

DOI: 10.20098/j.cnki.1001-5132.2024.1126

基于 BO-MLP 神经网络的涡轮增压器管路疲劳寿命预测

谢重阳^{1,2}, 汪涛², 赵帅帅²

(1.天津大学 机械工程学院, 天津 300072; 2.宁波大学 机械工程与力学学院, 浙江 宁波 315211)

摘要:为解决汽车涡轮增压器充液管路疲劳寿命难以预测的问题,提出一种基于贝叶斯优化算法优化多层感知机神经网络(BO-MLP)的预测方法。首先利用充液管路高保真仿真模型分析筛选出几个最具关联性的设计变量作为特征输入,其次搭建 BO-MLP 神经网络模型架构,再采用最优拉丁超立方采样方法获取样本数据,并引入 K-fold 交叉验证,最后将交叉验证所得平均相对误差作为目标函数对模型进行迭代训练。结果表明:管路系统中波纹管结构参数对疲劳寿命影响显著;BO-MLP 神经网络模型在小样本数据上预测效果符合预期,结果误差均在 10%以内,训练集的平均误差为 5.46%,测试集的平均误差为 4.86%,满足工程应用需求。

关键词:涡轮增压器充液管路;贝叶斯优化算法;疲劳寿命预测;MLP 神经网络

中图分类号: TH134

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132(2025)05-0072-08

管路系统在石油化工、航空航天和汽车等领域中起着至关重要的作用。管路在长期服役过程中常因振动和液体压力变化的影响,逐渐积累疲劳损伤,最终可能发生管路的破裂或失效。因此,管路疲劳寿命的准确预测对于保障设备安全运行和延长使用寿命具有重要意义。

近年来,国内外学者针对疲劳寿命领域开展了大量研究。Rafiee 等^[1]综合运用解析与数值方法对管路进行随机振动与时程动力分析,讨论了不同方法的优缺点,并将制造过程中的不确定性作为随机变量进行建模,深入探究了复合材料管道在随机激励下的响应特性。Zhou 等^[2]结合损伤曲线方法及 Corten-Dolan 模型提出一种新的累计损伤模型,并通过独立设计试验验证其有效性。Zhang 等^[3]提出了一种管件疲劳性能分析与评价方法,借助疲劳损伤力学和耦合应力模型构建管件疲劳损伤演化模型,并依托弯曲疲劳平台和 COMSOL 软件对上述模型进行了验证。Li 等^[4]基于广义线性累积损伤理论,证明了高速列车轴承单位里程疲劳损伤的线性叠加特性,进而建立了残余强度模型用于寿命评

估。顾绣聪等^[5]在传统雨流计数方法基础上引入并行处理技术,并结合材料 S—N 曲线和损伤累积理论实现了时域振动疲劳寿命的计算。董江等^[6]在实测时域数据基础上,利用雨流计数法和线性累积损伤理论,完成了试件在随机振动条件下的疲劳寿命预测。宓乐峰等^[7]基于 Ansys 研究了 3 层 U 形金属波纹管在流固耦合作用下的疲劳失效问题,通过与理论公式计算疲劳寿命的结果对比,验证了有限元分析结果的可靠性。

传统疲劳寿命预测方法主要依赖于实验数据和经典力学理论,通常不仅需要大量的实验数据支持,还难以准确描述复杂工况下的管路疲劳行为。随着人工智能技术的迅速发展,神经网络作为一种非线性建模工具,凭借其强大的自适应能力和高效的数据处理能力,已逐渐在疲劳寿命预测领域崭露头角。Su 等^[8]提出一种基于深度学习模型的缺陷管道失效压力预测方法,不仅快速准确,而且通过验证表明所采用的深度学习模型具有较高的预测精度。Zhang 等^[9]综合运用有限元法、回归分析、正交试验和人工神经网络研究氢损伤对腐蚀高强输

收稿日期: 2024-11-27

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 浙江省自然科学基金(LQ22E050004);宁波市“科技创新 2025”重大专项(2022Z015);宁波市“科创甬江 2035”关键技术突破计划项目(2024Z159)

第一作者: 谢重阳, 博士/讲师, 主要研究方向为机械系统动力学。E-mail: xiechongyang@nbu.edu.cn

氢管道失效行为、残余强度以及相邻腐蚀间相互作用的影响。Xie 等^[10]则针对 BP 神经网络训练中初始参数不确定性导致的定位误差问题,提出一种基于遗传算法的改进 BP 神经网络管道损伤定位方法。Jing 等^[11]搭建了一种基于反向传播神经网络(BPNN)的高周期疲劳评估的总体框架。Zhang 等^[12]提出了一种新的预测应力和疲劳寿命方法,并验证了新方法的可靠性,新方法也展现出较高的效率和成本效益,可用于设计鲁棒可靠的电池组系统。于桂杰等^[13]利用人工神经网络预测了带有表面缺陷连续油管的低周疲劳寿命。朱鸿杰等^[14]针对锂电池数据不充足条件下构建的 BP 神经网络模型泛化能力差导致预测精度低的问题,提出了一种改进多分布整体趋势扩散技术的 BP 神经网络建模方法。李国亮等^[15]针对传统经验公式估算连续油管疲劳寿命精度较低的问题,建立相应的 BP 神经网络模型来预测不同内压作用下的连续油管疲劳寿命。许志鹏等^[16]针对工程应用中液压支架前连杆疲劳寿命预测的需求,提出了一种基于 RBF 神经网络的疲劳寿命预测方法。

