

DOI: 10.3969/j.issn.1001-3881.2020.19.007

本文引用格式: 祝含秋, 丁周阳, 陈兵, 等. 基于改进 BP 神经网络的废旧产品再制造成本预测[J]. 机床与液压, 2020, 48(19): 34-38.

ZHU Hanqiu, DING Zhouyang, CHEN Bing, et al. Cost Prediction of End-of-life Products Remanufacturing Based on Improved BP Neural Network[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2020, 48(19): 34-38.

基于改进 BP 神经网络的废旧产品再制造成本预测

祝含秋¹, 丁周阳², 陈兵³, 江志刚²

(1. 湖北大学商学院, 湖北武汉 430062; 2. 武汉科技大学机械传动与制造工程湖北省重点实验室, 湖北武汉 430081; 3. 武汉钢铁有限公司采购中心, 湖北武汉 430080)

摘要: 为有效、准确地预测再制造成本, 开发了一种基于改进 BP 神经网络的再制造成本预测模型。进行再制造成本构成分析, 运用决策试验和评估实验室 (DEMATEL) 方法进行关键影响因素识别; 在此基础上, 利用基于粒子群算法改进的 BP 神经网络方法实现成本预测。通过案例研究, 验证了所提出的模型的可行性。结果表明: 所提出的方法能够准确地预测再制造的成本, 为废旧产品的可再制造性评估提供了参考。

关键词: 再制造; 成本预测; 粒子群算法; BP 神经网络

中图分类号: TH17

Cost Prediction of End-of-life Products Remanufacturing Based on Improved BP Neural Network

ZHU Hanqiu¹, DING Zhouyang², CHEN Bing³, JIANG Zhigang²

(1. School of Business, Hubei University, Wuhan Hubei 430062, China; 2. Hubei Key Laboratory of Mechanical Transmission and Manufacturing Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan Hubei 430081, China; 3. Procurement Center, Wuhan Iron and Steel Co., Ltd., Wuhan Hubei 430080, China)

Abstract: In order to effectively and precisely predict the remanufacturing cost, a remanufacturing cost prediction model based on improved BP neural network was developed. The composition analysis of remanufacturing cost was carried out, and the Decision Making Trial Evaluation Laboratory (DEMATEL) method was used to identify the key influencing factors; on this basis, the improved BP Neural Network method based on particle swarm optimization was used to realize cost prediction; the feasibility of the presented model was verified through the case study. The results show that the proposed method can be used to predict the remanufacturing cost accurately. It provides reference for the remanufacturability evaluation of end-of-life products.

Keywords: Remanufacturing; Cost prediction; Particle swarm optimization; BP neural network

0 前言

传统的制造是通过把原材料加工成为零部件, 然后经过组装等步骤加工成一个完整的产品, 制造是产品生命周期的第二个环节, 经过制造后, 产品就进入使用阶段。与此对应, 再制造是指在产品进入报废期后通过再制造加工对废旧产品实施生命的恢复, 使其性能与质量重新达到标准。再制造工程是以产品的全寿命周期为指导, 以提升废旧产品各方面的性能为目标, 以保质高效、节能环保为准则, 以先进技术和产业化生产为手段, 对废旧产品进行修复和改进的一系列技术措施或工程活动的总称^[1]。

再制造作为一项重大的国家战略, 在现代制造业中占有重要的地位, 被认为是一种使废旧产品性能恢复如新的重要的价值回收方式和制造方法^[2], 并且在许多领域中取得了可观的经济效益、环境效益和社会效益^[3]。为了帮助企业进行再制造, 就必须在实施再制造之前进行决策。为此, 许多专家研究了评估产品可再制造性的模型和方法, 如基于服务时间的评估模型和可靠性理论^[4], 考虑技术可行性和经济可行性以及环境效益 3 个方面的再制造评估模型^[5]和基于层次分析法和案例推理的产品再制造分析系统^[6]。

