

面向船舶的基于 WPA-BP 与虚拟现实的 机舱安全监测

陆毅

(防城港市北部湾拖船(防城港)有限公司, 广西 防城港 538001)

摘要: 为了提高对船舶机舱安全运行远程故障诊断的效率, 对船舶机舱的智能化诊断与监测进行了研究, 设计了一种船舶机舱安全监测系统; 采用优化后的狼群算法对反向传播神经网络进行改进, 并创新建立了狼群算法-反向传播基础上的机舱柴油机故障诊断模型; 经实验测试实现了平均诊断准确率高达 99.102%、响应时间 0.048 ms 的验证结果; 经实际应用满足了船舶安全运行的需求, 提高了故障诊断有效性。

关键词: 船舶; 机舱; 安全监测; 虚拟现实技术; 反向传播神经网络

Ship-oriented Cabin Safety Monitoring Based on WPA-BP and Virtual Reality

LU Yi

(Fangchenggang Beibu Gulf Tugboat (Fangchenggang) Co., Ltd., Fangchenggang 538001, China)

Abstract: In order to improve the efficiency of remote fault diagnosis for the safe operation of ship engine rooms, this paper studies the intelligent diagnosis and monitoring of ship engine rooms, and designs a ship engine room safety monitoring system. The optimized wolf pack algorithm is used to improve the back propagation neural network and innovatively establish the fault diagnosis model for cabin diesel engines based on the wolf pack algorithm back propagation. After experimental testing, the verification results show an average diagnostic accuracy of 99.102% and a response time of 0.048 ms. Through practical application, it meets the requirements for safe operation of ships, and improves the effectiveness of fault diagnosis.

Keywords: ship; engine room; safety monitoring; virtual reality technology; back propagation neural network

0 引言

随着世界经济的飞速发展以及人类对海洋资源的研究不断深入, 当前的造船技术显著提升, 船舶设备逐渐向智能、综合、巨型等方向发展。其中, 机舱作为船舶的设备集中放置区域, 其安全程度与船舶的正常航行或运输工作息息相关^[1-2]。因此, 开展对船舶机舱的安全监测研究具有重要意义。大数据、虚拟现实技术 (VR, virtual reality) 等互联网技术的出现, 为船舶机舱安全监测带来了新思路。当前的船舶机舱监测系统主要包括船舶机舱自带监测系统和远程监测系统, 而对船舶机舱的故障诊断则由机械故障诊断和设备状态检测组成^[3-4]。Chen 等人为了实现对遥控船舶的远程监控, 提出了一种域控制器基础上的内河遥控船舶电子电气架构, 通过面向服务的通信架构实现了域控制器之间的信息交互^[5]。为了提高水面舰艇充放电装置监控的报警系统智能化, 汪成义等人设计了一种戏本子监控系统, 通过将监控报警系统的线路进行模拟优化, 从而增加了人机界面交互^[6]。结合以上可以看出, 国内外学者对船舶的安全运行展开了多方面的研究^[7-8]。然而, VR、增强

现实技术等新型互联网技术在船舶机舱安全中的应用还较浅, 而当前的船舶机舱故障诊断技术较差, 诊断精确性难以满足船舶安全运行需求。因此, 研究以某种船舶的机舱为研究对象, 在 VR 技术基础上设计了一种机舱安全监测系统。同时, 在反向传播 (BP, back propagation) 神经网络基础上进行了机舱柴油机故障诊断设计。研究的创新之处在于引入狼群算法 (WPA, wolf pack algorithm) 对 BP 神经网络的收敛性进行优化, 进而建立了一种狼群算法-反向传播 (WPA-BP, wolf pack algorithm-back propagation) 故障诊断模型, 以期提高机舱安全监测系统中故障诊断模块的诊断性能。

1 基于 WPA-BP 与 VR 的机舱安全监测系统设计

1.1 基于 WPA 算法改进 BP 神经网络的故障诊断模型

在船舶机舱的安全运行过程中, 基于各种算法的故障诊断技术起着关键作用。而柴油机作为船舶机舱的动力设备, 对其进行可靠且精确的故障诊断可以有效保证船舶机舱的健康运行。当前, 以各类神经网络技术为基础形成的设备故障诊断方法已逐渐应用于船舶机舱的故障诊断中。

收稿日期: 2024-02-28; 修回日期: 2024-04-03。

作者简介: 陆毅 (1974-), 男, 大学本科, 工程师。

引用格式: 陆毅. 面向船舶的基于 WPA-BP 与虚拟现实的机舱安全监测[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(9): 73-79.

BP 神经网络根据初始设置将众多的处理单元结合起来，通过模拟人脑的神经结构或行为等进行非线性信息处理^[9-10]。其神经元模型原理具体如图 1 所示。

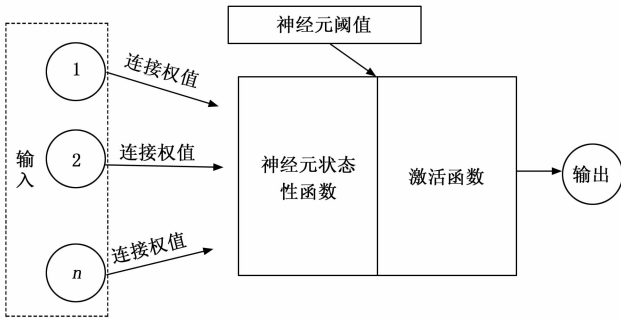


图 1 BP 神经元模型原理示意图

图 1 中，BP 神经元模型的输入信号值属于其他神经元。各个神经元之间的互作会促使 BP 神经网络能够有效进行信息处理，而网络中的信息或数据则按照权值或阈值的形式存储于各个神经元中。然而，BP 神经网络面对较多处理或数据时，其收敛速度较慢且迭代时间长，这不利于船舶机舱柴油机的快速故障诊断需求。因此，研究利用 WPA 算法对 BP 神经网络进行优化，提出了一种 WPA-BP 神经网络。WPA 算法是一种模拟狼群分工合作觅食过程的算法，其主要包括单个狼群的游走、召集、包围以及食物分发^[11-12]。算法流程如图 2 所示。