本研究则通过 BO-MLP 神经网络来代替传统的疲劳寿命计算方法,研究成果为充液管路寿命预测领域提供一种新思路,能够帮助设计工程师在产品开发期间快速获取相关信息,便于后期设计,能显著缩短开发周期,降低研发成本。

1 几何模型与影响因素分析

1.1 几何模型

以某公司生产的集成波纹段的涡轮增压器三联充液管路作为研究对象。如图 1 所示,该管路由弯管、法兰、支架和波纹管等零部件组成(图中波纹管从左往右依次记为波纹管 1、波纹管 2 与波纹

管 3)。弯管壁厚 1.5 mm,支架厚度 1.5 mm。波纹管主要参数如下:壁厚(n) 0.3 mm,内径(d) 10 mm,波高(h) 3 mm,波峰半径(r_1) 1 mm,波谷半径(r_2) 0.7 mm,波距(q) 2.6 mm。

1.2 影响因素分析

三联管路结构较为复杂,因此参考文献[16]的研究结论:波纹管是整个三联管系统的薄弱环节,即疲劳失效现象一般会最早出现在波纹管处。本文结合波纹管在整个管路系起到减震作用的设计需求,将波纹管的波高(h)、壁厚(n)、波纹数(λ)以及波距(q)等关键设计参数作为控制变量,研究其对三联管整体疲劳寿命的影响规律(图 2)。采用文献[17]建立的仿真计算模型进行研究。通过控制变量法,保持其他变量不变,探讨 3 个波纹管中 12 个设计参数单独变化时,三联管疲劳循环次数的变化情况。根据表 1 统计的各参数极差值,发

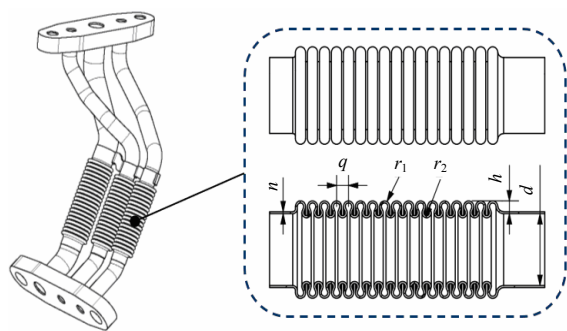
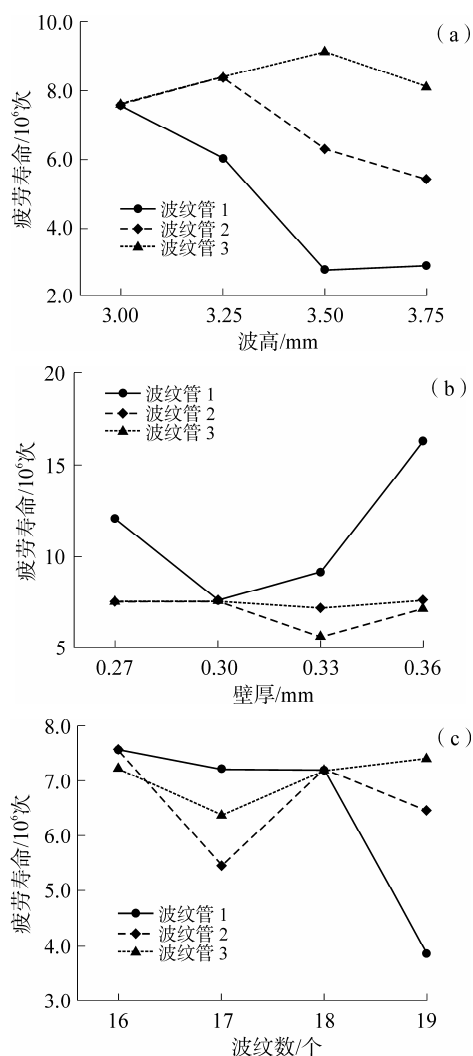