上述研究虽然为企业再制造决策提供了有价值的

收稿日期: 2019-06-03

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51675388); 武汉科技大学大学生科技创新基金 (18ZRB074); 武汉科技大学研究生短期出国 (境) 研修专项经费

作者简介: 祝含秋 (1998—), 女, 大学本科, E-mail: 993486949@qq.com。

通信作者: 丁周阳 (1994—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为绿色制造与再制造。E-mail: dzy86949@163.com。

指导,但也存在局限性。因为其主要从定性而非定量的角度来评估产品的可再制造性,这可能导致不准确的结果,甚至导致再制造决策中的一些偏差,最终导致巨大的损失。因而,企业无法采用这些方法或模型进行预测。

从目前的研究中可以看出,再制造成本是决定不同产品及其再制造工艺经济效益的重要参考指标,也是一项评价废旧产品可再制造性的重要标准^[7]。因此,再制造成本的研究对于再制造的实施有着重要的参考作用。由于其客观性和准确性,成本预测将是再制造的关键部分和前提条件,更有利于再制造决策。废旧产品再制造成本预测已经成为热点问题,吸引了众多学者。针对机床故障特征造成的再制造成本差异,张旭刚^[8]建立了基于工作成本法和案例推理的再制造机床成本分析与预测模型。QIN 等^[5]提出了一种基于神经网络的成本估算模型,以估算工程机械液压缸的再制造成本。WANG 等^[9]提出了一个考虑再制造业务中的各种关键成本因素的综合方法,以评估组件再利用的经济效应。GOODALL 等^[10]开发了一种基于事例推理的方法,估计信息不确定时再制造活动的成本。此外,刘志峰等^[11]和向红等人^[12]分别建立了基于线性回归和支持向量机的机电产品再制造成本预测模型。

上述研究大部分都是在仅考虑影响成本的部分特征下,建立了针对特定对象的再制造成本预测模型或方法。尽管在以往的应用中取得了良好的效果,但在目前的可再制造性评估过程中,成本预测仍然存在一些障碍。目前再制造成本预测的难点可概括为 2 个方面:(1) 废旧产品再制造过程面临许多不确定性,这些不确定性因素导致了再制造方案的多样化,使得再制造成本难以基于案例推理的方法预测;(2) 再制造成本是一个动态随机变量,包含许多已知或未知的影响因素,涉及到废旧产品的整个生命周期,因此,建立总成本与一些因素之间线性关系的传统预测方法已不可行。由于这些因素,传统的预测模型或方法已经无法获得比较准确的结果。因此,本文作者建立了基于粒子群优化 BP 神经网络算法的再制造成本预测模型。

在对废旧产品再制造成本关键因素进行识别和成本构成进行分析的基础上,利用基于粒子群算法改进 BP 神经网络的方法实现成本预测。与传统的方法相比,再制造成本的关键影响因素通过决策试验和评估实验室方法进行识别,并用作 BP 神经网络的输入,建立成本预测模型。试验结果表明,利用所提出的模型可以在再制造成本预测中获得较准确的结果。

1 废旧产品再制造过程成本构成及其影响因素

1.1 成本构成分析

废旧产品再制造过程主要包括拆卸、清洗、检测、再加工、再装配和出厂前测试等^[13]。广义再制造由 3 个过程组成:(1) 废旧产品的回收过程。在这个过程中,再制造商从顾客手中购买毛坯并运回到再制造车间;(2) 产品在车间的修复过程。这是传统意义上的再制造过程;(3) 产品重新进入市场的过程。这个过程主要包括运输、售后服务等。在完整的再制造系统中,每个阶段都会产生相应的成本。

根据以上分析,废旧产品的再制造总成本包括零部件再制造费用和整机在其他工艺如回收、拆卸、清洗、检测等过程所产生的费用。由此,再制造总成本可以表示为

$$C_{\text{total}} = \sum_{i=1}^9 C_i \quad (1)$$

即再制造总成本是由废旧产品回收成本 C_1 、拆卸成本 C_2 、检测成本 C_3 、清洗成本 C_4 、再制造加工成本 C_5 、购买新零部件费用 C_6 、废弃零部件的处理成本 C_7 、再制造装配成本 C_8 、再制造产品销售成本 C_9 构成的。