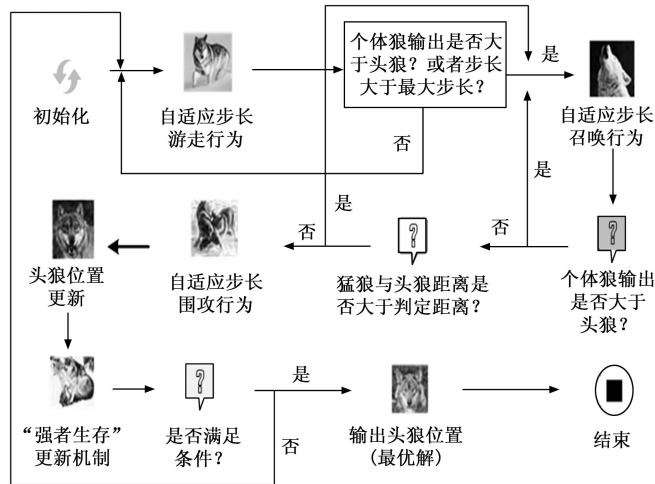


图 2 WPA 算法流程

从图 2 可以看出，WPA 算法首先以个体狼根据初始的自适应步长进行游走，设定基本参数并进行初始化。其次，根据猎物的气味浓度函数进行狼群的角色安排与分配，通过对比确定头狼、探狼和猛狼。之后进行可行域的求解，开始游走、召集、包围。当个体狼的输出大于头狼或个体狼的游走步长超过初始设定的最大步长时，需要重新进行狼群个体游走行为。反之，由探狼进行自适应步长为基础的召唤行为。根据个体狼输出值进一步进行猛狼和头狼之

间的距离判断。当猛狼和头狼之间的距离小于初始设定的判定距离时，由猛狼对猎物进行围攻，并更新头狼所在位置信息。同时，根据狼群生存法则“强者生存”进行算法机制更新，更新得到新的头狼以及头狼位置信息。通过判断头狼位置是否为最优解进行头狼位置输出，即为算法得到的最优个体。若更新后的头狼位置信息不满足条件，则需重新进行游走、召唤和围攻等行为。得到最优个体后，WPA 算法结束。由于 WPA 算法是根据实际环境中的狼群生存机制形成的算法，其在多维度的搜索空间中易出现重复探索或陷入局部最优的弊端，而船舶机舱柴油机的故障诊断具有更高维度和复杂程度。因此，研究引入自适应步长法对 WPA 算法的部分参数进行优化。自适应步长法可以适应不同的环境或条件，对步长进行动态的调整。通过设定一个初始的步长并根据当前的信息或状态等参数进行调整^[13-14]。其自适应步长数学表达式如式 (1) 所示：

$$S = \text{rand. norm}(p(i, ;) - p_{\text{leader}}) \quad (1)$$

式 (1) 中， S 表示步长； rand 表示随机数，取值范围为 $[0, 1]$ ； norm 表示标准取值； $p(i, ;)$ 表示个体狼的当前地点信息； p_{leader} 表示头狼的当前地点信息。研究设定寻优迭代的 S 长短由 $p(i, ;)$ 和 p_{leader} 确定，且在寻优时个体狼可不断修改 S 以调节与头狼之间的远近。距离较近情况下，取较短的 S 进行突袭，反之取较长的 S 。其次，探狼在游走过程中进行位置更新，且其游走次数为奇数或偶数时所处的位置计算公式如式 (2) 所示：

$$\begin{cases} \alpha_b^u = \alpha_b + \sin(2\pi \times u/a)S \\ \alpha_b^u = \alpha_b + \sin(2\pi \times u/(a+1))S \end{cases} \quad (2)$$

式 (2) 中， α_b^u 表示探狼所在位置； u 表示最后探狼游走的方向； b 表示狼群捕猎的可行域搜索范围； a 表示游走次数，其可为奇数或偶数。同时，研究设定当个体狼接近头狼时会进行范围内的最优值搜索。当新头狼出现时，其位置计算公式如式 (3) 所示：

$$\alpha_b^{k+1} = \alpha_b^k + S(v_b^k - \alpha_b^{k+1}) / (v_b^k - \alpha_b^{k+1}) \quad (3)$$

