# 基于改进粒子群与神经网络的机械结合面法向刚度建模\*

杨红平<sup>1</sup> 傅卫平<sup>1</sup> 师 彪<sup>2</sup> 王 雯<sup>1</sup> 杨世强<sup>1</sup> 王 伟<sup>1</sup> (1. 西安理工大学机械与精密仪器工程学院,西安 710048; 2. 西安理工大学水利水电学院,西安 710048)

【摘要】 为了提高机械结合面法向接触刚度预测精度,提出一种改进粒子群优化算法,并用改进粒子群算法 优化 BP 神经网络的参数组合,实现了粒子群和 BP 神经网络相结合的算法模型。将影响结合面法向接触刚度的因 素进行了特征分析和定量化描述,并用该算法进行法向接触刚度预测和相对误差分析。计算结果表明,计算准确 度可达 92%,实现了多种影响因素组合下的机械结合面法向接触刚度的建模。

关键词:机械结合面 法向刚度 改进粒子群算法 BP 神经网络 模型 中图分类号:TH123 文献标识码:A 文章编号:1000-1298(2011)03-0219-05

## Modeling of Machined Joints Normal Stiffness Using Modified PSO – BP Neural Network Algorithm

Yang Hongping<sup>1</sup> Fu Weiping<sup>1</sup> Shi Biao<sup>2</sup> Wang Wen<sup>1</sup> Yang Shiqiang<sup>1</sup> Wang Wei<sup>1</sup> (1. Faculty of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi' an University of Technology, Xi' an 710048, China 2. Institute of Water Resources and Hydro-electric Engineering, Xi' an University of Technology, Xi' an 710048, China)

#### Abstract

With the aim to improve forecasting accuracy of the normal contact stiffness of machined joints, the modified particle swarm optimizer (MPSO) algorithm was proposed. The BP neural network parameters were optimized by the MPSO algorithm. The normal contact stiffness of machined joints was forecasted under different experimental conditions, and the relative errors were analyzed. The results showed that the forecast precision could reach to 92%, and the contact stiffness of machined joints was modeled for various affecting factors.

Key words Machined joints, Normal stiffness, Modified PSO, BP neural network, Model

#### 引言

机械结合面的接触刚度受多种因素的影响,主要包括结合面接触面压、结合面配对副材料、加工方法、表面粗糙度、结合面间的介质等,其影响因素之间存在复杂的非线性映射关系,很难用解析或经验的公式表达这种关系<sup>[1~5]</sup>。目前主要还是通过实验,用曲线拟合的方法来确定它们的数值,并由此提出了一些经验公式<sup>[6-9]</sup>。但是这种方法仅适于影响因素较少和变化规律简单的问题描述,而对多影响因素问题和变化规律复杂的情况,有时难以处理。 BP(back propagation)神经网络算法具有较好 的非线性和自学习能力的特点。温淑花<sup>[10-11]</sup>用神 经网络算法对机械结合面法向和切向接触阻尼进行 了研究,但传统的 BP 神经网络算法易振荡、收敛速 度慢,易陷入局部极小值和隐含层神经元个数难以 确定等缺点。而粒子群优化(particle swarm optimizer,简称 PSO)算法在优化过程中,每个粒子 通过自身经验与群体经验进行更新,收敛速度快,但 也存在易陷于局部极值、收敛精度不高的缺陷。

本文对粒子群算法进行改进,并以改进的粒子 群算法(modified particle swarm optimizer,简称 MPSO)用来训练 BP 神经网络的参数,实现 BP 神经 网络参数自动优化;建立基于改进的粒子群-神经网

收稿日期:2010-09-27 修回日期:2010-11-18

<sup>\*</sup>国家重大科技专项资助项目(2009ZX04014-32)、国家重点基础研究发展计划(973计划)资助项目(2009CB724406)和陕西省科学研究 计划资助项目(09JK669)

