

文章编号: 1006-4710(2012)01-0062-05

基于 MPSO-RBF 神经网络的切向刚度研究

杨红平, 傅卫平, 王伟

(西安理工大学 机械与精密仪器工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 为了能更快速、准确地计算在多影响因素下的机械结合面切向刚度, 采用改进的粒子群算法优化径向基神经网络参数, 实现了两个算法的有机结合。考虑结合面的材质、表面加工方法、表面粗糙度、结合面面压、介质等影响结合面切向刚度的因素, 以实验参数作为样本, 利用建立的模型进行了结合面切向刚度仿真, 并对仿真结果与实验结果进行了对比分析。分析结果表明, 模型预测精度可达 92% 以上。

关键词: 改进粒子群优化算法; 径向基神经网络; 机械结合面; 切向刚度

中图分类号: TP183, TH123 **文献标志码:** A

Research on Tangential Stiffness Modeling Based on MPSO-RBF Neural Network Algorithm

YANG Hongping, FU Weiping, WANG Wei

(Faculty of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: In order to calculate the mechanical joint surface tangential stiffness under the influence of multi-factors quickly and accurately, the modified particle swarm algorithm is adopted to train and to optimize the radial basis function neural network parameters, whereby realizing the organic combination of two algorithms. In considering the material quality on joint surface, surface machining method, surface roughness, surface pressure on joint surface, medium and other factors affecting tangential stiffness on joint surface and with experiment parameters as the model, the established model is used to simulate the tangential stiffness on joint surface. A contrast analysis is made of the simulation results and experimental results. The analytical results indicate that the prediction accuracy by the model can reach over 92%.

Key words: modified particle swarm optimization algorithm; radial basis function neural network; mechanical joint surface; tangential stiffness

研究装备业结合面特性参数成为国内外的热点问题^[1-2]。传统的方法是通过大量实验获得在一定条件下的特性参数, 因为影响结合面切向刚度的因素很多, 这些因素主要包括结合面的材质、表面加工方法、表面粗糙度、结合面面压、接触面间介质等, 这些因素的作用机理非常复杂, 且多具有强烈的非线性特性^[2-4], 通过实验方法获得的数据有限, 必须寻找一个能有效描述各组合因素对接触刚度的影响规律的方法。

近几年, 利用仿生学进行结合面特性参数建模研究已取得了一定成果^[5-6]。神经网络具有较好的

非线性和自学习能力, 收敛速度快, 但获取数据成本很高, 数据中往往包含噪声, 隐含层神经元数凭经验确定。而粒子群优化算法具有依赖的经验参数较少、收敛速度快等优点, 但存在易于陷入局部极值、过早收敛和收敛性能差等缺点^[8]。

本文采用改进的粒子群(简称 MPSO)和径向基(简称 RBF)神经网络算法相结合的算法, 对机械结合面切向接触刚度进行预测。计算结果表明, 该方法能有效描述各组合因素对接触刚度的影响规律, 加快了网络学习速度, 并提高了机械结合面切向接触刚度的预测精度。

收稿日期: 2011-10-20

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(“973”)基金资助项目(2009CB724406)。

作者简介: 杨红平(1974-), 男, 博士生, 研究方向为表面工程、智能控制。E-mail: yanghp8@sohu.com。傅卫平(1957-), 男, 博导, 教授, 研究方向为工程非线性科学理论与应用、机械系统动力学。E-mail: weipingf@xaut.edu.cn。

1 改进粒子群与径向基神经网络混合优化算法

1) 粒子群优化算法在远离最优解的空间中发散,使得算法收敛性较差,同时,会使得群体中的粒子趋向同一,失去了粒子间解的多样性,从而导致后期收敛速度减慢、计算精度不高。

改进的标准粒子群算法为^[8]:

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \\ x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + a(m) v_{id}^{k+1} \\ v_{id}^m = a(m) v_{id}^0 \\ x_{id}^m = x_{id}^0 + v_{id}^m \\ |v_{id}^k| \leq v_{\max} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $a(m)$ 的函数关系式为^[9]:

$$a(m) = \begin{cases} m/j, v_{id}^k \geq v_{i1\max} \\ 1 \pm m/j, v_{i2\min} < v_{id}^k < v_{i1\max} \\ m, v_{id}^k \leq v_{i2\min} \end{cases} \quad (2)$$

