

[自控·检测]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2020.03.016

基于 MEA-BP 神经网络的封盒装置 滑动轴承故障诊断方法

文 周^{1,2}, 薛美贵¹, 卢飞燕¹

(1. 东莞职业技术学院 媒体传播系, 广东 东莞 523808;
2. 西安科技大学 机械工程学院, 陕西 西安 710054)

摘要:针对封盒装置滑动轴承在生产过程中故障率高、可靠性低的问题,课题组提出了一种基于思维进化算法(MEA)的BP神经网络滑动轴承故障诊断方法。该方法通过多次的趋同和异化操作,不断优化BP神经网络的初始权值和阈值,建立了基于MEA-BP神经网络的滑动轴承故障诊断模型。利用样本集训练、测试和验证MEA-BP故障诊断模型,结果表明MEA-BP故障诊断法较未经优化的BP神经网络故障诊断法优势明显,能够较好地用于封盒装置滑动轴承的故障诊断,延长滑动轴承无故障使用时间。课题组的研究可提高包装企业生产效率。

关键词:滑动轴承;故障诊断;BP神经网络;思维进化算法(MEA)

中图分类号:TH133.3;TP183 文献标志码:A 文章编号:1005-2895(2020)03-0078-05

Failure Diagnosis Method for Box-Sealing Device Sliding Bearing Based on Mind Evolutionary Algorithm and Back Propagation Neural Network

WEN Zhou^{1,2}, XUE Meigui¹, LU Feiyan¹

(1. Department of Media and Communication, Dongguan Polytechnic, Dongguan, Guangdong 523808, China;
2. College of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: Aiming at the problem of high failure rate and low reliability of sliding bearing in box sealing device in production process, a failure diagnosis method of sliding bearing based on BP neural network of thought evolutionary algorithm (MEA) was proposed. This method optimized the initial weights and thresholds of BP neural network through many convergence and divergence operations, and established a sliding bearing fault diagnosis model based on MEA-BP neural network. Using sample set training, testing and validating the MEA-BP failure diagnosis model, the results show that the MEA-BP failure diagnosis method has obvious advantages over the non-optimized BP neural network failure diagnosis method. It can be better used for the failure diagnosis of box-sealing device sliding bearing, prolong the fault-free service time of sliding bearings. This research can improve the production efficiency of packaging enterprises.

Keywords: sliding bearing; fault diagnosis; BP neural network; MEA (mind evolutionary algorithm)

提高包装机械使用寿命及无故障运行时间对包装企业至关重要^[1]。封盒装置是食品、药品等自动包装生产线的重要组成部分,若封盒装置出现故障,将会影响整个自动包装生产线的运行,带来重大经济损失。笔者通过对封盒装置的故障类型进行统计分析,发现故障一般都是由滑动轴承故障引起,因此,对滑动轴承

的故障进行诊断与预判,是十分有必要的。目前,我国人工智能技术正处于高速发展阶段,通过BP神经网络来进行机械设备故障诊断成为了研究热点。BP神经网络在滑动轴承故障诊断中具有一定优势,如:非线性映射能力强等。但其具有收敛速度慢、且易陷入局部最小点等缺陷,使其诊断精度降低^[2]。因此,广大

收稿日期:2019-11-14;修回日期:2020-03-17

基金项目:国家自然科学基金(11972282);陕西省自然科学基金(2018JZ1001);东莞职业技术学院政校企合作开展科研与服务项目(政201725)。

第一作者简介:文周(1986),男,湖南衡东人,博士研究生,讲师,主要研究方向为包装机械、运输包装。E-mail:396944920@qq.com

学者开始借助其他智能方法对 BP 神经网络进行优化,常见的优化法有:差分进化法、蚁群优化法和粒子群优化法等^[3-7]。由于思维优化算法(MEA)具有全局寻优、改善 BP 神经网络精度和收敛速度的能力,被部分学者用来优化 BP 神经网络^[8-11]。研究表明,通过 MEA 的多次趋同和异化操作,能够提高 BP 神经网络的诊断效率和精度。课题组将 MEA-BP 神经网络模型应用到封盒装置的滑动轴承故障诊断中,以期弥补 BP 神经网络的不足,提高诊断效率和精度。