作者简介:杨红平,博士生,主要从事机电系统测试与智能控制系统研究,E-mail: yanghp8@ sohu. com

络(MPSO-BP)算法的机械结合面法向接触刚度预 测模型,有效地描述各组合因素对接触刚度的影响 规律,以期提高机械结合面法向接触刚度的预测精 度。

### 1 粒子群算法改进与 MPSO - BP 神经网络 混合优化算法

粒子群优化算法是基于群体智能的全局优化计 算方法,通过粒子间的相互作用,对解析空间进行智 能搜索,从而找到最优解。但存在以下问题:整个粒 子群体都是根据全体粒子的经验向着最优解的方向 "飞行",粒子有可能错过最优解,在远离最优解的 空间中发散,使得算法不能收敛;在算法收敛的情况 下,所有的粒子都朝着最优解的方向搜索,失去了粒 子间解的多样性,使得算法后期的收敛速度明显减 慢,导致 PSO 算法所能达到的精度不高。因此,对 算法需要进一步改进,克服上述缺点。

#### 1.1 改进的粒子群算法(MPSO)

对同一方向、速度不同的新生粒子进行分类,速 度大的粒子进行全局寻优,其余进行局部寻优。为 此,引入弹性速度调整因子和自适应惯性因子,对标 准粒子群算法作以下改进<sup>[12~15]</sup>。算法为

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

式中 r<sub>1</sub>、r<sub>2</sub>----[0,1]间随机数

$$c_1, c_2$$
 ——加速度系数  $\omega$  ——惯性因子  
 $a(m)$  ——速度调整因子,  $m = 1, 2, \dots, j, j$  为  
速度间隔数

v<sup>k</sup><sub>id</sub>——粒子 i 的搜索速度分量

- $x_{id}^{k}$ ——粒子 i 的搜索位置分量
- v<sub>max</sub>——粒子飞行的最大速度

k——迭代次数

粒子位置受到弹性速度调整因子的影响,从而 使其自适应地缩小或放大,避免了算法在后期所有 粒子聚集到一个极值点附近,解决了局部粒子最优 和早熟现象。同时,MPSO 算法通过自适应调整惯 性因子,提高了算法的收敛精度。

a(m)用来决定新一代粒子位置的缩小或放大。 确定两者关系的原则是:设一个最大速度为 $v_{i1max}$ , 最小速度为 $v_{i2min}$ ,若 $v_{id}^{k} \ge v_{i1max}$ ,则a(m)把搜索速度 变小;若 $v_{id}^{k} \le v_{i2min}$ ,则a(m)把搜索速度变大;若  $v_{i2min} < v_{id}^{k} < v_{i1max}$ ,则a(m)把搜索速度在 $v_{id}^{k}$ 两边变大 和变小,只有这样,粒子才能搜索到足够的解空间。 函数为

$$a(m) = \begin{cases} m/j & (v_{id}^{k} \ge v_{i1\max}) \\ 1 \pm m/j & (v_{i2\min} < v_{id}^{k} < v_{i1\max}) \\ m & (v_{id}^{k} \le v_{i2\min}) \end{cases}$$
(2)

研究表明<sup>[12~14]</sup>,惯性因子ω对算法的优化有 很大的影响,较大的ω有利于提高算法的收敛速 度,而ω较小时则有利于提高算法的收敛精度,对ω 进行自适应调整的策略为