研究表明^[10]:较大的 ω 有利于提高算法的收敛速度,较小的 ω 利于提高算法收敛精度。为此,给出对 ω 进行自适应调整的关系表达式,使 ω 值随着迭代次数的增加而逐步小。其表达式如下:

$$\omega(k) = \left[\frac{2}{1 + e^{\varepsilon k/k_{\max}}} \right] \omega_0 \quad (3)$$

2) 径向基函数神经网络由输入层、隐含层和输出层三层组成,输入层节点传递输入信号至隐含层,隐含层节点由基函数构成,从输入层空间到隐含层空间的变换是非线性的,而从隐含层空间到输出层空间的变化是线性的。

径向基函数是一种局部分布的对中心点径向对称衰减的非负非线性函数。则第 i 层神经元输出表达式为^[11]:

$$h_i(x) = \exp[-\|x - c_i\| / (2\sigma_i^2)] \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

第 k 个输出层单元的输出为:

$$y_k = \sum_{i=1}^m h_i w_{ik} \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

判别每个粒子的适应值公式如下^[8]:

$$y_{\text{fit}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n (y_i - y_k)^2 \quad (6)$$

径向基神经网络算法是以误差平方和作为目标函数,改进粒子群算法则是一个寻优的计算过程,将二者有机结合起来对径向基神经网络参数进行训练,优化其参数,然后将优化的参数应用到径向基神经网络算法中,从而实现径向基神经网络的进一步

精确优化。

2 改进粒子群-径向基神经网络在结合面切向接触刚度中的应用

在一定条件下,机械结合面切向接触刚度和结合面法向载荷之间存在非线性关系。本文应用改进粒子群-径向基神经网络算法,建立了在一定条件下结合面切向刚度与法向载荷之间的数学模型并应用此模型进行了预测。具体方法如下:用 MPSO 算法对 RBF 的网络权值进行要求收敛精度的全局寻优,然后,以该训练后的网络权值作为径向基神经网络的权值参数;用结合面切向刚度作为算例,以影响其主要因素,如:配对材料、表面粗糙度、表面加工方法、结合面介质、法向载荷实验数据为径向基神经网络的输入样本,结合面切向刚度实验数据为输出样本训练,每次训练完成后,以适应度函数 y_{fit} 计算出每个粒子的个体极值,选出最好的个体极值作为全局极值,作为下次迭代中神经网络的最优权值。当迭代达到最小误差时,停止迭代,全局极值对应的径向基神经网络权值与连接结构,即为训练问题的最优解,从而实现结合面切向刚度与法向载荷之间的映射关系。

2.1 参数设计

初始参数分别为: $\varepsilon = 0.7$, 惯性因子 $\omega = 0.6$, $\omega_0 = 0.9$, $c_1 = 2$, $c_2 = 2.2$, r_1, r_2 的范围为 $[0, 1]$, σ_i 的范围为 $[0.1, 3]$ 。表 1 列出了 4 种机械结合面切向刚度实验条件。

表 1 4 种机械结合面切向刚度实验组合条件

Tab. 1 4 kinds machined joints experimental conditions

实验编号	配对材料	对应粗糙度	加工方法	介质
1	铸铁-贴塑 1	0.4 ~ 2.4	磨削-刮削	空气
2	铸铁-贴塑 1	0.4 ~ 2.4	磨削-磨削	20 号机油
3	铸铁-贴塑 2	0.4 ~ 3.0	磨削-刮削	20 号机油
4	铸铁-贴塑 2	0.4 ~ 3.0	磨削-磨削	20 号机油

2.2 影响因素定量化描述

影响结合面切向刚度的因素其量纲不统一,为此按照物理、力学等本质特性对无数数值量化的影响因素进行了人为定量化描述。具体定量化描述如下:磨削-磨削的定量化为 0.2,磨削-刮削的定量化为 0.4;铸铁-贴塑 1 定量化为 0.6,铸铁-贴塑 2 定量化为 0.7;空气介质定量化为 0.1,20 号机油介质定量化为 0.1。

3 结果与误差分析

图1是1号实验的情况。由图1a可以看出,两曲线走势相同,仿真曲线在实验曲线附近振荡,从局部细节看,仿真曲线表现出一定的误差。图1b为实验拟合曲线和仿真曲线的误差分析图,当法向面压在0.8~1.2 MPa范围内,两曲线表现出较大的误差,预测最大相对误差为 $\pm 8\%$,预测精度可达92%,表现出较高的预测精度。