图 1 几何结构示意图



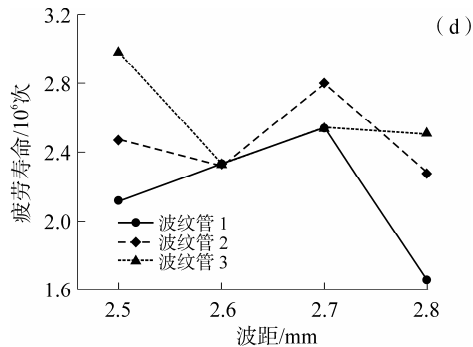


图2 4种设计参数下的疲劳寿命变化曲线

表1 相关参数及对应极差值 单位: 次

参数	极差值	参数	极差值
h_1	4.86×10^6	λ_2	2.03×10^6
n_1	8.69×10^6	q_2	5.00×10^6
λ_1	3.71×10^6	h_3	1.52×10^6
q_1	8.85×10^6	n_1	2.11×10^6
h_2	2.95×10^6	λ_3	8.80×10^5
n_2	4.97×10^5	q_3	5.42×10^6

现最小极差值为 4.97×10^5 次, 且参数间变化量相对较大, 说明每根波纹管的参数对管路疲劳寿命都影响较大。

2 BO-MLP 寿命预测模型

2.1 MLP 神经网络寿命预测模型

多层感知机 (Multilayer Perceptron, MLP) 又称人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN), 该网络模型对复杂的非线性关系数据具有较强处理与泛化能力, 能够从有限数据集中学习出普适性规律, 在处理未知数据时表现良好, 是一种具有强大学习、模拟和预测功能的模型, 因此在寿命预测领域中有广泛的应用。

MLP 是一种基于误差反向传播算法进行训练的神经网络, 其网络模型框架如图3所示。它是一种具有多层隐藏层的神经网络架构, 模型对复杂的非线性关系数据具有较强处理与泛化能力。数据通过输入层进入模型, 在隐藏层中进行特征提取并处理, 通过激活函数进行非线性变换, 增强了对信息的非线性拟合。预测结果通过输出层进行输出, 再与真实结果进行误差计算, 在误差反向传播后不断地调节权重 (w) 与偏置 (b), 使预测信息与真实信息无限接近, 增强了模型的预测能力。

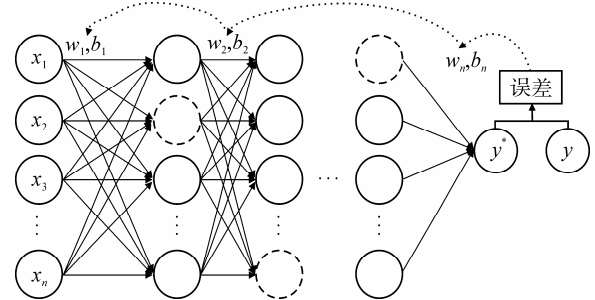


图3 神经网络架构

2.2 贝叶斯优化算法

贝叶斯优化算法 (Bayesian Optimization) 是一种基于先验知识经验不断近似逼近的算法, 能够根据历史数据信息在全局范围内寻找最优解, 避免出现局部最优解的同时大大地提高了搜索的效率。此处以一维自变量数据为例, 阐述贝叶斯算法优化的基本流程。

(1) 确定目标函数 (已知输入与输出函数, 但函数具体形态未知), 随机选择若干采样点, 通过目标函数得到相应结果, 并根据已知采样点, 基于高斯过程回归建立代理函数 (概率模型)。

$$h(x) \sim GP(m(x), K(x, x')) \quad (1)$$

式中: $m(x)$ 为均值函数; $K(x, x')$ 为协方差函数。

如图4所示, 基于高斯过程回归得出代理函数 (期望均值) 和置信区域 (方差), 其中代理函数为最终期望效果, 置信区域表示各点效果的不确定性, 置信区域范围越大表示此点置信度越低。

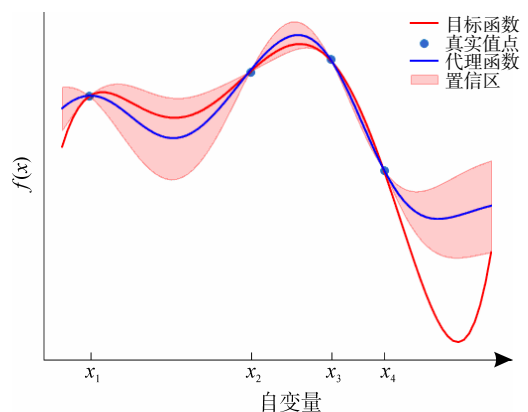


图4 高斯过程回归代理函数

(2) 根据高斯过程回归拟合的代理函数与置信区域, 在置信区域较大区域中进行下一个采样点的选择, 所选择采样点则最有可能是目标函数全局最优点。其主要原因是通过在方差较大区域 (通常