式 (3) 中， α_b^{k+1} 表示猛狼经过迭代后的位置坐标； k 表示狼群迭代次数； v_b^k 表示头狼经过第 $k+1$ 迭代后的位置坐标； $S(v_b^k - \alpha_b^{k+1}) / (v_b^k - \alpha_b^{k+1})$ 表示狼群里个体狼向头狼靠近的趋向。猎物的位置计算公式如式 (4) 所示：

$$\alpha_b^{k+1} = \alpha_b^k + \gamma S(V_b^k - \alpha_b^k) \quad (4)$$

式 (4) 中， γ 表示权重，其取值范围为 $[-1, 1]$ ； V_b^k 表示头狼所在位置坐标。最后，研究利用优化后的 WPA 改进 BP 神经网络的权值和阈值。通过将 WPA 算法中的每个狼群个体与 BP 神经网络的神经元进行一一对应，并设定权值和阈值总数与 WPA 算法的狼群搜索空间维数相同。因此，狼群在搜索空间中各个个体位置移动距离与 BP 神经网络中的权值、阈值更新迭代且对应。具体对应数学表达式如式 (5) 所示：

$$\begin{cases} p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{ib}) = (\eta_{i1}, \dots, \eta_{im}, \eta_{i1}, \dots, \eta_{in}, \\ \eta_{i1}, \dots, \eta_{in}, \omega_1, \dots, \omega_m, \omega_{o1}, \dots, \omega_{om}) \\ q = lm + mm + m + n \end{cases} \quad (5)$$

式 (5) 中, p_i 表示狼群的单个狼; η_{ω} 表示 BP 神经网络的权值; ω_{ω} 表示 BP 神经网络的阈值; l, m, n 和 o 分别表示 BP 神经网络的常数; q 表示神经元总个数。其中, WPA-BP 神经网络的适应度函数计算公式如式 (6) 所示:

$$f(\partial_i) = \frac{1}{N} \sum_i^N (\bar{\omega}_i - y_i)^2 \quad (6)$$

式 (6) 中, $f(\partial_i)$ 表示适应度函数; ∂_i 表示各个个体在可行域搜索范围内的所在坐标; N 表示所有个体的数量; $\bar{\omega}_i$ 表示种群中的各个个体进行最优解寻找时的期望结果; y_i 表示个体进行最优解寻找时的实际适应度函数计算结果。WPA-BP 神经网络的学习速率数学表达式如式 (7) 所示:

$$\begin{cases} 1 < n - 1 \\ 1 < \sqrt{n + m + \partial} \\ 1 < \sqrt{mn} \\ 1 = \log_2 n \end{cases} \quad (7)$$

结合以上, 研究提出的 WPA-BP 神经网络故障诊断模型诊断流程如图 3 所示。

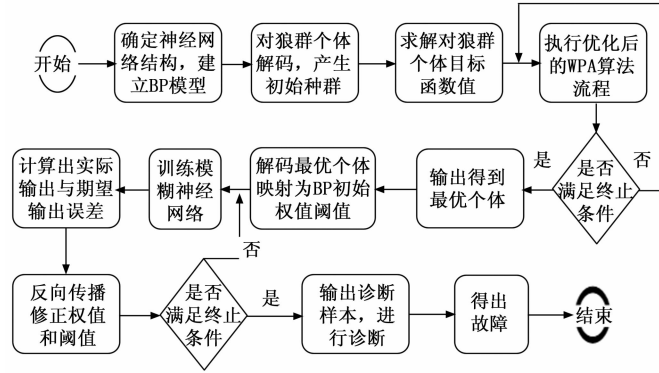


图 3 WPA-BP 故障诊断模型执行流程

图 3 中, 首先确定神经网络的结构和神经元个数等初始参数, 构建 BP 神经网络模型, 同时对优化后的 WPA 算法中的狼群初始个体进行解码, 得到初始种群。根据优化后的 WPA 算法公式进行狼群个体目标函数值的求解, 并利用优化后的 WPA 算法在得到的种群中进行寻优。当寻优得到的个体满足条件时进行输出, 反之重新进行寻优操作。同时, 对优化后的 WPA 算法输出的最优值进行解析操作, 并将其作为网络模型的阈值和权值。根据得到的最优阈值和权值进行神经网络模型训练, 并计算实际输出和期望输出的误差值。根据误差对阈值和权值进行修正, 并判断得到的输出是否为最优解。若是最优解, 进行故障诊断样本输出, 并生成故障诊断结果。其中, 在优化后的 WPA 算法确定头狼的位置时, 探狼按照围猎公式和格里旺克函数进行游走, 具体如式 (8) 所示:

$$\begin{cases} S_a, S_e, S_g S_a^d = S_e^d / 2 = 2 S_g^d = | \max_d - \min_d | \\ f_1(p) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^H (p_i)^2 - \prod_{i=1}^B \cos(\frac{p_i}{\sqrt{i}}) + 1 \end{cases} \quad (8)$$

式 (8) 中, S_a 表示探狼的移动步长; S_e 表示猛狼的奔袭步

长; S_g 表示围猎的步长; d 表示变量的寻优次序; $f_1(p)$ 表示格里旺克函数, 该函数是数学上最常使用于测试算法优化效率的函数; H 表示可以进行搜索的空间的维度; B 表示可行域搜索范围。当个体狼实际输出值大于头狼或探狼游走次数达到最大步长时, 随机选择数匹猛狼向猎物进行包围。具体数学表达公式如式 (9) 所示:

$$f_2(p) = \sum_{i=1}^B [100(p_{i+1} - p_i^2)^2 + (p_i - 1)^2] \quad (9)$$

式 (9) 中, $f_2(p)$ 表示罗森布罗克香蕉函数, 常用于优化算法的验证, 该函数是一个非凸函数。此时, 若个体狼实际输出值大于头狼, 则该个体狼更新成为新的头狼, 并由新头狼进行狼群召集。反之, 猛狼采用最短步长向头狼靠近, 直到猛狼与头狼的距离小于判定的最短距离。然后以猎物为位置的中心进行狼群位置更新, 并根据更新后的位置, 利用适应度函数计算所有狼群的适应值, 并进行最优搜索。当得到的最优适应值满足船舶机舱柴油机的精度标准时, 输出最优解。反之, 则进行狼群游走迭代的最大次数判断, 重新进行最优搜索。最后, 当 WPA-BP 进行全局最优输出和训练后, 将其进行船舶机舱的柴油机故障诊断。