图2是2号实验的情况。从图2a中的实验曲线和仿真曲线可以看出,仿真曲线和实验曲线走势保持一致,当法向面压在0.8~0.9 MPa范围内,模型仿真曲线与实验拟合曲线相差较大。由图2b可以看出,虽然局部地方预测精度不大,但总体预测精度在95%以上。

结合图1、图2,结合面材料和表面粗糙度不变时,只改变结合面介质和试件表面的加工方法,从仿真结果可以看出,该模型能较好地预测改变介质的结合面切向刚度。

图3、图4分别是3号和4号实验的情况。从图3a可以看出,仿真曲线围绕实验曲线上下波动,两曲线的走势也相同,服从指数分布规律。图3b的误差分析曲线进一步表明,预测误差在 $\pm 6\%$ 以内,即预测准确度达94%以上。图4a曲线表明,预测曲线和实验曲线的重合性较好,从图4b的误差曲线可以进一步看出,预测误差在3%,预测精度可达97%以上。

对比图3、图4可以看出,改变结合面试件的加工方法,该模型能较好地进行结合面切向刚度预测与仿真。

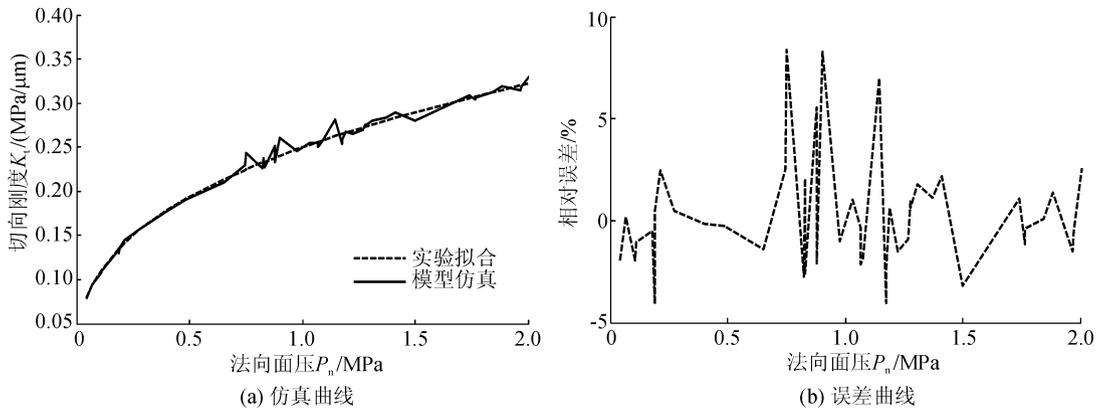


图1 铸铁(磨削)-贴塑1(刮削)仿真与误差曲线

Fig. 1 Forecast and relative error curves of iron (grinding)-plastic1 (scraping)

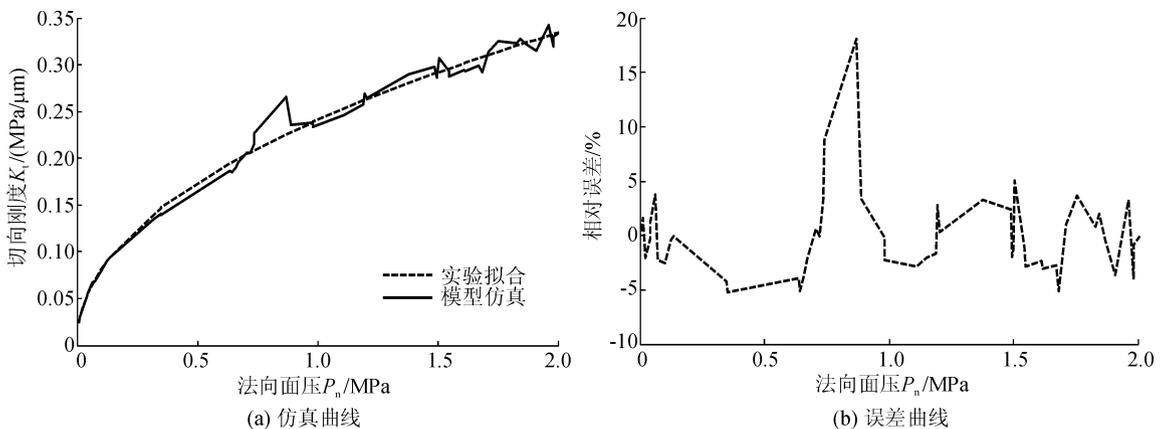


图2 铸铁(磨削)-贴塑1(磨削)仿真与误差曲线

Fig. 2 Forecast and relative error curves of iron (grinding)-plastic1 (grinding)