指模型预测不确定性较高区域)中进行采样,能逐步逼近目标函数,同样使得代理概率函数不断地逼近目标函数。

$$x_{t+1} = \arg \max_x E(\max\{0, f(x^*) - h_{t+1}(x)\} | D_t) \quad (2)$$

式中: f 为真实函数; h_{t+1} 是在 $t+1$ 步的代理模型; $D_t = \{(x_i, f(x_i))\}, \forall x \in x_{1:t}$ 为训练数据; x^* 为 f 取得最优解的真实位置。

(3) 将选择出的采样点代入目标函数,得到该点的真实结果。基于所得新数据重新拟合代理函数,以便更好地捕捉目标函数的真实特性,新数据拟合的代理函数如图 5 所示,可见代理模型更贴近目标函数。随后,重复拟合代理模型与采样点采集过程,直至满足停止条件。最终的结果是代理函数不断逼近目标函数,而最后的采集点可视为目标函数的全局最优解。

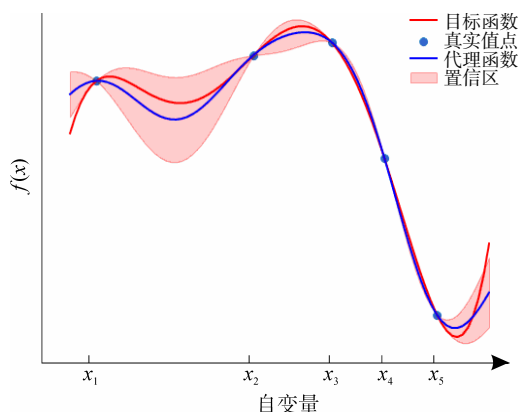


图 5 迭代后的高斯过程回归代理函数

2.3 BO-MLP 寿命预测模型建立

MLP 神经网络的性能与超参数息息相关。若超参数选择不当,不仅可能导致模型产生过拟合现象,降低模型对新数据的预测能力,还可能造成模型陷入局部最优解。因此针对超参数选择问题,本文利用贝叶斯算法优化 MLP 神经网络,不仅能高效搜索超参数空间,还能考虑不同超参数间的依赖关系,从而实现更智能的参数搜索和调整。

贝叶斯算法优化 MLP 神经网络流程如图 6 所示。首先,MLP 神经网络作为贝叶斯算法中的目标函数,所需调节的超参数作为自变量,将数据集的相对平均误差作为评判标准。其次,将所得最优超参数组代入 MLP 神经网络中进行训练,更新权

重与偏置。最后,使用训练好的网络模型进行疲劳寿命预测。

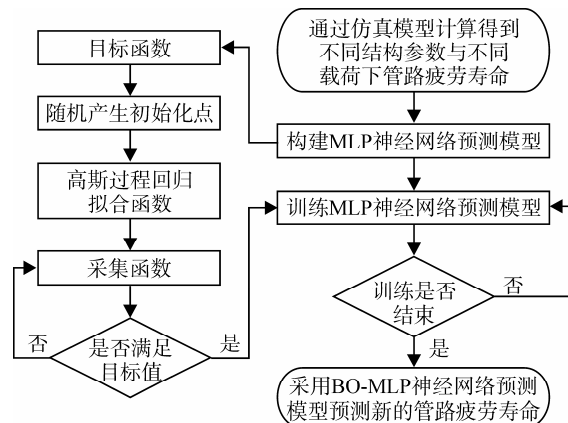


图 6 BO-MLP 模型预测流程

3 涡轮增压器管路疲劳寿命预测

3.1 样本数据的获取

基于上文分析,将管路系统中波纹管结构尺寸参数波高 (h)、波距 (q)、壁厚 (n) 以及波纹个数 (λ) 作为神经网络的特征输入。采用最优拉丁超立方采样法 (Optimal Latin Hypercube Sampling, OLHS) 对选定的结构参数随机组合生成多组模型。在波纹管道的几何参数设定中,波高选取数据范围 3~4 mm,壁厚选取范围 0.3~0.4 mm,波距选取范围 2.5~2.8 mm。同时,为了确保有效的减震效果,波纹数量不宜过少,因此最终确定波纹数分别为 16、17、18 和 19 个。

如图 7 所示,采用最优拉丁超立方采样得出的数据样本在各区间的采样较为均匀。并且从相关热

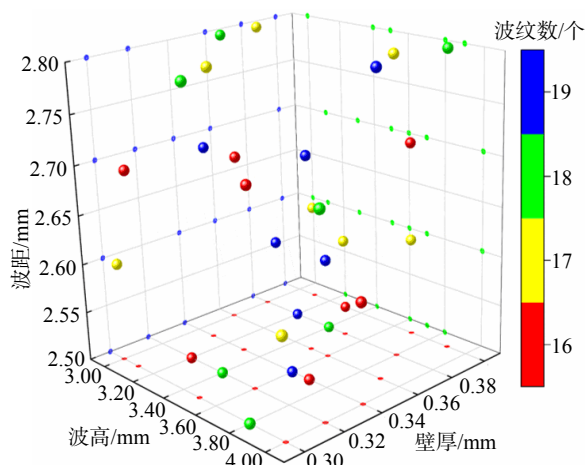


图 7 OLHS 采样分布情况

力图中得知，数据参数之间相关性较弱，主要也是得益于模型训练过程中降低了过拟合的风险。将所获取的模型组代入有限元计算模型中计算，相关具体数据集结果见表 2。

3.2 激活函数的确定

激活函数的作用是给网络引入非线性特性，使其能够学习和表征复杂的函数关系，因此在神经网络模型中至关重要。激活函数的选择直接影响着梯度的传播效果，选择不当会导致网络模型出现梯度