1 BP 神经网络建模

1.1 BP 神经网络结构的确定

选取自动装盒机封盒装置的滑动轴承振动参数:波形因子、峰值因子、裕度因子、脉冲因子和峭度,共 5 个特征参数作为 BP 神经网络输入^[2]。滑动轴承的 6 类常见故障:瓦面腐蚀剥落、轴颈表面腐蚀拉伤、瓦背微动磨损、轴承表面拉伤、轴承磨损和轴承烧瓦,作为 BP 神经网络模型待诊断的故障类型。

1.2 BP 神经网络结构初始值的确定

由于本实验提取的故障特征向量个数为 5,所以其输入层维数为 5;滑动轴承的故障输出形式有 7 种,对这 7 种输出进行二进制数编码,输出层数为 3,如表 1 所示。

表 1 滑动轴承故障输出形式

Table 1 Fault output form of sliding bearing

滑动轴承状态	故障输出形式
瓦面腐蚀、剥落	001
轴颈表面腐蚀、拉伤	010
瓦背微动磨损	011
轴承表面拉伤	100
轴承磨损	101
轴承烧瓦	110
正常轴承	111

通过经验法来确定隐层节点个数

$$w = \sqrt{v + o} + \eta \quad (1)$$

式中: w 为 BP 神经网络隐层节点个数; v 为 BP 神经网络输入层神经元个数; o 为 BP 神经网络输出层神经元个数; η 为小于 10 的正整数。

根据前面分析可知 v 的值为 5, o 的值为 7。 η 的取值为 1 时, w 的值为 5; η 的取值为 10 时, w 的值为 14。因此得到隐层节点数集合为 $\{5, 6, \dots, 13, 14\}$ 。采用经验遍历法对隐层节点数进行遍历,取集合内不同隐层节点个数进行运算,分别运行 8 次,经过计算,本模型的隐层节点个数最优值为 9。

2 EMA-BP 神经网络模型

2.1 MEA 基本思路方法

思维进化算法(MEA)是一种沿袭遗传算法的基本特征并对其进行迭代优化的学习方法,其基本思路如图 1 所示。

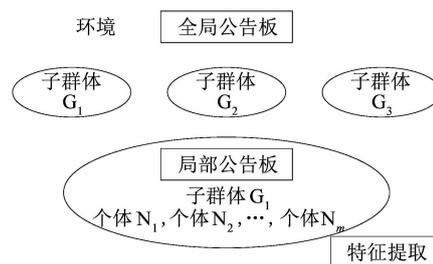


图 1 MEA 系统结构图

Figure 1 Structure diagram of MEA system

由图 1 可知,EMA 系统由公告板、群体及子群体、趋同和异化 4 个部分构成。其中,趋同和异化过程是思维进化算法的核心部分,代替了遗传算法中交叉和变异这 2 种遗传算子,决定着算法的精度和记忆能力^[7]。

2.2 MEA-BP 算法

MEA-BP 算法的设计思路就是首先通过思维进化算法迭代,寻找并输出最优个体,按照编码规则进行解码,产生 BP 神经网络的初始权值和阈值。然后将优化得到的初始权值和阈值赋值给网络,再进行网络的训练,最后可实现仿真预测,具体流程如图 2 所示。

