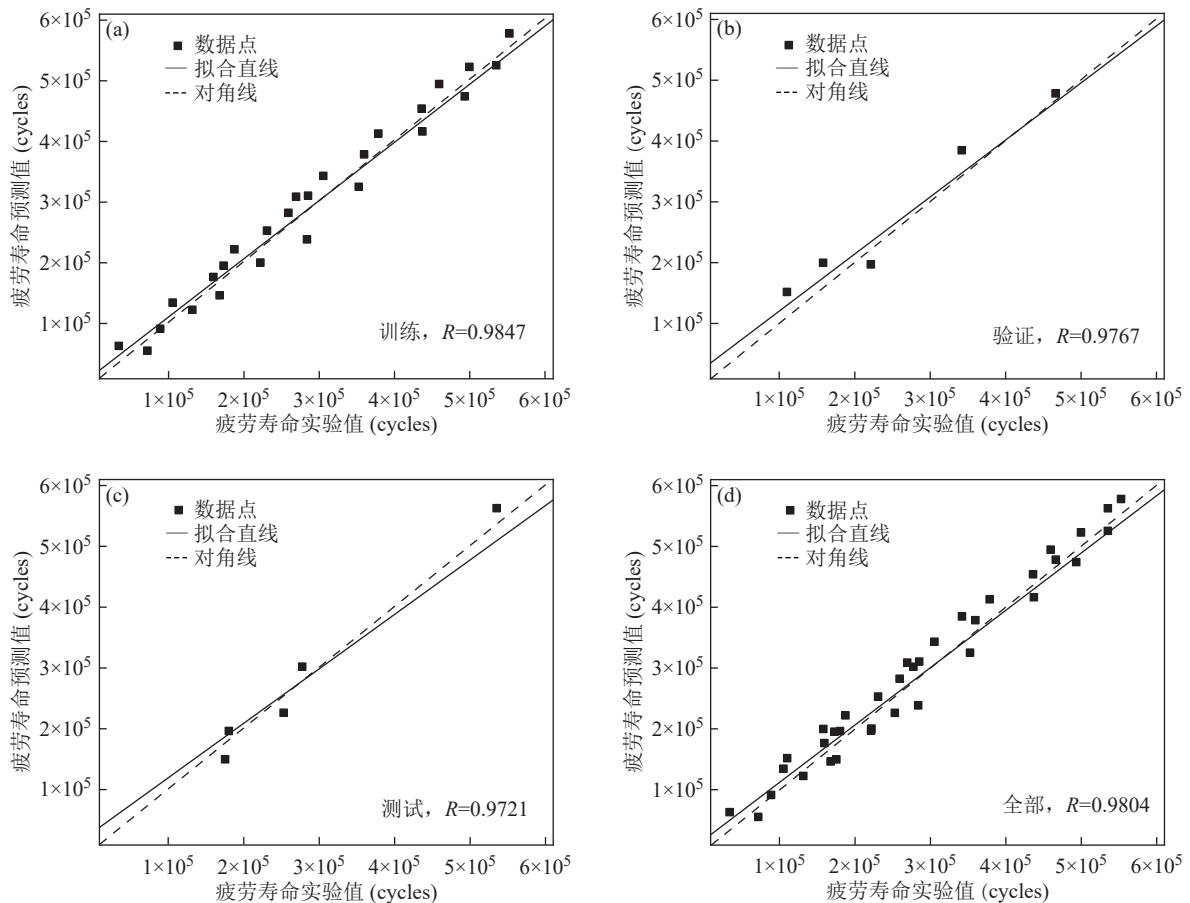


图 6 RBF 模型的性能曲线: (a)训练, (b)验证, (c)测试, (d)全部

Figure 6 The performance curves of RBF model: (a) training, (b) verification, (c) testing, (d) all