1.2 基于 WPA-BP 故障诊断模型与 VR 的机舱安全监测

为了有效地实现对船舶机舱的安全监测, 提高船舶机舱故障诊断效率, 研究在 WPA-BP 故障诊断模型的基础上, 进一步结合 VR 技术提出了一种船舶机舱安全监测系统。整个安全系统开发流程如图 4 所示。

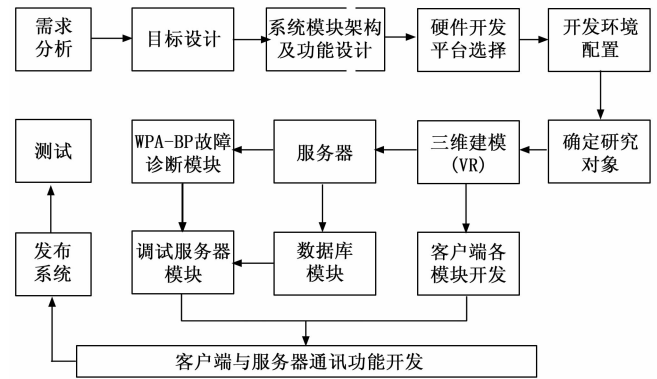


图 4 基于 WPA-BP 故障诊断模型与 VR 的机舱安全监测系统开发流程

图 4 中, 研究主要利用 Unity3D 的场景功能进行系统中 WPA-BP 模型的实现。对于服务器和客户端的开发环境配置, 研究主要利用 Java 运行环境 (JRE, java runtime environment) 和软件开发工具包 (SDK, software development kit) 实现。VR 作为由多种计算机科学技术组成的虚拟仿真手段, 其可以在多个维度的信息领域内创造一个不现实的信息环境, 通过各种仿真模拟实现人类与信息或机器设备的交互^[15-17]。考虑到 VR 基础上的船舶机舱远程监测系统模型数量庞大, 研究利用遮挡剔除进行未被摄像机

覆盖的物体渲染。通过遮挡剔除可以有效降低绘制调用所需的数量，从而只对可见的物体进行渲染，这在一定程度上能够促进研究提出的机舱安全监测系统的性能。因此，研究提出的机舱安全监测系统框架如图 5 所示。

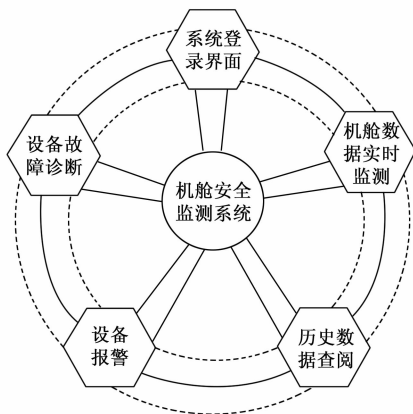
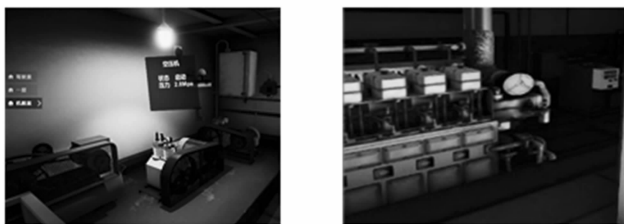


图 5 基于 WPA-BP 故障诊断模型与 VR 的机舱安全监测系统

由图 5 可以看出，该机舱安全监测系统主要由 5 个模块组成，且 5 个模块分别具有不同的功能。其中，系统登录界面的用户账号信息主要由管理人员进行添加或删除，无注册功能。机舱数据的实时监测主要由监测系统获取到的设备数据信息传输到数据库中的数据进行实时更新到 VR 场景实现。由于研究提出的监测系统通过第一人称方式进行漫游，因此设备信息会直接显示在三维设备旁边。在历史数据查阅模块中，用户可以自定义筛选条件进行某个时间段或全部运行数据浏览。在设备报警模块中，设备异常状态设定为不同的颜色。当设备发生报警后，设备故障诊断模块进行设备故障诊断。根据 WPA-BP 神经网络诊断流程进行诊断，并生成故障原因及对应的解决方法。其中，研究结合 VR 技术得到的安全监测系统运行部分图像如图 6 所示。



(a) 实时数据监测

(b) 设备三维模型

图 6 安全监测系统运行示意图

图 6 (a) 所示为系统的实时监测数据示意图，图 5 (b) 所示为船舶机舱中的某个设备三维模型。为了防止不能够穿透的两种物体产生重合或共享的空间，研究利用 Unity 对设计的安全监测系统进行了碰撞检测验证。另外，数据库作为安全监测系统的重要组成部分，研究利用数据库系统免费版本的 SQL Server 进行数据库开发，并采用数据库的实体—联系 (E-R, entity-relationship) 模型进行数据表关系描述，具体如图 7 所示。