消失(梯度在传播过程中逐渐减小)或梯度爆炸(梯度在传播过程中逐渐增大)等问题，进而会显著降低模型的训练效果。本文通过对比 Sigmoid、Tanh、ReLU 以及 Leaky ReLU 函数^[18]在模型中的表现效果，并在保持其他参数不变情况下，获取每种激活函数在不同学习率下的损失曲线，以便更好地选择合适的激活函数。

图 8 为不同激活函数下的损失曲线，学习率 a 分别为 0.01、0.005、0.001、0.000 5 以及 0.000 1。

表 2 数据集

样本序号	h_1/mm	h_2/mm	h_3/mm	n_1/mm	n_2/mm	n_3/mm	$\lambda_1/\text{个}$	$\lambda_2/\text{个}$	$\lambda_3/\text{个}$	q_1/mm	q_2/mm	q_3/mm	疲劳寿命/h
1	3.3	3.7	3.1	0.38	0.38	0.39	17	16	16	2.5	2.8	2.8	267.41
2	3.9	3.2	4.0	0.36	0.34	0.30	18	17	18	2.6	2.6	2.6	266.81
3	3.7	4.0	3.3	0.33	0.39	0.31	19	18	19	2.6	2.8	2.5	216.08
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
99	3.2	3.8	3.4	0.34	0.31	0.31	17	18	16	2.8	2.5	2.7	252.21
100	3.8	3.9	3.8	0.35	0.40	0.38	17	17	17	2.8	2.8	2.5	307.71