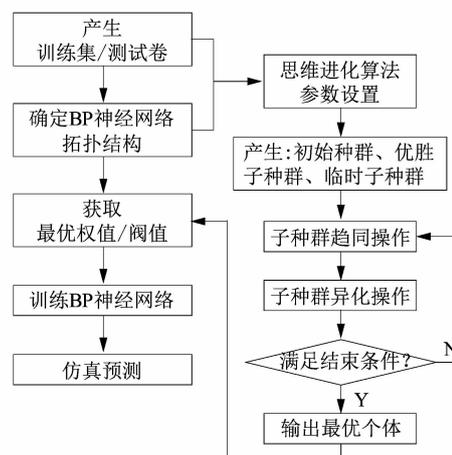


图 2 MEA-BP 神经网络流程图

Figure 2 Flow chart of MEA-BP neural network

3 仿真与分析

课题组利用 MATLAB R2016a 软件,采用 MEA 对 BP 神经网络进行优化,对自动装盒机封盒装置的滑动轴承故障进行诊断。

3.1 数据预处理

课题组选用型号为 KP002 的滑动轴承,常用于食品包装机械中。电动机主轴转速为 1 200 r/min,采样频率为 3 kHz。选取脉冲因子、波形因子、峰值因子、裕度因子和峭度共 5 个特征参数作为 BP 神经网络的输入。将瓦面腐蚀剥落、轴颈表面腐蚀拉伤、瓦背微动磨损、轴承表面拉伤、轴承磨损、轴承烧瓦和正常轴承作为 BP 神经网络的目标输出,得到部分训练和测试样本数据如表 2 和表 3 所示。

表 2 训练样本(部分)

Table 2 Samples of training(part)

脉冲因子	波形因子	峰值因子	裕度因子	峭度	故障输出形式
10.24	1.59	7.63	14.30	3.97	001
10.03	1.68	7.81	15.17	4.25	001
23.18	1.78	7.95	14.66	4.11	010
23.40	2.13	11.14	36.78	6.98	010
24.98	2.18	11.25	37.14	7.56	011
16.21	1.76	11.36	37.58	7.42	011
15.97	1.64	8.68	22.47	8.39	100
8.12	1.56	8.45	22.18	8.76	100
7.98	1.28	8.17	22.09	9.15	101
7.54	1.39	5.39	10.13	3.45	101
5.41	1.35	5.21	10.69	3.21	110
5.19	1.14	5.06	10.44	3.01	110
5.01	1.07	4.15	9.54	2.85	111
4.97	1.11	3.97	7.17	2.04	111

表 3 测试样本

Table 3 Samples of test

脉冲因子	波形因子	峰值因子	裕度因子	峭度	故障输出形式
10.97	1.63	8.11	15.31	4.01	001
25.68	1.87	8.29	14.97	4.28	010
23.11	2.01	12.04	38.16	7.48	011
16.86	1.59	8.45	21.69	8.57	100
8.10	1.37	8.03	21.47	9.22	101
5.63	1.29	4.97	10.90	3.69	110
5.19	1.08	3.61	7.35	2.01	111

因 BP 神经网络的输入数据具有不同物理意义及量纲,需对其进行归一化处理,才能满足转移函数的输出要求。将 BP 神经网络的输入数据进行变换,使其在 $[-1, 1]$ 的区间范围内,变换公式如下:

$$\delta_{mid} = \frac{\delta_{max} + \delta_{min}}{2}; \quad (2)$$

$$\bar{\delta}_i = \frac{\delta_i - \delta_{mid}}{\frac{1}{2}(\delta_{max} - \delta_{min})} \quad (3)$$

式中: $\bar{\delta}_i$ 为归一化处理后的输入值; δ_i 为未处理输入值; δ_{min} 为输入最小值; δ_{max} 为输入最大值; δ_{mid} 为输入均值。

由于篇幅有限,归一化处理后的训练样本、测试样本不再详细列举。

3.2 MEA-BP 神经网络参数设置

根据已有分析结果,可知 BP 神经网络输入层的单元数为 5,输出层单元数为 7,隐藏层单元数为 9。所以,其结构为 5-7-9 型。隐藏层采用正切 S 型传递函数 tansig,输出层采用线性传递函数 purelin,网络训练采用函数 trainlm。MEA-BP 神经网络迭代次数设置为 100,学习速率设置为 0.1,误差平方和设置为 0.001,种群大小设置为 300,优胜子种群个数和临时子种群个数均设置为 5。