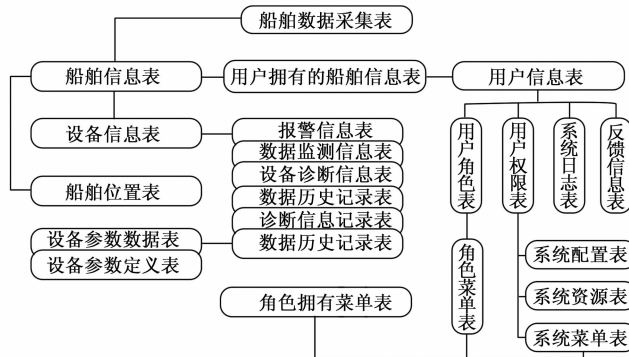


图 7 基于数据表的 E-R 模型

从图 7 可以看出，研究设计的数据库主要包括监测系统存储的所有数据信息，船舶信息表主要包括设备信息、用户拥有的船舶信息和船舶位置信息 3 个大类。其中设备信息表包括报警信息、数据监测信息、设备诊断信息、数据历史信息、诊断信息记录和数据历史记录。用户所拥有的信息主要包括用户角色、用户权限、系统日志和反馈信息等数据信息。由于数据库作为系统各种数据存储的主要位置，其所储存的数据信息影响着整个系统的运行，且对数据进行管理的服务质量受限于数据库的质量，因此研究进行数据库开发可以有效保证机舱安全监测系统的有效运行。

2 基于 WPA-BP 与 VR 的机舱安全监测实验验证

2.1 基于 WPA-BP 的故障诊断模型验证

为了有效验证提出的 WPA-BP 基础上的故障诊断模型在船舶机舱柴油机故障诊断中的可行性以及精确度，研究根据柴油机设备的热力参数进行实验验证。首先采集柴油机压机、中冷器、气缸、进气管、排气总管和涡轮的热力参数，包括有效功率、燃油消耗率、平均有效压力等指标。其次，利用仿真软件进行柴油机模型构建，以 4 号气缸为模拟对象进行仿真实验，并进一步得到了相关热工参数的偏移率数据。将得到的数据进行噪声扩充，最后得到 4 000 组故障数据，其中 3 000 组训练数据，1 000 组测试数据。结合以上，研究首先利用未优化的 WPA 算法、遗传算法 (GA, genetic algorithm) 和粒子群算法 (PSO, particle swarm optimization) 与优化后的 WPA 算法 (OWPA, optimization WPA) 性能对比验证，并根据格里旺克函数与罗森布罗克香蕉函数进行寻优性能判断^[18-20]。设定 WPA 算法和 OWPA 算法的狼群最多游走次数为 20，权值为 6。GA 染色体数量为 20，变异概率为 0.009，交叉概率为 0.790，且代沟为 0.940。PSO 粒子群总数为 100，学习因子为 2，且个体速度范围为 $[-0.5, 0.5]$ 。设定 4 种算法的迭代次数均为 100 次，在两种基准函数中的迭代曲线变化如图 8 所示。

如图 8 (a) 所示为 4 种算法在格里旺克函数中生成的迭代曲线对比，可以看出 OWPA 算法的收敛速度最快，在迭代 12 次左右其适应度降低到 0，而未进行自适应步长优

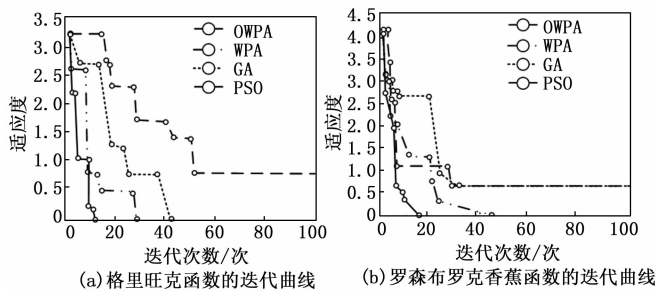


图 8 4 种算法的迭代曲线对比

化的 WPA 算法的收敛迭代次数则为 30 次左右。对比 WPA 算法和 GA、PSO 算法还可以看出，WPA 算法的收敛性能比其他两种算法更优越，这进一步证实了 OWPA 算法的优越性。对比图 8 (b) 4 种算法在罗森布罗克香蕉函数中生成的迭代曲线，可以看出，GA 和 PSO 两种算法的收敛速度整体差异较小，未进行优化的 WPA 算法在该函数中的收敛迭代次数为 45 次左右，而优化后的 OWPA 算法收敛迭代次数仅为 15 次左右。格里旺克函数和罗森布罗克香蕉函数作为测试最优化算法性能的常用函数，算法在基准函数中的收敛速度越快，说明算法性能更优。这表明研究提出利用自适应步长优化 WPA 算法具有一定的合理性，且优化后的 OWPA 算法具有更优越的寻优能力。4 种算法在两种函数中独立进行 20 次实验得到的求解如表 1 所示。

表 1 不同算法在两种函数中的求解结果

算法名称	项目	\bar{y}	y_{max}	y_{min}	σ
OWPA	格里旺克函数	0.033	0.003	2.988	0.032
WPA		0.039	0.005	3.107	0.039
GA		2.232	1.030	3.021	1.221
PSO		0.496	0.012	3.204	0.046
OWPA	罗森布罗克香蕉函数	0.024	0.001	3.763	0.020
WPA		0.027	0.002	3.981	0.032
GA		2.038	0.076	4.230	1.033
PSO		0.516	0.003	4.047	0.053