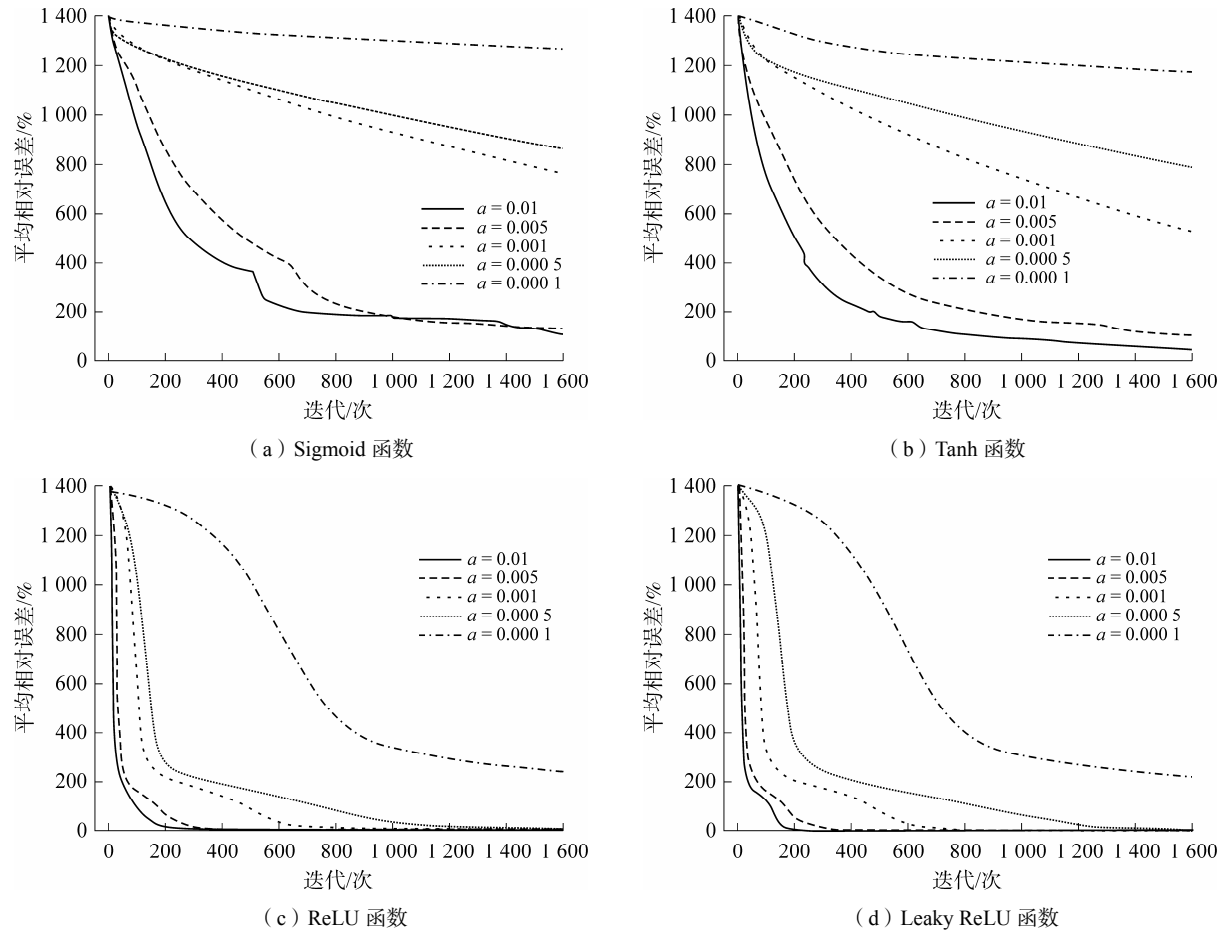


图 8 激活函数损失曲线

由图 8 可知,在不同学习率下的 ReLU 函数与 Leaky ReLU 函数训练的效果均强于 Sigmoid 函数与 Tanh 函数。在性能上,ReLU 函数与 Leaky ReLU 函数有效解决了 Sigmoid 函数与 Tanh 函数存在的梯度消失问题。然而当输入值 <0 时,ReLU 函数会出现神经元“死亡”的问题,而 Leaky ReLU 函数则可通过在负输入值时保持小的非零梯度,避免出现此问题。因此,本文最终选择 Leaky ReLU 函数作为激活函数。

3.3 K-fold 交叉验证

由于样本数据获取需耗费大量的时间成本,实际获取的数据样本量相对较少。因此为了更加充分地利用样本数据,本文采用 K-fold 交叉验证^[19]方法对神经网络模型进行评估。该方法通过将全部数据用于训练和验证,有效增强了模型的鲁棒性,降低了过拟合风险,提高了评估的可靠性。

交叉验证原理如图 9 所示。首先将所获取的数据集分成训练集与测试集,随后将训练集拆分为 K 份子集;其次选取其中 1 份子集作为验证集,其余 $K-1$ 份子集作为训练数据,代入确定参数的模型中进行训练,获取验证集数据的平均相对误差;最后将每份子集依次作为验证集进行模型训练,得到 K 个相对平均误差值,计算其平均值。按照上述方法,对比不同超参数值对应模型的相对平均误差均值,最终选择其中均值最小的超参数值模型作为训练模型,并使用全部数据对其进行训练。

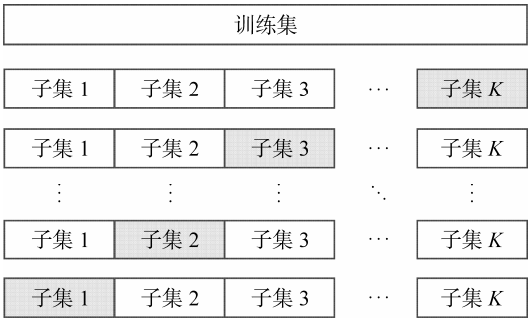


图 9 K-fold 交叉验证图

3.4 神经网络模型的训练

将获取数据输入网络模型中进行训练,从样本数据集中随机抽取 80 组数据为训练数据,再抽取 20 组数据为测试数据。由于输入特征值的差异性,神经网络不稳定,因此为减少这种不稳定性,须对数据进行标准化处理:

$$\tilde{x} = (x - \hat{x}) / \sigma \tag{3}$$

式中: $\tilde{x}$ 表示转换之后的数据值; $\hat{x}$ 表示原数据的均值; σ 表示原数据的标准差; x 表示原数据。

将样本数据代入网络模型中进行迭代训练,以学习率、隐藏层层数、隐藏层神经元个数、迭代次数、权重衰减及正则化等超参数作为自变量进行优化调整。采用 K-fold 交叉验证计算得到的平均相对误差作为目标值,对优化网络模型进行训练,最终将对应于最小相对误差的超参数组合代入网络模型中进行训练。

贝叶斯优化训练结果如图 10 所示,从图中得知 K-fold 交叉验证最小的平均相对误差为 8.90%,所对应的超参数组见表 3。将最优超参数组代入网络模型完成训练后,对训练集与测试集样本数据进行预测,结果与原始数据的对比如图 11 所示。从图中可知预测数据与原始数据贴合度相对较高,训练集相对误差范围为 0.43%~9.64%,均控制在 10%