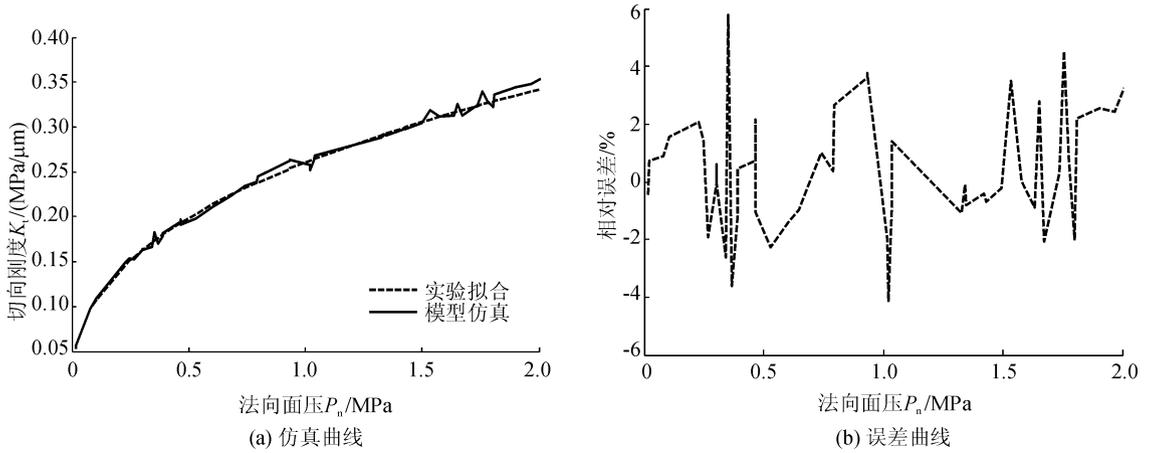


图3 铸铁(磨削)-贴塑2(刮削)仿真与误差曲线

Fig. 3 Forecast and relative error curves of iron (grinding)-plastic2 (scraping)

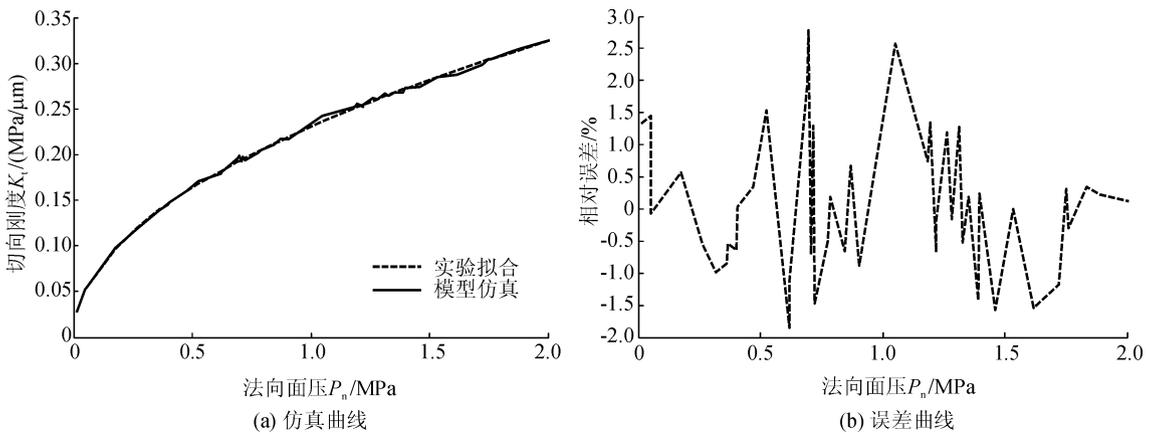


图4 铸铁(磨削)-贴塑2(磨削)仿真与误差曲线

Fig. 4 Forecast and relative error curves of iron (grinding)-plastic2 (grinding)