$$\boldsymbol{\omega} = k_1 s + k_2 e + \boldsymbol{\omega}_0 \tag{3}$$

其中 
$$e = 1 / \left( N \sum_{i=1}^{N} |(F_i^k - F^{avg})/f_2(k)|^2 \right)$$
  
 $f_2(k) = \max \{ |F_1^k - F^{avg}|, |F_2^k - F^{avg}|, \dots, |F_N^k - F^{avg}| \}$   
 $s = |(\max \{ F_{gd}^k, F_{gd}^{k-1} \} - \min \{ F_{gd}^k, F_{gd}^{k-1} \} )/f_1(k)|$   
 $f_1(k) = \max \{ \Delta F_1, \Delta F_2, \dots, \Delta F_k \}$   
 $\Delta F_i = |F_{gd}^k - F_{gd}^{k-1}|$   
式中  $\omega_0$ ——惯性权值的初始值  
 $s$ ——粒子群进化速度  
 $e$ ——群体平均适应度方差  
 $k_1$ ——速度惯性因子  
 $k_2$ ——方差惯性因子  
 $F_{gd}^k$ ——当前迭代全局最优解  $p_{gd}^k$ 对应适应度  
 $F_{gd}^{k-1}$ ——上次迭代全局最优解  $p_{gd}^k$ 对应适应度  
 $f_1(k)$ ——归—化函数  $N$ ——群体大小  
 $F_i^k$ ——当前第  $i$  个粒子的适应度  
 $F^{avg}$ ——当前粒子群的平均适应度  
 $f_2(k)$ ——归—化因子

#### 1.2 改进的粒子群算法性能测试

在相同条件下,分别用粒子群算法和改进粒子 群算法对下述公用非线性函数进行测试,并对比二 者变化趋势。

(1)非线性系统模型

$$y_{i} = x_{i}^{5} + y_{i-1} / (1 + y_{i-1}^{2}) \quad (x_{i} = \cos(10\pi w_{i}r_{s}))$$
(4)

(2)参数设置与结果比较

仿真时加速系数  $c_1 \ c_2$ 范围(-3,3),  $w_i$ 范围 (-1,1), $r_s = 0.001, k_{max} = 200, r_1 \ r_2$ 范围(0, 1), 粒子群数量为 80 个, 粒子速度范围(0, 0.5)。使两 种算法同样进化 200 代,其目标函数值(适应度函 数值)的变化如图 1 所示,由图 1 可以看出,改进粒 子群算法辨识精度更高。

#### 1.3 MPSO-BP神经网络混合优化算法及实现

应用 MPSO 优化算法算出 BP 神经网络的连接 权向量和阈值,即设粒子群的位置向量 x 的元素是 BP 神经网络的所有节点之间的连接权值和阈值,每 次迭代求出最优粒子的权向量和阈值,以及 BP 神 经网络在这组权向量和阈值的实际输出值 f<sub>i</sub>(i=1,



2,…,n),n是神经网络输入输出的样本对数。

选取 N 个粒子构成粒子群,其中每个粒子都是 D 维向量。这个向量代表神经网络模型中的所有权 值,所有权值的初始值随机产生,取值范围为[0, 1]。粒子初始群体随机产生后,以后各代粒子的位 置根据运行速度而变化。判别每个粒子的适应 值<sup>[12-13]</sup>为

$$z_{ii} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \sum_{k=1}^{l} (f_i - t_k)^2$$
 (5)

式中 t<sub>k</sub>——目标输出 l——输出节点数

优化算法的流程如下:① 初始化所有粒子的随 机位置和速度,对群体的最大迭代次数等参数进行 设定参数初始化。即:粒子的位置  $x_{id}$ 及速度  $v_{id}$ 、粒 子个数 N、惯性因子的初值  $\omega_0$ 、最大允许迭代步数  $k_{\text{max}}$ 、加速系数  $c_1$  和  $c_2$ 、个体和群体的最优位置  $p_{id}$ 、 p<sub>ed</sub>。② 对于每个粒子,将其适应值与所经历过的 最优位置 p<sub>id</sub>的适应值进行比较,若较好,则将其作 为当前的最优位置;对于每个粒子,将其适应值与 全局所经历的最优位置 p<sub>ed</sub>适应值进行比较,若较 好,则将其作为当前的全局最优位置。③评价。 以神经网络均方差作为适应度函数(z<sub>n</sub>)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。 ④更新极值。计算出每一粒子的适应度,若优于 该粒子当前的个体极值,则将 p<sub>id</sub>设置为该粒子的 位置,且更新个体极值。若所有粒子的个体极值 中最好的优于当前全局极值,则将 pgd 设置为该粒 子的位置,记录该粒子的序号,并更新全局极值。 ⑤更新惯性权重、位置和速度。⑥检验。迭代达 到最大次数或最小误差时,停止迭代,全局极值对 应的神经网络权值与连接结构,即为训练问题的 最优解。否则转到④。