与传统制造的过程相比,再制造过程存在着大量的不确定性因素,这些不确定性因素使得再制造成本具有不确定性、随机性的特点。比如,由于回收过程中废旧产品到达时间和数量的不确定性,导致回收成本具有不确定性;由于拆卸时间、工艺方法不确定,会产生拆卸成本的不确定;由于废旧产品本身的故障类型、失效程度、质量状态等不确定性,使得产品再制造的工艺路线、再制造率等不确定,进一步导致了再制造检测成本、清洗成本、加工成本等不确定;由于再制造产品的需求不确定性,导致了再制造产品销售成本的不确定性。

再制造成本构成分项众多,并且各分项成本受不同的因素影响,导致再制造成本具有随机性、不确定性。通过对各分项成本进行预测以叠加得到总成本或者传统线性回归方法都会产生较大误差,并且预测精度低;基于实例推理的方法也由于再制造过程的众多不确定性因素而得不到很好的效果。因此,在不确定的环境中,找出影响再制造成本的主要因素,是合理预测再制造成本的关键。

1.2 影响因素分析

为了对废旧产品再制造成本进行预测,首先要分析影响再制造成本的主要因素。影响再制造成本的因素很多,包括废旧产品本身的特征参数和市场环境因素,它们构成了在再制造过程中的主要成本驱动因素。SUNDIN 和 BRAS^[13]提出在很大程度上,再制造零件和替换零件的数量对再制造成本有重大影响;故障类型会影响废旧产品的拆卸、装配、清洗、检测和再加工,也相应决定了这些过程的成本。

影响因素的识别和分析是搜索技术和评估方法的结合,其目的是确定成本预测模型的参数,从而提供准确的支持^[14]。有许多方法可以用于影响因素识别,最受欢迎的方法是决策试验和评估实验室(DMATL)、灰色关联分析(GRA)、随机森林(RF)等。与其他方法相比,由于DEMATEL方法具有解决复杂系统中各因素的相关关系等特点与优势,已被众多学者广泛应用,并且取得了较理想的研究成果^[15]。因此,本文作者采用DEMATEL方法实现该研究中的影响因素识别。传统的方法通过绘制象限因果图来确定关键因素,无法对每个因素进行重要度排序,因此本文作者对其进行改进,主要步骤如下。

(1) 构建各因素之间的直接影响矩阵 $X = (x_{ij})_{n \times n}$ 。其中, x_{ij} 表示因素 i 对 j 的影响程度,可以采用“1-9”标度方法进行度量,由小到大表明影响程度越来越大,且规定 $x_{ij} = 0 (i = j)$ 。

(2) 规范化直接影响矩阵,得到矩阵 M 。

(3) 计算得到综合影响矩阵 S 。

$$S = M(I - M)^{-1} \quad (2)$$

式中: I 为单位矩阵。

(4) 计算各要素的影响度 D 与被影响度 R 。

$$\begin{cases} D = \sum_{j=1}^n s_{ij} & i = 1, 2, \dots, n \\ R = \sum_{i=1}^n s_{ij} & j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (3)$$

(5) 计算各要素的中心度 Z 和原因度 Y 。

$$\begin{cases} Z = D + R \\ Y = D - R \end{cases} \quad (4)$$

(6) 计算各因素综合重要度 Q , 并进行排序。

$$Q_i = \alpha Z_i + \beta Y_i \quad (5)$$

式中: α 、 β 为权重。

通过专家评分,采用DEMATEL方法确定再制造成本影响因子,其中关键影响因子如下:再制造零件比率 C_1 、故障类型 C_2 、失效程度 C_3 、购买新零件的费用 C_4 、产品原始服役时长 C_5 、维修次数 C_6 。其中,再制造零件比率、购买新零件的费用、产品原始服役时长和维修次数为直接量化指标;故障类型为定性指标,可以用模糊概念来表达,如磨损、腐蚀、断裂、变形,可分别对应表示为1—4;失效程度定义为微小失效-0.25,一般失效-0.50,中度失效-0.75,严重失效-1。