以上为配对副条件下结合面切向刚度的仿真曲线和误差分析。与文献[5]预测精度相比,采用改进粒子群-径向基神经网络算法仿真结合面切向刚度,预测精度较高,可达92%以上。

4 结论

本文采用改进粒子群优化算法训练径向基神经网络模型的参数,给出了其混合优化算法。以机械结合面切向刚度作为算例,通过结合面切向刚度实验曲线和仿真曲线对比以及相对误差分析,表明改进粒子群-径向基神经网络算法输出稳定性好,收敛快,算例的预测精度可达92%以上。

参考文献:

[1] 张学良,温淑花. 基于接触分形理论的结合面切向接触刚度分形模型[J]. 农业机械学报,2002,33(3): 91-97.
Zhang Xueliang, Wen Shuhua. A fractal model of tangential contact stiffness of joint surfaces based on the contact frac-

tal theory[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2002,33(3): 91-97.
[2] Fu Weiping, Huang Yumei, Zhang Xueliang, et al. Experimental investigation of dynamic normal characteristics of machined joint surfaces[J]. ASME Transactions: Journal of Vibration and Acoustics, 2000, 122(4): 393-398.
[3] Konowalski Konradfde. Experimental research and molding of normal contact stiffness and contact damping of machined joint surfaces[J]. Advances in Manufacturing Sciences and Technology, 2009, 33(3): 53-68.
[4] 刘万军,张孟华,郭文越. 基于MPSO算法的云计算资源调度策略[J]. 计算机工程,2011, 37(6): 43-44,48.
Liu Wanjun, Zhang Menghua, Guo Wenyue. Cloud computing resource schedule strategy based on MPSO algorithm [J]. Computer Engineering, 2011, 37(6): 43-44,48.
[5] 温淑花,张学良,倪润堂. 机械结合面切向接触阻尼的神经网络结构化建模[J]. 农业机械学报,2002,33(1): 87-89.
Wen Shuhua, Zhang Xueliang, Ni Runtang. Modelling of tangential contact damping in machine Joints using neural

- network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2002,33(1):87-89.
- [6] 杨红平,傅卫平,师彪,等. 基于改进粒子群和神经网络的机械结合面法向刚度建模[J]. 农业机械学报, 2011, 42(3): 259-264.
Yang Hongping, Fu Weiping, Shi Biao, et al. Normal contact stiffness forecast of machined joints based on modified PSO-BP neural network algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2011, 42(3): 259-264.
- [7] 赵高强, 傅璿. 基于量子粒子群-径向基神经网络模型的风速预测[J]. 内蒙古大学学报:自然科学版, 2011, 42(1):27-31.
Zhao Gaoqiang, Fu Li. Wind speed forecasting based on quantum-behaved particle swarm optimization and radial basis function neural network model[J]. Journal of Inner Mongolia University (Natural Science Edition), 2011, 42(1):27-31.
- [8] 师彪,李郁侠,于新华,等. 基于改进粒子群-模糊神经网络的短期电力负载预测[J]. 系统工程理论与实践, 2010,30(1):157-166.
Shi Biao, Li Yuxia, Yu Xinhua, et al. Short-term load forecasting based on modified particle swarm optimizer and fuzzy neural network model[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2010,30(1):157-166.
- [9] 方仍存,周建中,张勇传,等. 基于粒子群优化的非线性灰色 Bernoulli 模型在中长期负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2008, 32(12):60-64.
Fang Rengcun, Zhou Jianzhong, Zhang Yongchuan, et al. Application of particle swarm optimization based nonlinear grey Bernoulli model in medium-and long-Term load forecasting [J]. Power System Technology, 2008, 32(12): 60-64.
- [10] Senthil Arumugam M, Rao M V C, Chandramohan A. A new and improved version of particle swarm optimization algorithm with global—local best parameters[J]. Knowledge and Information Systems, 2008, 16(3):331-357.
- [11] 宋锡友. 径向基神经网络的研究及在粒度软测量中的应用[D]. 辽宁:东北大学, 2009.
Song Xiyou. Research and application in particle size soft-sensor of radial basis function neural network[D]. Liaoning: Northeastern University, 2009.

(责任编辑 王卫勋)