#### 2 影响因素的特征分析与描述

机械结合面法向接触刚度与基本影响因素之间 的关系实际上是一个非线性映射关系,上述提到的 各个影响因素,其量纲不一,数值类型差异较大,为 此将基本影响因素进行特性定量化描述。材料影响 结合面特性主要是弹性性能,采用复合弹性模量<sup>[16]</sup> 来对材料配对副描述,复合弹性模量越小,定量化描 述数值越大。轴承钢-铸铁配对副的复合弹性模量 为135 GPa,定量化描述为0.3,铸铁-铸铁配对副的 复合弹性模量为105 GPa,定量化描述为0.5,铸铁-贴塑配对副的复合弹性模量最小,定量化描述为 0.6。

就加工方法而言,不同的加工方法其加工表面 粗糙度不同,磨削加工表面粗糙度 *R*<sub>a</sub>可达到 0.2 ~ 0.8 μm,刮削加工表面粗糙度 *R*<sub>a</sub>可达 0.4 ~ 1.6 μm, 磨削加工比刮削加工表面粗糙度低。为此,当结合 面配对副的加工方法为磨削-磨削时,定量化描述为 0.2;当结合面配对副的加工方法为磨削-刮削时,定 量化描述为 0.4。

表1中列出4种常用结合面配对实验组合。配 对副材料分别是贴塑-铸铁、轴承钢-铸铁、铸铁-铸 铁;加工方法有为磨削-磨削、磨削-刮削;结合面间 的介质均为20号油;表面粗糙度分为3种,其中铸 铁的表面粗糙度 *R*<sub>a</sub>为0.4 μm。

表 1 结合面实验组合条件 Tab. 1 Joints experimental conditions

配对副材料	表面粗糙度 R <sub>a</sub> /µm	加工方法	结合面间介质
贴塑-铸铁	0.65-0.4	磨削−磨削	20号油
轴承钢−铸铁	0.3-0.4	磨削−磨削	20号油
铸铁−铸铁	0.4 - 0.4	磨削−磨削	20号油
铸铁-铸铁	0.4-0.4	磨削−刮削	20号油

#### 3 预测与误差分析

#### 3.1 参数设计

预测模型的输入量是影响结合面法向接触刚度 的各影响因素的定量化参数,即结合面法向面压、表 面粗糙度、材料特性即材料弹性模量、结合面加工方 法和结合面间介质,输出量为结合面法向接触刚度。 MPSO – BP 神经网络模型的初始参数分别为:惯性 因子  $\omega = 0.6, \omega_0 = 0.9, c_1 = 2, c_2 = 2.2, r_1, r_2$  为(0, 1)之间的随机数。

#### 3.2 预测结果与误差分析

根据表 1 列出的结合面组合,应用 MPSO - BP 神经网络模型预测机械结合面法向接触刚度。图 2 是结合面配对副材料为贴塑和铸铁、试件表面加工 方法均为磨削,即贴塑(磨削)-铸铁(磨削)时的情 况,从图 2a 中可以看出,实验曲线和预测曲线走势 相同,当面压在 0~0.6 MPa 范围内,实验曲线和预测曲线重合性较好,但从局部细节看,预测曲线表现出一定的误差;当面压大于 0.6 MPa 时,预测曲线在 实验曲线上下波动。为了更加明确评价预测的准确 性,图 2b 给出了预测接触刚度的相对误差分析曲 线,从图中可以看出,预测最大相对误差 4%,预测 精度可达 96%,面压小于 0.6 MPa 时的相对误差小 于 1%,表现出较高的预测能力和精度。