2 再制造成本预测模型

2.1 预测模型的总体框架结构

废旧产品再制造成本预测模型总体框架如图1所示。该预测模型利用废旧产品的全寿命周期数据和报废时的状态信息,首先执行成本构成分析和影响因素,然后基于影响因素识别建立基于粒子群优化BP神经网络的预测模型,将数据输入到预测模型得到结果。根据成本预测结果,评估废旧产品的可再制造性,为企业实施再制造提供了战略决策支持。

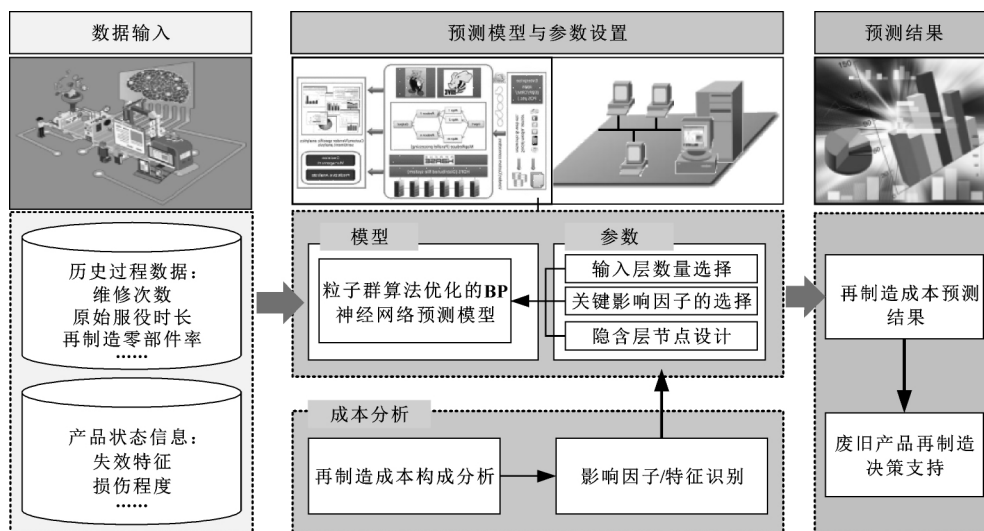


图1 废旧产品再制造成本预测模型总体框架

所提出的成本预测方法的实施过程包括3个阶段的集成,即数据收集和处理、预测方法选择和参数设置、预测结果呈现和决策支持。这种数据分析与成本预测方法的集成为探索再制造战略与市场行为之间的内在联系提供了新的途径。

2.2 BP神经网络与PSO算法的建模过程

由于人工神经网络具备良好的非线性映射能力、快速的并行处理能力、较强的自学习自组织能力及完备的联想能力等,因此在很多领域得到了应用。其中,BP网络是目前应用最广的神经网络模型之一。

其结构简单、仿真能力强、易于实现,近年来已被广泛地应用于评估预测、专家系统、图像处理、故障诊断等领域。神经网络由大量神经元非线性系统组成,每个神经元的功能和结构相对简单,但由大量神经网络组成的神经网络系统非常复杂^[16]。系统通过其状态生成模块对外部输入信息的动态响应来处理信息。

BP 神经网络是单向传播的多层网络,分为输入层、隐含层和输出层 3 个层次,分为前向和后向传播。通过前向传播和后向传播误差可以调整每层的权重,权重调整过程就是 BP 神经网络的学习和训练过程。减少输出误差的过程是一个循环的往复运动,直到达到终止条件。图 2 是本文作者设计的神经网络预测模型。