3.3 仿真分析

MEA-BP 神经网络参数初始化赋值完成后,借助 MATLAB R2016a 软件,对各个子群进行趋同操作。种群是否成熟,通过 ismature 函数来判别。若子群还未成熟,需以新重心产生子种群;若成熟,则不再产生新子种群,子种群的趋同过程亦结束,绘制其趋同过程如图 3 所示。

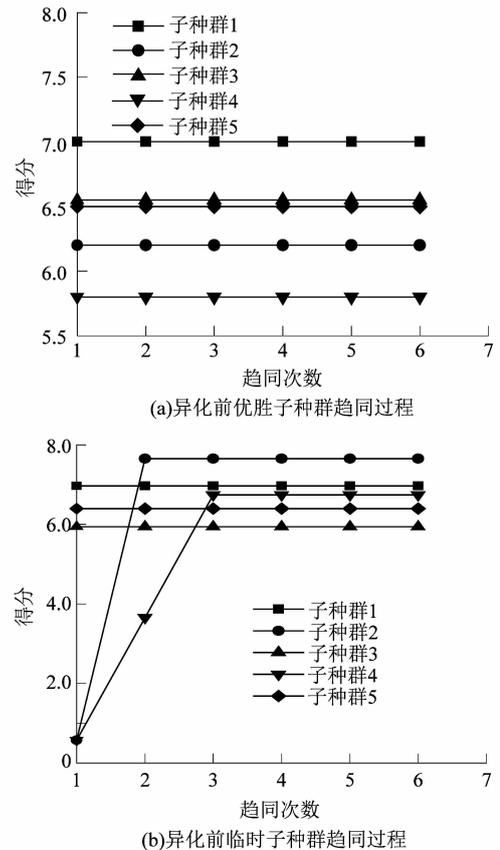


图 3 异化前子种群趋同过程
Figure 3 Convergence process of subgroup before dissimulation

图 3 中,对成熟后的优胜子种群与临时子种群的得分进行对比,可发现:优胜子种群 2 和 4 得分低于临时子种群 2 和 4。因此,需要执行 2 次异化处理,并在临时子种群中加入 2 个新子种群。异化后的趋同过程如图 4 所示。

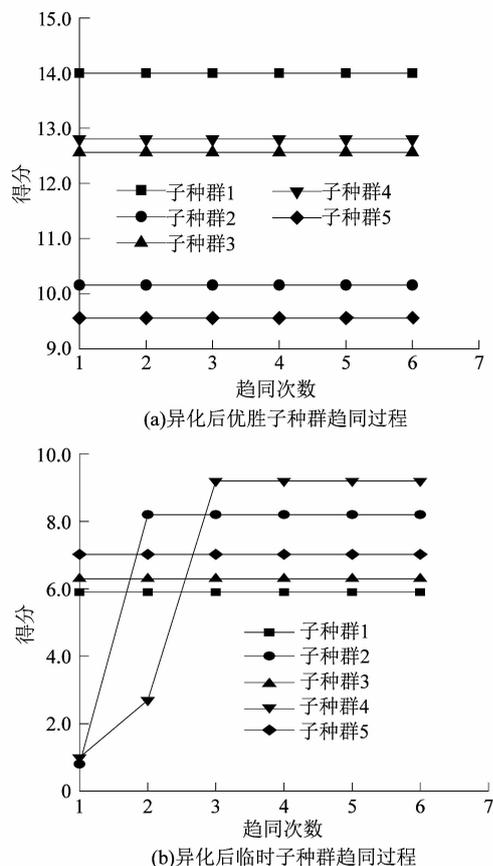


图 4 异化后子种群趋同过程
Figure 4 Convergence process of subgroup after dissimulation

通过对比图 4(a) 和 (b) 可发现:经过执行多次趋同操作后,临时子种群和优胜子种群均处于成熟状态,具体表现为子种群得分不再增加。将异化后成熟的优胜子种群和临时子种群得分进行逐一对比,发现优胜子种群得分均高于临时子种群。故子种群的趋同和异化过程结束,得到 BP 神经网络最优权值和阈值。