与试验结果组成的数据点更紧密地围绕在对角线附近,说明网络预测准确性好,在网络训练、验证、测试、全部阶段,相关系数均在0.97以上,最高为0.9847。

从图4和图6的性能曲线可见,3-47-1结构的RBF网络的预测准确性要优于3-25-10-1结构的ANN网络,表明RBF网络更适合预测天然橡胶样条的疲劳寿命。

本研究利用最优模型结构,采用10倍交叉验证进行预测,并与未采用10倍交叉验证的结果进行对比,如表2所示。

表2 不同模型交叉验证与原单轮划分结果对比

Table 2 Comparison of cross validation and original single round partitioning results of different models

模型	评估方式	R	MSE
ANN (3-25-10-1)	原单轮划分	0.9511	0.0383
	10倍交叉验证	0.9482±0.012	0.0393±0.004
RBF (3-47-1)	原单轮划分	0.9847	0.0045
	10倍交叉验证	0.9821±0.008	0.0047±0.0006

从表2可见,2种模型采用和未采用交叉验证的预测结果R与MSE非常接近,如RBF的R从0.9847降至0.9821,偏差仅0.27%,说明即使更换测试集工况,模型预测精度仍保持稳定,证明原单轮划分的评估结果可信,模型未因小样本而过度拟合训练集以及降低泛化能力。交叉验证后,RBF的预测精度同样高于ANN,进一步验证RBF的局部逼近特性更适合预测橡胶疲劳寿命。

2.4 2种网络预测性能对比

采用3-47-1结构的RBF网络和3-25-10-1结构的ANN网络对表1中疲劳寿命的试验结果进行预测,对比了2种网络的预测准确性,结果如图7所示。

从图7可见,RBF模型预测的样条疲劳寿命与试验结果更加吻合,两者相关系数R达到了0.9874;相比而言,ANN模型的预测结果与试验数据吻合性略低,相关系数R为0.9429。

2.5 疲劳寿命敏感性分析

从表1可见,当环境温度、橡胶硬度、峰值应变变化时,样条疲劳寿命变化明显。利用敏感性分析可以定量判断上述3个因素对疲劳寿命影响的显著程度^[21]。

敏感性分析是依次将环境温度、橡胶硬度、峰

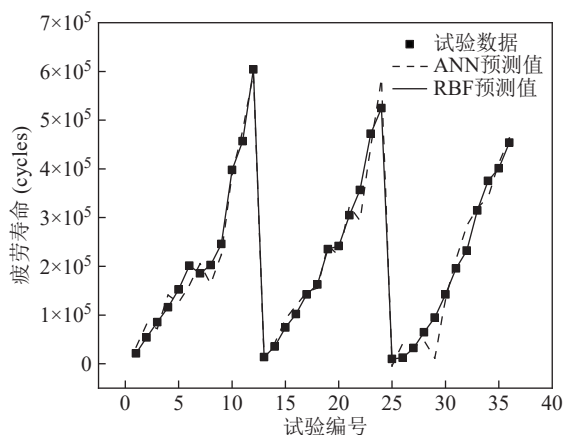


图7 ANN和RBF网络预测样条疲劳寿命准确性对比

Figure 7 Comparison of accuracy between ANN and RBF networks in predicting the fatigue life of samples

值应变数值增加10%,保持其它因素不变,用3-47-1结构的RBF模型预测疲劳寿命,通过预测的疲劳寿命相比于表1平均疲劳寿命变化程度的绝对值来判断各因素影响的显著性,结果如图8所示。

从图8可见,在环境温度、橡胶硬度、峰值应变3个影响因素中,峰值应变的影响最显著,橡胶硬度的影响最不明显。与原始数据相比,各因素增加10%后,峰值应变影响程度增加了62.14%,环境温度增加了31.57%,橡胶硬度增加了6.29%。这是由于在应变条件下,橡胶材料内部会产生更多的应力集中点,加速了裂纹的产生和扩展,极大地影响了橡胶的疲劳寿命。温度升高导致样条模量降低,橡胶软化,使得材料在疲劳载荷下更容易变形,进而缩短了疲劳寿命,但对疲劳寿命的影响低于峰值应变。尽管硬度增加使得橡胶难