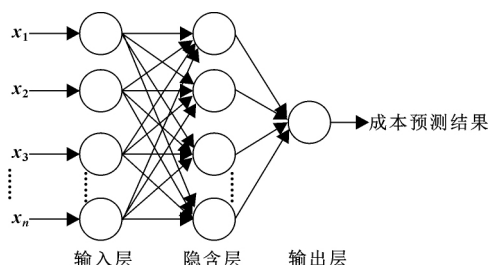


图 2 所设计的神经网络预测模型

输入层有 n 个节点,分别对应选定的 n 个影响因子。为使数据具有典型而优秀的泛化能力,对数据样本进行归一化处理。归一化公式如下:

$$x' = \frac{2(x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} - 1 \quad (6)$$

式中: x 、 x' 分别表示数据归一化前后的值; x_{\min} 、 x_{\max} 分别表示同一维度下的最小参数、最大参数。

输出层设置 1 个节点,代表成本预测结果。隐含层节点的数量由经验公式 $m = \sqrt{n + l} + a$ 确定。其中, m 代表隐层节点的数量, n 代表输入层中节点的数量, l 代表输出层中节点的数量, a 为 1~10 之间的随机数。如下所示, Sigmoid 函数被用作隐藏层和输出层的激活函数。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}} \quad (7)$$

尽管 BP 神经网络具有很好地逼近非线性映射的能力,但传统的 BP 神经网络收敛速度慢、局部极值较小。为此,需要改进 BP 算法。引入粒子群算法 (Particle swarm optimization, 简称 PSO) 优化 BP 的初始权值和阈值,加快 BP 神经网络的收敛速度。

PSO 算法是一种基于群体智能理论的随机全局优化技术,可智能搜索解空间,通过粒子间的相互作用找到最优解^[17]。其思想来自人工生命和进化计算理论,其基本概念来自对鸟类捕食行为的研究。粒子群优化算法的思想是将个体视为多维空间中的粒子,每

个粒子都有初始速度,并根据自己的飞行经验和团体经验修改自己的状态。假定该组由 M 个粒子组成,第 i 个粒子在时间 t 的位置属性设置为 x_i^t 、速度属性设置为 v_i^t 。在每一代中,粒子都将紧跟着 2 个极端解,一个是粒子本身迄今为止所发现的最优解 p_i^t ,另一个是迄今为止整个粒子发现的最优解 p_m^t 。然后,通过式 (8)、(9) 更新粒子的状态。

$$v_i^{t+1} = v_i^t + c_1 r_1 (p_i^t - x_i^t) + c_2 r_2 (p_m^t - x_i^t) \quad (8)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad 1 \leq i \leq M \quad (9)$$

式中: r_1 、 r_2 为区间 (0, 1) 内均匀分布的随机数; c_1 、 c_2 为学习因子。

2.3 粒子群优化神经网络算法

粒子群算法和神经网络算法是不同的优化策略,在应用和信息处理方式上存在很多差异。神经网络算法可以用于模式识别、最优控制和预测等,粒子群算法主要应用于信号处理和函数机制,二者可以相互结合形成更有效的优化方法。