通过 MEA 算法得到最优权值和阈值,将其用于 BP 神经网络的权阈值设置。用训练样本对 MEA-BP 神经网络和 BP 神经网络分别进行训练,并用测试样本及生产过程中的实际故障数据对两个网络的诊断能力进行验证,训练误差结果如图 5 所示。

MEA-BP 神经网络和 BP 神经网络故障诊断结果对比如表 4 所示。

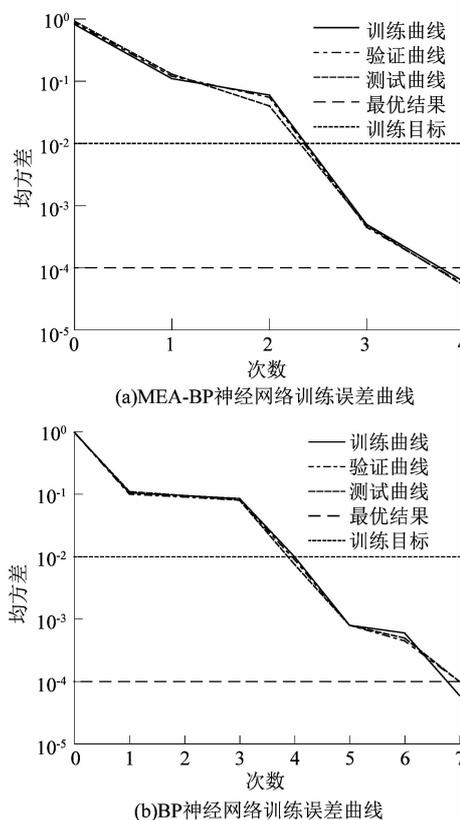


图 5 训练误差曲线
Figure 5 Training error curve

表 4 网络诊断结果比较

Table 4 Comparison of network diagnostic results

预测模型	准确率 / %		
	准确率 (训练样本)	准确率 (测试样本)	准确率 (验证样本)
BP	100.0	94.5	89.3
MEA-BP	100.0	100.0	95.7

通过对比图 5(a) 和 (b) 可发现:为达到训练目标要求,未经优化的 BP 神经网络需要进行 7 次以上训练,而 MEA-BP 神经网络仅需 4 次训练即可满足要求。MEA-BP 神经网络与 BP 神经网络相比,其收敛速度更快、效率更高,训练、验证及测试性能更优。分析表 4 可知:在有充足训练样本的情况下,MEA-BP 神经网络与 BP 神经网络的训练样本准确率均可达到 100.0%,但 BP 神经网络测试样本准确率和验证样本准确率只有 94.5% 和 89.3%,均低于 MEA-BP 神经网络的 100.0% 和 95.7%。因此,MEA-BP 神经网络的泛化能力更好,在实际故障诊断中的准确率更高,更能满足故障诊断的高准确率要求。

因 MEA-BP 神经网络与未优化的 BP 神经网络相

比,其稳定性及泛化能力都得到了很大提升,能够满足装盒机械滑动轴承的故障准确率要求。故采用 MEA-BP 神经网络来诊断封盒装置滑动轴承的故障,对可能发生的故障进行及时判断与处理,有利于延长装盒机械的使用寿命及无故障运行时间。

4 结论

课题组系统地研究了封盒装置滑动轴承的故障诊断方法,分别用 MEA-BP 神经网络和 BP 神经网络对轴承故障进行诊断,通过对两种诊断方法的训练速度、故障诊断准确率等参数进行对比分析,结论如下:

1) 在本研究中,优化后的 MEA-BP 神经网络只需要 4 次训练即可满足要求,其收敛速度比传统 BP 神经网络快、效率更高,训练、验证及测试性能也更优;