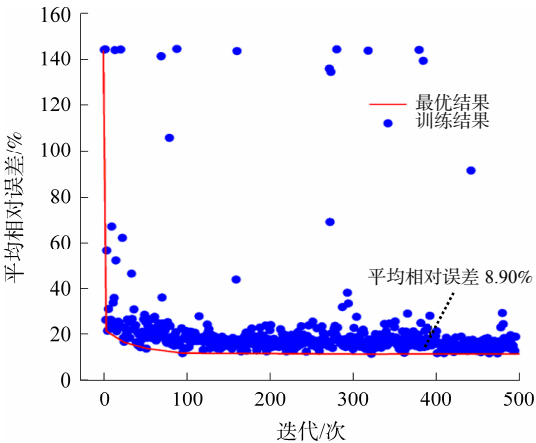


图 10 贝叶斯优化迭代结果

表 3 最优超参数数值

参数名称	数值
隐藏层层数	3
神经元个数 (1)	134
正则化 (1)	0.18
神经元个数 (2)	61
正则化 (2)	0.28
神经元个数 (3)	134
正则化 (3)	0.38
学习率	0.001 5
权重衰减	0.000 42

注: () 中数据表示隐藏层层数。

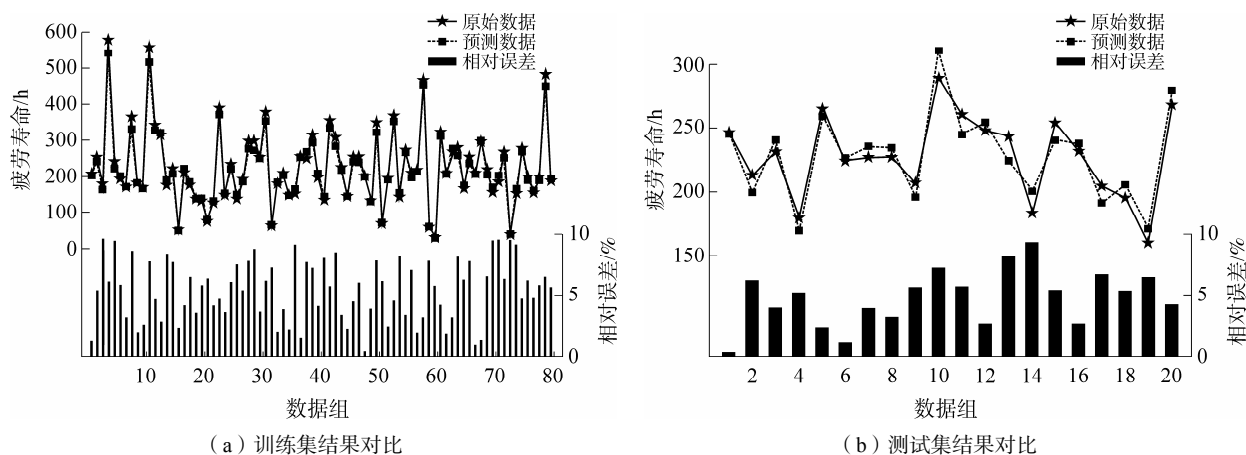


图 11 神经网络训练结果

以内,平均误差为 5.46%;测试集上相对误差范围为 0.42%~9.33%,平均误差为 4.86%,同样控制在 10%以内。从训练集与测试集训练效果来看,模型并未出现过拟合现象,说明该神经网络模型在小样本数据上表现出较好的效果,能够有效预测涡轮增压器管路的疲劳寿命。

4 结论

通过分析涡轮增压器管路系统中波纹管设计参数与管路系统疲劳寿命的相关性确定特征输入,获取高质量训练样本以训练 BO-MLP 神经网络模型,实现对涡轮增压器管路疲劳寿命的预测。

(1) 通过波纹管设计参数敏感度分析,其变化最小极差值为 4.97×10^5 次,说明管路系统疲劳寿命对波纹管的设计参数比较敏感,验证了选取波纹管结构参数作为关键特征输入的合理性。

(2) 在构建 BO-MLP 神经网络模型过程中,通过对比不同激活函数的精度与性能,最终确定 Leaky ReLU 函数为最优选择。将样本数据代入网络模型进行训练后,该模型在训练集与测试集上的性能均达到了预期目标,未出现过拟合现象,训练集平均误差为 5.46%,测试集平均误差为 4.86%,所有误差均在 10%以内,结果验证了 BO-MLP 神经网络代替传统方法预测涡轮增压器管路疲劳寿命的可行性。

参考文献:

[1] RAFIEE R, SHARIFI P. Stochastic failure analysis of composite pipes subjected to random excitation[J].

Construction and building materials, 2019, 224:950-961.