本文作者采用粒子群优化算法的全局搜索能力来优化神经网络的权值和阈值,提高神经网络的学习能力和预测效率,该算法流程如图 3 所示。

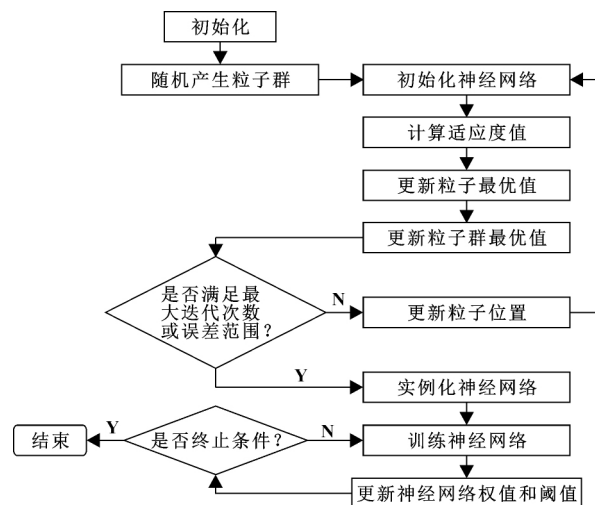


图 3 粒子群优化神经网络算法流程

3 案例分析

该研究以某机床厂 C6132A1 型机床的再制造实施为例进行成本预测。以 1.2 节得到的 6 个关键影响因素和总成本设置为神经网络模型的输入和输出。由于 BP 网络的输入和输出在 [0, 1] 或 [-1, 1] 中连续取值,因此样本数据和期望输出需要通过公式 (7) 进行归一化。考虑到结果的准确性,隐层节点数分别记为 4、5、6、7,最终选择的节点数为 4。

通过比较实际值、神经网络的预测结果和 PSO 神经网络的预测结果 (如图 4 所示),可以看出 PSO 神经网络预测再制造成本的准确性高于未经优化的 BP 神经网络。

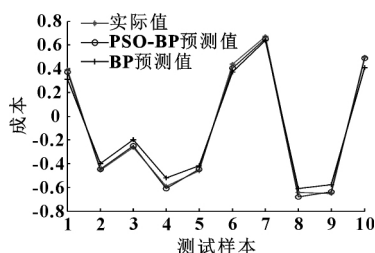


图 4 3 种方法预测成本对比

利用基于粒子群算法的 BP 神经网络模型预测 C6132A1 型废旧机床的再制造成本。预测结果和误差如表 2 所示。

从表 2 可以看出, 预测的相对误差不超过 10%, 预测结果的比较如表 3 所示。

针对以上分析可以发现, PSO 神经网络算法对再制造成本预测模型的预测精度较高、泛化能力较强、收敛速度较快、训练时间较短, 因此优于其他一般神经网络模型。

表 2 基于粒子群算法的 BP 神经网络模型预测结果和误差

序号	预测值	实际值	误差	相对误差 /%
1	0.370 66	0.392 07	0.021 41	5.78
2	-0.448 15	-0.457 10	-0.008 95	2.00
3	-0.249 20	-0.264 52	-0.015 32	6.15
4	-0.611 86	-0.590 80	0.021 06	-3.44
5	-0.446 82	-0.459 30	-0.012 48	2.79
6	0.403 39	0.438 60	0.035 21	8.73
7	0.650 32	0.673 52	0.023 20	3.57
8	-0.682 44	-0.645 02	0.037 42	-5.48
9	-0.636 45	-0.654 87	-0.018 42	2.89
10	0.488 20	0.499 10	0.010 90	2.23

表 3 预测结果的比较

模型	平均相对 误差 /%	训练 步数	泛化 能力
基本 BP 神经网络	4.02	187	弱
粒子群优化 BP 神经网络	2.52	6	强

为了验证该算法的有效性, 引入改进的神经网络算法进行比较。经过多次验证, 基于粒子群优化 BP 神经网络的再制造成本预测方法具有速度快、精度高的优点, 为实施再制造提供更可靠的支持。

4 结论与展望

本文作者在研究再制造成本的构成及影响因素的基础上, 提出了基于粒子群优化 BP 神经网络的废旧产品再制造成本预测方法。将所提出的预测方法与实际结果和未经优化的神经网络预测结果进行了比较。结果表明, 所提出的方法具有较好的预测精度和较高的准确性, 能够有效缩短预测所需的时间, 在实际应用中具有可行性。

本文作者提出的方法适用于有大量数据积累的再

制造企业进行成本预测, 能大大提高预测精度, 为企业再制造决策提供强有力的支持。未来的研究工作应着眼于与智能技术相结合的综合预测软件系统的建设和动态数据挖掘算法的发展, 以实现快速、准确、方便的成本预测。