表 1 中， \bar{y} 表示算法求解结果的均值； y_{max} 和 y_{min} 分别表示求解得到的最优解和最差解； σ 表示求解结果的标准差。从表 1 可以看出，优化后的 OWPA 算法在两种函数中的平均值和最优值均为最低，这说明在进行迭代寻优的阶段，OWPA 算法展现出了更理想的收敛精度和寻优速率。OWPA 算法在格里旺克函数中的平均值为 0.033，与 WPA 算法相比减少了 15.385%。在罗森布罗克香蕉函数测试结果中，OWPA 算法的平均值比 WPA 降低了 11.111%。与 GA 和 PSO 相比，OWPA 算法测试得到的平均值也显著降低。而从标准差值还可以看出，优化后的 OWPA 算法标准差在两种函数中均最小，这说明优化后的算法能够有效避免早期收敛问题，且寻优能力更稳定。同时，研究将提出的 WPA-BP 神经网络基础上的故障诊断模型进行了性能验证，通过对比 BP 与 WPA-BP 两种神经网络的训练误差

进行收敛性对比。两种神经网络的训练误差结果如图 9 所示。

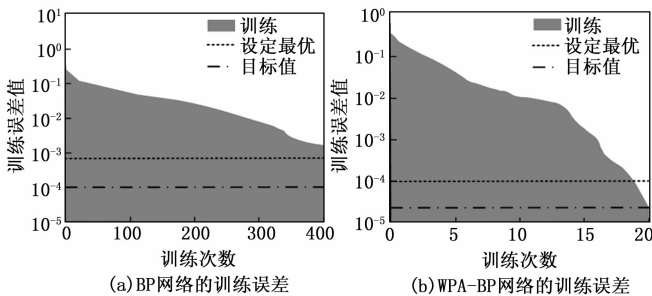


图 9 两种神经网络训练误差对比

从图 9 (a) 可以看出，训练 400 次后，BP 神经网络的训练误差值仍未达到研究设定的最优误差值，其最终的误差精度值约为 5.843×10^{-4} 。这说明 BP 神经网络在船舶机舱柴油机故障诊断中的收敛效果较差。图 9 (b) 所示为 WPA-BP 神经网络的训练误差结果。为了进一步说明 WPA-BP 神经网络的优越性，演技将该网络训练的最优误差值和目标值进行了进一步的降低。从图 9 (b) 可以看出，经过 OWPA 算法优化后，WPA-BP 神经网络的收敛速度和精度显著提高。针对研究设定的训练误差最优值，WPA-BP 在训练 17 次时就达到了设置的误差值。而研究设定的训练误差目标值，WPA-BP 神经网络在训练 20 次时就已经达到。这说明研究提出的 WPA-BP 神经网络对船舶机舱的故障诊断具有可靠性和有效性，且其收料效果更优越。另外，研究进一步将得到的柴油机故障数据集分为 5 种故障类型进行两种神经网络诊断准确性对比。5 种类型故障分别设置为压气机阻塞 (A)、提前喷油 (B)、延迟喷油 (C)、单杠停油 (D) 和喷油器堵塞 (E)。两种神经网络的预测诊断结果如表 2 所示。

表 2 两种神经网络的故障诊断结果

神经网络	诊断准确率/%					平均准确率/%
	A	B	C	D	E	
BP	86.731	98.062	97.015	97.584	87.394	93.357
WPA-BP	98.580	99.461	99.359	99.373	98.738	99.102

由表 2 可以看出，BP 神经网络在压气机阻塞和喷油器堵塞两种故障类型上的诊断准确率较低，分别为 86.731% 和 87.394%，其他类型故障诊断结果在 97% 以上。然而，与 WPA-BP 神经网络对比，BP 神经网络的平均诊断准确率仅为 93.357%。WPA-BP 神经网络的平均诊断结果为 99.102%，比 BP 增加了 6.154%。这说明研究提出利用 OWPA 算法进行 BP 神经网络优化是可行的，与未优化的 BP 神经网络相比，WPA-BP 神经网络的迭代收敛速率显著提高，且其对柴油机故障诊断准确率明显增加。另外，还可以看出 WPA-BP 神经网络基础上的故障诊断模型在压气机阻塞和喷油器堵塞两种故障上的诊断准确率分别为 98.580%、98.738%。两种神经网络对压气机阻塞和喷油

器堵塞进行故障诊断的准确率均处于 5 种故障类型的最低值, 这可能是因为压气机阻塞故障主要反映在涡轮增压器方面, 且其产生的原因包括压气机故障和涡轮故障等工况。这两种工况映射到柴油机热工信息上的变化是相同的, 因此诊断模型进行故障诊断时产生了诊断误差。而喷油器堵塞会导致柴油机喷油延迟或停油等后续故障, 因此诊断模型在该类故障诊断中取得了比其他故障较低的诊断结果。但整体而言, 研究提出的 WPA-BP 神经网络基础上的故障诊断模型在船舶机舱柴油机的故障诊断中展现了较优越的诊断性能。

2.2 基于 WPA-BP 故障诊断模型与 VR 的机舱安全监测

为了进一步证实研究设计的机舱安全监测系统在船舶机舱远程安全监测中的有效性, 研究根据前文得到的船舶机舱柴油机设备故障数据集进行了系统性能验证。同时, 引入王长久等人提出的船舶机舱监测报警系统、薛迪杰等设计的无线网络基础上的机舱监控系统和 Agbakwuru 等提出的船舶涡轮机监测系统性能对比^[21-23]。分别设定压气机阻塞 (A) 故障出现 200 次、提前喷油 (B) 故障出现 150 次、延迟喷油 (C) 故障出现 150 次、单杠停油 (D) 出现 300 次和喷油器堵塞 (E) 出现 200 次, 合计故障数据 1 000 组, 进行 4 种监测系统识别结果对比。比较结果如图 10 所示。