2) 在本研究中,MEA-BP 神经网络测试样本准确率和验证样本准确率为 100.0% 和 95.7%,分别高于 BP 神经网络的 94.5% 和 89.3% ;

3) MEA-BP 神经网络与 BP 神经网络相比训练速度更快、泛化能力更强、故障诊断准确率更高,故 MEA-BP 神经网络可较好的应用于封盒装置滑动轴承的故障诊断;

4) 虽然课题组对 MEA-BP 神经网络应用于封盒装置滑动轴承的故障诊断进行了研究分析,并验证了其可靠性,但该神经网络是否适用于其他包装机械故

障诊断,还需要进一步的分析和研究。

参考文献:

- [1] 温丽超,张振宇,迟广志,等.航空用精密轴承定位包装的装置设计[J].包装与食品机械,2017,35(1):36.
- [2] 唐立力,陈国彬.基于 MEA 优化 BP 神经网络的农机滚动轴承故障诊断[J].农机化研究,2019(3):214.
- [3] 严骏,江勋林,陈海松,等.差分进化网络在滚动轴承故障诊断中的应用[J].解放军理工大学学报,2016,17(2):174-179.
- [4] 程加堂,艾莉,熊伟.基于蚁群神经网络的滚动轴承故障诊断[J].轴承,2012(2):34.
- [5] 党保华,朱德荣,杜志强,等.基于 IPSO 优化 BP 神经网络的滚动轴承故障诊断[J].轴承,2011(7):34-36.
- [6] SUN Shukai, ZHAO Bin, JIA Xiaohan, et al. Three-dimensional numerical simulation and experimental validation of flows in working chambers and inlet/outlet pockets of roots pump[J]. Vacuum, 2017, 137: 195-204.
- [7] 黄伟,常俊,孙智滨.基于 MEA-BP 神经网络的压气机特性曲线预测[J].重庆理工大学学报(自然科学版),2019,33(2):67-74.
- [8] 王海军. MEA-BP 模型在遥感影像分类中的应用研究[J].科学与技术,2017,47(2):142-147.
- [9] 赵瑞勇,周新志.基于 MEA-BP 的微波加热褐煤温度预测[J].传感器与微系统,2016,35(10):46.
- [10] 谢杰,黄菴调,方成刚,等. MEA 优化 BP 神经网络的主轴热误差分析研究[J].组合机床与自动化加工技术,2017(6):1-4.
- [11] 张元华,胡帅显,王磊.基于 BP 神经网络的钢丝连续退火后抗拉强度的预测[J].热加工工艺,2012,41(12):163-165.

[信息·简讯]

· 行业简讯 ·

西门子向医疗服务提供商和医学设计师开放增材制造网络平台

西门子正在向全球医疗界开放其包括 3D 打印设备在内的增材制造网络平台(AM network, AMN),以加快医疗器件的设计和生

产,应对新型冠状病毒爆发引起的全球健康危机。AMN 增材制造网络平台将用户、设计师和 3D 打印服务提供商连接在一起,从而快速、简单地实现呼吸机

等医疗设备器件的生产。西门子 AMN 增材制造网络平台遍布全球,并覆盖从上传设计、模拟仿真到审核认证再到打印和相关服务的整个价值链。有医疗设备需求的医生、医院和组织,以及具有医学认证资质的 3D 打印设计师和服务提供商,均可免费注册和访问西门子 AMN 增材制造网络平台。

西门子的增材方案设计师和工程师作为 AMN 增材制造网络平台的一部分,可对接各种设计需求并将设计转换为可打印的文件,之后由 AMN 增材制造网络平台合作伙伴提供的具有医学认证资质的 3D 打印机将这些医疗器件打印出来。除了来自合作伙伴的众多 3D 打印设备外,西门子的 3D 打印机也已连接至 AMN 增材制造网络平台,在符合相关条件的前提下用于打印本地医疗器械的备品备件。此外,其他服务提供商的打印设备也能够快速加入到 AMN 增材制造网络平台中。

(梁秀璟)