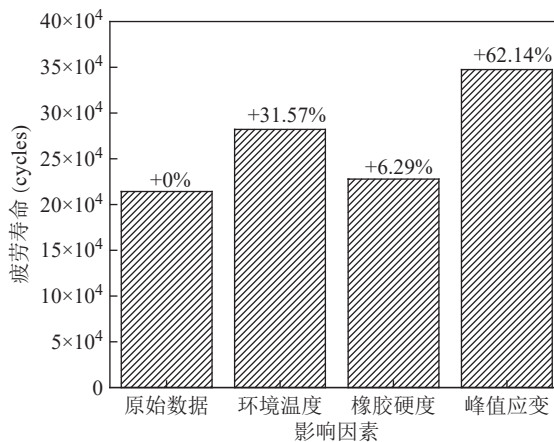


图8 各因素影响显著性的敏感性分析

Figure 8 Sensitivity analysis of significant impact of various factors

以产生变形,但疲劳寿命更多取决于橡胶的韧性和抗裂纹扩展能力。因此,即使橡胶硬度增加了10%,对疲劳寿命的影响只有6.29%。

3 结论

采用ANN和RBF2种机器学习方法对天然橡胶试样的疲劳寿命进行了建模和预测,采用敏感性分析定量研究了环境温度、橡胶硬度、峰值应变对疲劳寿命的影响程度。

随着峰值应变的增加,样条疲劳寿命不断降低,在25℃下,N40样条疲劳寿命从峰值应变为0.4时的201423次下降至峰值应变为1.3的21344次,下降了9.44倍;N50样条疲劳寿命下降了3.26倍;随着环境温度从25℃增加到70℃,N40样条最高疲劳寿命从201423次降低至142124;N50样条疲劳寿命同样发生了下降。

在ANN模型中,当第一和第二隐含层中神经元数量分别为25和10时,MSE最低为0.0383,最优网络结构为3-25-10-1,性能曲线 R 最高为0.9511;在RBF模型中,隐含层神经元数量为47时,MSE最低为0.0045,最优网络结构为3-47-1,性能曲线 R 最高为0.9847。

因素对样条疲劳寿命的影响程度存在如下顺序:峰值应变>环境温度>橡胶硬度,其中峰值应变的影响程度最高,为62.14%,环境温度占比为31.57%,橡胶硬度占比为6.29%。