- [2] ZHOU Y, MU D S, HAN Y B, et al. Application of the nonlinear fatigue damage cumulative on the prediction for rail head checks initiation and wear growth[M]// CORREIA J A F O, DE JESUS A M P, FERNANDES A A, et al. Mechanical fatigue of metals. Chamber: Springer International Publishing, 2019:239-244.
- [3] ZHANG F L, YUAN Z H, ZHANG F Z, et al. The analysis and estimation of vibration fatigue for pipe fitting in aviation hydraulic system[J]. Engineering failure analysis, 2019, 105:837-855.
- [4] LI H F, WEI J L, LI S H, et al. Fatigue life prediction of high-speed train bearings based on the generalized linear cumulative damage theory[J]. Fatigue & fracture of engineering materials & structures, 2023, 46(6):2112-2120.
- [5] 顾秀聪, 王轲, 李奕霖. 基于振动时域信号并行雨流处理的振动疲劳寿命预估[J]. 测试技术学报, 2022, 36(3): 194-198.
- [6] 董江, 于浩, 文敏, 等. 基于实测数据的随机振动疲劳寿命预测方法[J]. 航天器环境工程, 2022, 39(3):279-286.
- [7] 宓乐峰, 孙丹, 王旭, 等. 基于正交试验的波纹管结构参数优化及疲劳寿命分析[J]. 压力容器, 2023, 40(3): 38-46.
- [8] SU Y, LI J, YU B, et al. Fast and accurate prediction of failure pressure of oil and gas defective pipelines using the deep learning model[J]. Reliability engineering & system safety, 2021, 216:108016.
- [9] ZHANG H, TIAN Z G. Failure analysis of corroded high-strength pipeline subject to hydrogen damage based on FEM and GA-BP neural network[J]. International journal of hydrogen energy, 2022, 47(7):4741-4758.

- [10] XIE Y G, GAO C G, WANG P Z, et al. Research on vibration fatigue damage locations of offshore oil and gas pipelines based on the GA: improved BP neural network[J]. Shock and vibration, 2023, 2023(1):2530651.
- [11] JING G X, LI S B, XIAO S, et al. Research on fatigue reliability assessment of engine cylinder head based on neural network[J]. International journal of fatigue, 2023, 175:107800.
- [12] ZHANG X X, PAN Y J, XIONG Y, et al. Deep learning-based vibration stress and fatigue-life prediction of a battery-pack system[J]. Applied energy, 2024, 357: 122481.
- [13] 于桂杰, 赵崇, 迟建伟, 等. 基于人工神经网络的连续油管疲劳寿命预测[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2018, 42(3):131-136.
- [14] 朱鸿杰, 吕志刚, 邸若海, 等. 改进 MD-MTD 的神经网络锂电池寿命预测仿真[J]. 西安工业大学学报, 2022, 42(6):620-626.
- [15] 李国亮, 张佳强, 韦亮, 等. 基于 BP 神经网络的不同内压下连续油管疲劳寿命预测[J]. 机械设计与制造工程, 2023, 52(4):97-101.
- [16] 许志鹏, 刘婵, 冯红翠. 基于有限元和 RBF 神经网络的液压支架前连杆疲劳寿命预测[J]. 机械设计, 2024, 41(1):110-116.
- [17] 汪涛, 谢重阳, 白永洁. 汽车涡轮增压器充液管路振动疲劳分析与优化[J]. 液压与气动, 2024, 48(8):67-76.
- [18] 蒋昂波, 王维维. ReLU 激活函数优化研究[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(2):50-52.
- [19] HALAMKA J, BARTOŠÁK M, ŠPANIEL M. Using hybrid physics-informed neural networks to predict lifetime under multiaxial fatigue loading[J]. Engineering fracture mechanics, 2023, 289:109351.

Fatigue life prediction of liquid-filled pipelines of turbocharger based on BO-MLP neural network

XIE Chongyang^{1,2}, WANG Tao², ZHAO Shuaishuai²

(1.School of Mechanical Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2.School of Mechanical Engineering & Mechanics, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: To address the problem of fatigue life prediction of liquid-filled pipelines of automobile turbocharger, a method based on Bayesian optimization algorithm to optimize multilayer perceptron neural network (BO-MLP) is proposed. Firstly, several most relevant design variables are extracted as feature inputs by using the high-fidelity simulation model of the liquid-filled pipelines. Secondly, the BO-MLP neural network model architecture is constructed, with which the optimal Latin hypercubic sampling method is employed to obtain the sample data, and the K-fold cross-validation is applied. Finally, the average relative error obtained from cross-validation is used as the objective function to train the model and the predicted results of the model are compared with the real results. The results show that: the structural parameters of the bellows in the piping system have a large influence on the fatigue life; the prediction effect of the BO-MLP neural network model on the small sample data meets the expectation, and the errors of the results are within 10%, with an average error of 5.46% on the training set and 4.86% on the test set, which meet the engineering requirements.

Keywords: liquid-filled pipelines of turbocharger; Bayesian optimization algorithm; fatigue life prediction; MLP neural network

(责任编辑 章践立)