图 3 是结合面配对副材料为轴承钢和铸铁、试件表面加工方法均为磨削,即轴承钢(磨削)-铸铁(磨削)的情况,最大面压为 6 MPa。对比图 3a 中的 实验曲线和预测曲线可以看出,预测曲线和实验曲 线走势保持一致,当在低面压(0~1 MPa)下,两曲 线的重合形较好。由图 3b 中的预测误差曲线可以 看出,当面压在 0~2.5 MPa 范围内,预测精度可达 到 97% 以上,当面压在 1~4.5 MPa 范围内时,预测 曲线在实验拟合曲线上下震荡较大,预测精度为 92%以上,当面压大于4.5 MPa时,预测精度在1% 以内。

图 4、图 5 为结合面配对副材料均为铸铁和铸铁,但其中图 4 试件表面加工方法均为磨削加工,即铸铁(磨削)-铸铁(磨削),从图 4a、图 5a 中结合面法向面压与接触刚度曲线图中的实验曲线和预测曲线,可以看出,预测曲线和实验拟合曲线重合较好, 在局部的地方出现波动的现象。由对应的相对误差分析曲线进一步表明,预测误差在±3%以内,预测 准确度达 97%。

通过以上4种结合面配对副条件下接触刚度的 预测曲线和误差分析表明,采用改进粒子群-BP神 经网络算法,预测曲线和实验曲线走势相同,总的预 测精度在97%,预测精度较高,局部预测精度可达 92%。



Forecast and relative error of iron (grinding)-iron (grinding)
 (a) 预测曲线 (b) 误差分析



(a) 预测曲线 (b) 误差分析

#### 4 结束语

针对传统粒子群算法的易限于局部极值和收敛 精度不高的缺点,提出了一种用改进粒子群优化算 法训练 BP 神经网络参数的神经网络模型,给出了 MPSO - BP 神经网络混合优化算法。以机械结合面 法向接触刚度作为算例,对影响结合面的主要因素, 如:配对副材料、加工方法、接触面压、表面粗糙度和 结合面间的介质等进行特征化描述。通过结合面接 触刚度实验曲线和预测曲线对比和相对误差分析, 结果表明:改进粒子群-BP神经网络算法具有输出 稳定性好,收敛性快,预测精度高的优点,同时改善 了 BP 网络泛化能力,提高了预测精度;机械结合面 法向接触刚度预测精度可达 92%。

参考文献

- 1 Burdekin M, Back N, Cowley A. Analysis of the local deformation in machine joints [J]. Proc. IMechE, Part C: J. Mech. Eng. Sci., 1979, 21(1): 25 ~ 32.
- 2 Levina Z M. Research on the static stiffness of joints in machine tool [C] // Proc. 8th Confer. M. T. D. R., 1967.
- 3 Fu Weiping, Huang Yumei, Zhang Guangpeng. Experimental investigation of dynamic normal characteristics of machine joint surfaces [J]. ASME Journal of Vibration and Acoustics, 2000, 122(4): 393 ~ 398.
- 4 黄玉美,傅卫平.结合面法向动特性参数研究[J].机械工程学报,1993,29(3):74~78.
   Huang Yumei, Fu Weiping. Research on dynamic characteristic parameters of joint surface [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 1993, 29 (3): 74~78. (in Chinese)
- 5 景蔚萱.结合面特性数据的处理方法及应用技术[D].西安:西安理工大学,1999. Jing Weixuan. Joints characteristic data processing method and application of technology[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 1999. (in Chinese)
- 6 Jiang Shuyun, Zheng Yunjian, Zhu Hua. A contact stiffness model of machined plane joint based on fractal theory[J]. ASME Journal of Tribology, 2010,132:011401 ~ 7.
- 7 Goerke D, Willner K. Normal contact of fractal surfaces-experimental and numerical investigations [J]. Wear, 2008, 264(7~8): 589~598.
- 8 Philip P Garland, Robert J Rogers. An experimental study of contact forces during oblique elastic impact[J]. ASME Journal of Applied Mechanics, 2009, 76: 031015 ~ 8.
- 9 Senthil Arumuga M, Rao M V C, Aarthi Chandramohan. 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.
- 10 温淑花,张学良,武美先,等.结合面法向接触刚度分形模型及其仿真[J].农业机械学报,2009,40(11):197~202.
   Wen Shuhua, Zhang Xueliang, Wu Meixian, et al. A fractal model of normal contact stiffness of joint interfaces and its simulation [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(11): 197~202. (in Chinese)
- 11 温淑花,张学良,文晓光,等. 结合面切向接触刚度分形模型建立与仿真[J]. 农业机械学报,2009,40(12):223~227.
   Wen Shuhua, Zhang Xueliang, Wen Xiaoguang, et al. Fractal model of tangential contact stiffness of joint interfaces and its simulation [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(12):223~227. (in Chinese)
- 12 师彪,李郁侠,于新花,等.改进粒子群-BP神经网络模型的短期电力负荷预测[J].计算机应用,2009,29(4):1036~1039.