参考文献

- Hu, W. Y.; Lu, W. T.; Fei, F.; Dai, W. S.; Chai, X.; Zhou, P. L.; Wang, J. C. Self-healing flexible sensor based on epoxidized natural rubber with the synergistic effect of coordination and hydrogen bonds. *Langmuir*, **2024**, 40(32), 17009–17019.
- Yao, J. J.; Zheng, Y. F.; Tang, J. Z.; Wang, S. Q.; Luo, Y. Z.; Yang, C. Multi-layered solid element for seismic analysis of rubber bearings considering stress continuity based on finite particle method. *Eng. Struct.*, **2024**, 318, 118713.
- Payungwong, N.; Wu, J. R.; Sakdapipanich, J. Unlocking the potential of natural rubber: a review of rubber particle sizes and their impact on properties. *Polymer*, **2024**, 308, 127419.
- Belkhiria, S.; Abroug, A.; Fathallah, R. A simple fatigue methodology for filled natural rubbers under positive and negative R ratios. *Mater. Res. Express*, **2024**, 11(5), 055307.
- Mousli, Y.; Le Cam, J. B.; Ruellan, B.; Jeanneau, I.; Canévet, F. Fatigue life reinforcement of carbon black filled natural rubber under non-relaxing torsion loadings and comparison with non-relaxing tension loadings. *Fatigue Fract. Eng. Mater. Struct.*, **2024**, 47(5), 1620–1637.
- Bakhshizade, A.; Ghasemi-Ghalebahman, A.; Ali Hajimousa, M. Development of novel models for fatigue life assessment of natural rubber/styrene-butadiene rubber/nanoclay nanocomposite. *Polym. Compos.*, **2024**, 45(2), 1851–1871.
- 刘湘楠. 橡胶隔振器概率疲劳寿命评估方法研究. 华南理工大学博士学位论文, **2023**.
- 赖威. 橡胶隔振器疲劳寿命预测与试验方法研究. 华南理工大学硕士学位论文, **2022**.
- Liang, J. M.; Zhang, H.; Luo, Z.; Zhong, J. C.; Wang, X. Y. Fatigue-crack-propagation behavior and mechanism of long hemp-fiber-enhanced styrene-butadiene rubber/carbon black compounds. *Polym. Compos.*, **2024**, 45(4), 2941–2953.
- Luo, K. R. Fatigue prediction criteria for rubber antivibration design with temperature effects. *Int. J. Fatigue*, **2024**, 183, 108271.
- Fang, Y.; Sun, C. H.; Zhu, Z. K.; Zhang, G. F.; Yang, H.; Gao, W. W.; Liu, X. T. Failure analysis for air spring systems of urban rail vehicles considering load spectrum. *Eng. Fail. Anal.*, **2024**, 159, 107997.
- 刘超, 罗传富. 基于大变形疲劳理论的橡胶材料及制品疲劳寿命预测方法. 高分子材料科学与工程, **2024**, 40(7), 103–111.
- Wang, A. H.; Wang, H.; Ling, C. W.; Wang, T.; Li, F.; Yang, S. S.; Zhao, M. Fatigue life prediction of rubber suspension bushings based on virtual road load spectrum pulses. *Results Eng.*, **2024**, 23, 102693.
- 沈兴铨, 徐鹤鸣, 刘伟, 张屹尚, 戴瑛, 陈新民, 周洪民. P型橡胶卡箍的拉压疲劳性能测试和寿命预测. 南京航空航天大学学报, **2024**, 56(3), 494–503.
- Wang, X. L.; Liu, Z. Y.; Zeng, X. K.; Xu, Y. A method to obtain probabilistic fatigue lives under varying strain peaks for rubber components with small samples. *Fatigue Fract. Eng. Mater. Struct.*, **2024**, 47(8), 2955–2968.
- Sheng, X. W.; Liao, J. C.; Zheng, W. Q.; Zhu, Z. H.; Lin, C. Fatigue characteristics of rubber isolation layers used in high speed railway ballastless tracks: a theoretical and experimental study. *Int. J. Fatigue*, **2024**, 186, 108381.
- 上官文斌, 李明敏, 段小成. 动力总成橡胶悬置高温疲劳特性的预测与试验研究. 振动与冲击, **2015**, 34(15), 66–71.

- 18 Liu, X. N.; Zhao, X. Z.; Shangguan, W. B. Fatigue life prediction of natural rubber components using an artificial neural network. *Fatigue Fract. Eng. Mater. Struct.*, **2022**, 45(6), 1678–1689.
- 19 Choi, B.; Lee, J. H.; Kim, D. H. Solving local minima problem with large number of hidden nodes on two-layered feed-forward artificial neural networks. *Neurocomputing*, **2008**, 71(16-18), 3640–3643.
- 20 Nasrollahnejad, A.; Rajabi, H.; Nasrollahnejad, M. B.; Tahmasebi, S. Simulation of peak ground acceleration by artificial neural network and radial basis function network. *Int. J. Mod. Educ. Comput. Sci.*, **2014**, 6(10), 10-15.
- 21 Nazir, K.; Memon, S. A.; Saurbayeva, A. A novel framework for developing a machine learning-based forecasting model using multi-stage sensitivity analysis to predict the energy consumption of PCM-integrated building. *Appl. Energy*, **2024**, 376, 124180.