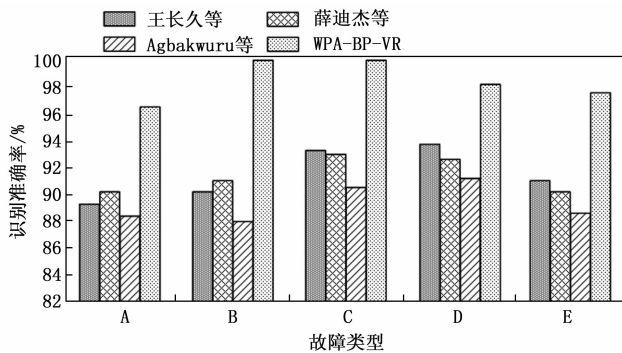


图 10 不同监测系统性能对比

从图 10 可以看出, 与其他学者提出的船舶机舱监测系统相比, 研究提出的机舱监测系统在 5 种故障识别方面展现了更优越的结果。其中, 王长久等人提出的监控系统对单杠停油故障类型进行识别的结果在 5 种故障类型中最好。而 Agbakwuru 等提出的船舶涡轮机监测系统在 4 种监测系统识别效果最差, 这可能是因为该监测系统是根据健康结构监测 (SHM, structural health monitoring) 和风力涡轮机系统进行设计的, 其高度依赖于 SHM 的评估方法和指标, 因此在研究提出的 5 种故障类型中的识别结果较差。另外, 研究提出的机舱监测系统在提前喷油 (B) 和延迟喷油 (C) 两种故障中的识别结果均高达 99.5% 以上, 这说明其对柴油机的故障监控效果十分优越。整体而言, 研究提出的 WPA-BP 故障诊断模型与 VR 基础上的机舱安全监测系统能够对船舶机舱的安全运行进行有效监控。最后, 研

究进一步对比验证了不同机舱安全监测系统正常运行和出现故障等情况下的响应时间, 比较结果如图 11 所示。

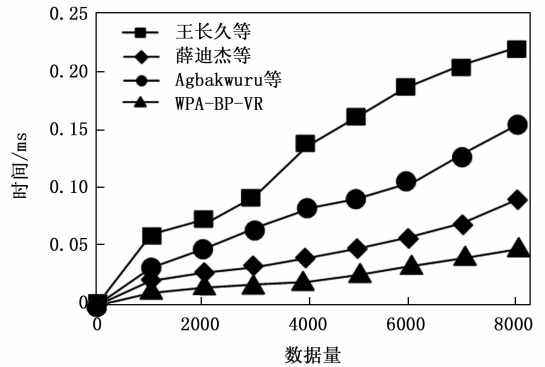


图 11 不同数据量下系统响应时间对比

图 11 所示为 4 种监测系统在不同数据量下的响应时间对比。可以看出, 研究提出的系统所需响应时间最少, 这说明研究提出的机舱安全监测系统的响应速度最快。响应时间作为系统最常采用的检验指标, 其响应时间的高低与系统完成机舱安全监测功能正相关。当系统所需响应时间越少, 说明系统性能更优越。从图 11 可以看出, 当数据量为 8 000 时, 研究所提出的机舱安全监测系统所需响应时间仅为 0.048 ms, 比其他 3 种系统分别减少了 78.667%、42.857%、68.212%。还可以看出, 随着数据量的增加, 研究提出的机舱安全监测系统响应时间的变化幅度较浅, 这说明在大量数据面前, 研究提出的系统性能更稳定。由于系统响应时间的长短会直接影响用户操作体验, 而响应时间过快可能会造成操作失误, 因此系统的响应时间十分重要。结合前文研究对系统进行故障识别验证的结果, 可以看出, 研究提出的机舱安全监测系统在识别性能和响应时间方面比较合理, 这在一定程度上有利于加强对船舶机舱安全运行的有效监控。

3 结束语

为了实现对船舶机舱的智能化诊断和有效的安全监测, 研究提出了一种面向船舶机舱的远程安全监测系统。首先利用自适应步长优化 WPA 算法, 并利用优化后的 OWPA 算法改进 BP 神经网络。最后, 引入 VR 技术进行了监测系统的相关设计。WPA-BP 故障诊断模型验证显示, 优化后的 OWPA 算法寻优能力和迭代收敛速度显著优于未优化的 WPA 算法。WPA-BP 神经网络在迭代 20 次时就能够达到研究设定的误差值, 且其对柴油机 5 种故障类型的平均诊断准确率比 BP 神经网络增加了 6.154%。系统验证显示, 研究提出的安全监测系统对故障识别准确率平均比其他学者的系统提高了 5.34%, 且响应时间平均减少了 63.245%。结果表明, 研究利用 OWPA 改进 BP 神经网络构建的 WPA-BP 神经网络故障诊断模型收敛效果优越, 且模型故障诊断性能较好。在此基础上引入 VR 技术设计的安全监测系统可有效满足船舶机舱的远程监控, 在船舶安全运行

的监控领域具有积极的应用意义。然而, 由于船舶机舱设备较多且构造复杂, 研究主要进行了重点设备的建模。未来将进一步完善建模资料和技术, 从而实现对船舶机舱的设备远程控制研究。

参考文献:

- [1] 段仕浩. 基于机器视觉技术的船舶航行危险区域自动识别方法 [J]. 舰船科学技术, 2023, 45 (3): 157-160.
- [2] SUN X, QIU J. Hierarchically coordinated voltage control in seaport microgrids considering optimal voyage navigation of all-electric ships [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2021, 8 (2): 2191-2204.
- [3] 陈丽, 夏兴隆, 王莉莉, 等. 基于增强设备协议的智能远程监测系统设计 [J]. 电测与仪表, 2022, 59 (11): 182-188.
- [4] 晁红芬. 船舶机械设备启动过程能耗监测系统设计 [J]. 舰船科学技术, 2022, 44 (24): 173-176.
- [5] CHEN H, WEN Y, ZHU M, et al. A Function-Oriented Electronic and Electrical Architecture of Remote Control Ship on Inland River: Design, Verification, and Evaluation [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 9 (1): 1641-1652.
- [6] 汪成义, 李小军, 于德全, 等. 某水面舰艇充放电装置监控系统的优化设计与实现 [J]. 船舶工程, 2022, 44 (1): 432-435.
- [7] KIM T, PEREA L P, SOLLID M P, et al. Safety challenges related to autonomous ships in mixed navigational environments [J]. WMU Journal of Maritime Affairs, 2022, 21 (2): 141-159.
- [8] MELNYK O, ONYSHCHENKO S, PAVLOVA N, et al. Integrated Ship Cybersecurity Management as a Part of Maritime Safety and Security System [J]. International Journal of Computer Science and Network Security, 2022, 22 (3): 135-140.
- [9] 李云波. 基于全卷积神经网络的多级阈值图像分割算法 [J]. 微型电脑应用, 2023, 39 (6): 145-147.
- [10] SONG S, XIONG X, WU X, et al. Modeling the SOFC by BP neural network algorithm [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2021, 46 (38): 20065-20077.
- [11] 教传艳. 基于自适应 LS-SVM 的柴油机废气再循环冷却控制系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (2): 124-128.
- [12] JINQIANG H U, HUSHENG W U, RENJUN Z, et al. Self-organized search-attack mission planning for UAV swarm based on wolf pack hunting behavior [J]. Journal of systems engineering and electronics, 2021, 32 (6): 1463-1476.
- [13] 解本巨, 王宁. 基于改进 BP-LMS 自适应滤波器算法的仿真研究 [J]. 计算机与数字工程, 2022, 50 (3): 481-486.
- [14] 吴晗, 欧阳森, 梁炜焜, 等. 基于自适应步长 ADMM 的柔性配电网光-储协同分布鲁棒优化配置 [J]. 电力自动化设备, 2023, 43 (7): 35-43.
- [15] TSEKHMISTER Y, KONOVALOVA T, TSEKHMISTER B, et al. Evaluation of virtual reality technology and online teaching system for medical students in Ukraine during COVID-19 pandemic [J]. International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET), 2021, 16 (23): 127-139.
- [16] 孙杨, 张贺. 基于 VR 技术的景观建筑复杂场景虚拟生成算法 [J]. 计算机仿真, 2023, 40 (8): 458-461.
- [17] MARKS B, THOMAS J. Adoption of virtual reality technology in higher education: An evaluation of five teaching semesters in a purpose-designed laboratory [J]. Education and Information Technologies, 2022, 27 (1): 1287-1305.
- [18] 陈盛. 基于遗传算法的有源配电网故障区段定位方法研究 [J]. 自动化应用, 2022, 1 (1): 104-106.
- [19] DALLA C E R, DA SILVA W B, DUTRA J C S, et al. A comparative study of gradient-based and meta heuristic optimization methods using Griewank benchmark function [J]. Brazilian Journal of Development, 2021, 7 (6): 55341-55350.
- [20] 于力涵, 洪儒, 吴宇伦, 等. 基于 IKGC-PSO 算法的无人机三维路径规划系统 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (8): 259-266.
- [21] 王长久, 程国铭, 石文婷. 中控 GCS 系统在船舶机舱监测报警系统的应用 [J]. 仪器仪表标准化与计量, 2022, 1 (4): 21-23.
- [22] 薛迪杰. 基于无线网络的船舶机舱自动化监控系统 [J]. 舰船科学技术, 2022, 44 (22): 166-169.
- [23] AGBAKWURU J A, NWAHOA T C, UDOSOH N E. Application of CRITIC-EDAS-Based Approach in Structural Health Monitoring and Maintenance of Offshore Wind Turbine Systems [J]. Journal of Marine Science and Application, 2023, 22 (3): 545-555.
- [15] WOO SANHYUM, PARK JONGCHAN, LEE JOON-YOUNG, et al. CBAM: Convolutional block attention module [J]. ArXiv (S2331-8422), 2018, 11211: 3-19.
- [16] 赵文清, 严海, 邵绪强. 改进的非极大值抑制算法的目标检测 [J]. 中国图象图形学报, 2018, 23 (11): 1676-1685.
- [17] SOLOVYEV, WANG W, GABRUSEVA T. Weighted boxes fusion: Ensembling boxes from different object detection models [J]. Image and Vision Computing (S0262-8856), 2021, 107: 104117.

(上接第 72 页)

- [12] 钱坤, 李晨瑄, 陈美杉, 等. 基于 YOLOv5 的舰船目标及关键部位检测算法 [J/OL]. 系统工程与电子技术, 2022: 1-14. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20220119.1436.011.html>
- [13] CHEN P G, LIU S, ZHAO H S, et al. GridMask Data Augmentation [J]. ArXiv (S2331-8422), 2020: 1-9.
- [14] LI P, LI X Y, LONG X. FenceMask: A data augmentation approach for pre-extracted image features [J]. ArXiv (S2331-8422), 2020: 1-9.