参考文献:

- [1] 徐滨士. 发展再制造工程促进循环经济建设 [J]. 中国设备工程 2005(2): 4-5.
- [2] ZHANG Y F, REN S, LIU Y, et al. A big data analytics architecture for cleaner manufacturing and maintenance processes of complex products [J]. Journal of Cleaner Production 2017, 142: 626-641.
- [3] XU Y C, FENG W. Develop a cost model to evaluate the economic benefit of remanufacturing based on specific technique [J]. Journal of Remanufacturing 2014, 4(1): 1-12.
- [4] MURAYAMA T, YAMAMOTO S, OBA F. Mathematical model of reusability [C] // Proceedings of the 2004 IEEE International Symposium on Electronics and the Environment. Scottsdale: IEEE 2004: 183-188.
- [5] QIN P P, SUN Y, SHU J W, et al. Estimation of the remanufacturing cost of engineering machinery hydraulic cylinder [C] // Proceedings of the 2015 3d International Conference on Advanced Information and Communication Technology for Education, Atlantis Press 2015.
- [6] DU Y, CAO H, CHEN X, et al. Reuse-oriented redesign method of used products based on axiomatic design theory and QFD [J]. Journal of Cleaner Production 2013, 39(1): 79-86.
- [7] GHAZALLI Z, MURATA A. Development of an AHP-CBR evaluation system for remanufacturing: end-of-life selection strategy [J]. International Journal of Sustainable Engineering 2011, 4(1): 2-15.
- [8] 张旭刚. 废旧机床再制造性评估与再制造工艺方案决策方法研究 [D]. 武汉: 武汉科技大学 2014.
- [9] WANG W Y, MO D Y, WANG Y, et al. Assessing the cost structure of component reuse in a product family for remanufacturing [J]. Journal of Intelligent Manufacturing 2019, 30(2): 575-587.
- [10] GOODALL P, GRAHAM I, HARDING J, et al. Cost estimation for remanufacture with limited and uncertain information using case based reasoning [J]. Journal of Remanufacturing 2015, 5(1): 1-10.
- [11] 刘志峰, 毕道坤, 刘涛. 基于线性回归模型的机电产品再制造费用预测 [J]. 机械设计与制造 2011(9): 258-260.

LIU Z F, BI D K, LIU T. Estimating for remanufacturing cost of mechanical and electrical products based on linear regression [J]. Machinery Design & Manufacture 2011, 46(9): 258-260.

(下转第 20 页)

化方法的可行性。结果表明: 优化过后的磁流变阻尼器的最大阻尼力增加了 30%, 平均功耗降低了 46%。该优化方法取得了良好的优化效果, 也为其他阻尼器的优化提供了新思路。

参考文献:

- [1] 胡国良, 张佳伟. 磁流变阻尼器结构优化设计研究现状[J]. 机床与液压, 2019, 47(1): 145–150.
HU G L, ZHANG J W. State of the art review on structural optimization design of magnetorheological damper[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(1): 145–150.
- [2] 关新春, 郭鹏飞, 欧进萍. 磁流变阻尼器的多目标优化设计与分析[J]. 工程力学, 2009, 26(9): 30–35.
GUAN X C, GUO P F, OU J P. Multi-objective optimization of magnetorheological fluid dampers[J]. Engineering Mechanics, 2009, 26(9): 30–35.
- [3] PARLAK Z, ENGIN T, ÇALLI. Optimal design of MR damper via finite element analyses of fluid dynamic and magnetic field[J]. Mechatronics, 2012, 22(6): 890–903.
- [4] MA H, LIAO W H. Design optimization of amagneto-rheological brake in powered knee orthosis[J]. Active and Passive Smart Structures and Integrated Systems, 2015, 9431: 131–142.
- [5] 杨文荣, 张瑞雪, 郭小双, 等. 磁流变减振器的优化设计与实验研究[J]. 机床与液压, 2017, 45(21): 117–121.
YANG W R, ZHANG R X, GUO X S, et al. Optimization design and experimental study of magnetorheological damper[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2017, 45(21): 117–121.
- [6] 闫占辉, 关铁鹰. 磁流变液阻尼器用于铣削颤振控制的仿真分析[J]. 机床与液压, 2017, 45(23): 154–157.
YAN Z H, GUAN T Y. Simulation analysis of milling chatter control to MRF damper[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2017, 45(23): 154–157.
- [7] 周炎, 朱炜, 芮筱亭, 等. 双出杆磁流变阻尼器设计与性能分析[J]. 噪声与振动控制, 2017, 37(2): 178–181.
ZHOU Y, ZHU W, RUI X T, et al. Design and behavior analysis of two-way pusher-over MRD[J]. Noise and Vibration Control, 2017, 37(2): 178–181.
- [8] 董小闵, 丁飞耀, 管治, 等. 面向高速的磁流变缓冲器多目标优化设计及性能研究[J]. 机械工程学报, 2014, 50(5): 127–134.
DONG X M, DING F Y, GUAN Z, et al. Multi-objective optimization and performance research of magneto-rheological absorber under high speed[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(5): 127–134.
- [9] 蔡路, 涂奉臣, 潘亚嘉. 剪切阀式磁流变阻尼器实用设计方法研究[J]. 机械科学与技术, 2016, 35(12): 1925–1929.
CAI L, TU F C, PAN Y J. Studying a simplified method of designing shearing valve type magnetorheological fluid damper[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2016, 35(12): 1925–1929.
- [10] 王春林, 叶剑, 曾成, 等. 基于 NSGA-II 遗传算法高比转速混流泵多目标优化设计[J]. 农业工程学报, 2015, 31(18): 100–106.
WANG C L, YE J, ZENG C, et al. Multi-objective optimum design of high specific speed mixed-flow pump based on NSGA-II genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(18): 100–106.

(责任编辑: 张楠)

(上接第 38 页)

- [12] 向红, 夏绪辉, 王蕾, 等. 基于支持向量机的机电产品再制造成本预测方法[J]. 机械设计与制造, 2016(4): 268–272.
XIANG H, XIA X H, WANG L, et al. A prediction method for remanufacturing cost of mechanical and electrical products based on support vector machine[J]. Machinery Design & Manufacture, 2016(4): 268–272.
- [13] SUNDIN E, BRAS B. Making functional sales environmentally and economically beneficial through product remanufacturing[J]. Journal of Cleaner Production, 2005, 13(9): 913–925.
- [14] KUMAR A, SHANKAR R, THAKUR L S. A big data driven sustainable manufacturing framework for condition-based maintenance prediction[J]. Journal of Computational Science, 2017, 27: 428–439.
- [15] 卢小丽, 赵越, 王立伟. 基于 DEMATEL 方法的乡村旅游发展影响因素研究[J]. 资源开发与市场, 2017, 33(2): 209–213.
LU X L, ZHAO Y, WANG L W. Analysis of influence factors of rural tourism development based on DEMATEL model[J]. Resource Development & Market, 2017, 33(2): 209–213.
- [16] 邢晓敏, 刘洪涛, 丁震宇, 等. 基于 BP 神经网络的高精度基波频率检测方法研究[J]. 东北电力大学学报, 2015, 35(1): 42–45.
XING X M, LIU H T, DING Z Y, et al. Research on high precision of fundamental frequency detection method based on BP neural network[J]. Journal of Northeast Dianli University, 2015, 35(1): 42–45.
- [17] ELONS A S, MAGDI D A, ELGENDY M Y. A proposed model for predicting the drilling path based on hybrid PSO-BP neural network[C]//Proceedings of 2016 SAI Computing Conference (SAI). London: IEEE, 2016: 148–155.

(责任编辑: 张楠)