Shi Biao, Li Yuxia, Yu Xinhua, et al. Short-term load forecast based on modified particle swarm optimizer and back propagation neural network model [J]. Journal of Computer Applications, 2009,29 (4):1036~1039. (in Chinese)



- 1 Kumabe J, Sabuzawa T. Study on the precision drilling of wood (1streport)-profile analysis of drilled hole[J]. JSPE, 1971, 37(2): 98 ~ 104.
- 2 Moriwaki T, Shamoto E. Ultra-precision diamond turning of stainless steel by applying ultrasonic vibration [J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 1991, 40(1): 559 ~ 562.
- 3 Zhou M, Wang X J, Ngoi B K A, et al. Brittle-ductile transition in the diamond cutting of glasses with the aid of ultrasonic vibration [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2002, 121(2 ~ 3):243 ~ 251.
- 4 Chern Gwolianq, Lee Hanjou. Using workpiece vibration cutting for micro-drilling [J]. Int. J. Adv. Manuf. Technol., 2006, 27(7~8):688~692.
- 5 Nath Chandra, Rahman M, Andrew S S K. A study on ultrasonic vibration cutting of low alloy steel [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2007, 192 ~ 193:159 ~ 165.
- 6 Shen Xuehui, Zhang Jianhua, Yin Tianjin, et al. A study on cutting force in micro end milling with ultrasonic vibration [J]. Advances Materials Research, 2010, 97 ~ 101:1 910 ~ 1 914.
- 7 [日] 隈部淳一郎. 精密加工振动切削:基础与应用[M]. 北京:机械工业出版社, 1985.
- 8 Park S H. Robust design and analysis for quality engineering [M]. London: Chapman & Hall, 1996.
- 9 Ghani J A, Choudhury I A, Hassan H H. Application of Taguchi method in the optimization of end milling parameters [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2004, 145(1): 84 ~ 92.

#### (上接第 223 页)

13 张选平,杜玉平,秦国强,等.一种动态改变惯性权的自适应粒子群算法[J].西安交通大学学报,2005,39(10): 1039~1042.

Zhang Xuanping, Du Yuping, Qin Guoqiang, et al. Adaptive particle swarm algorithm with dynamically changing inertia weight [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2005, 39(10): 1 039 ~ 1 042. (in Chinese)

14 师彪,李郁侠,于新花,等. 自适应变系数粒子群-径向基神经网络模型在负荷预测中的应用[J]. 计算机应用, 2009, 29(9):2454~2459.

Shi Biao, Li Yuxia, Yu Xinhua, et al. Short-term load forecasting method based on neural network hybrid algorithm of adaptive variable coefficients particle swarm optimization and radial basis function [J]. Journal of Computer Applications, 2009, 29(9): 2454 ~ 2459. (in Chinese)

15 刘丽琴,张学良,谢黎明,等. 基于动态聚集距离的多目标粒子群优化算法及其应用[J]. 农业机械学报,2010,41(3):189~194.
Liu Liqin, Zhang Xueliang, Xie Liming, et al. Multi-objective particle swarm optimization algorithm based on dynamic

crowding distance and its application [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(3): 189 ~ 194. (in Chinese)

16 Jeng Luen Liou, Jen Fin Lin. A modified fractal micro-contact model developed for asperity heights with variable morphology parameters [J]. Wear, 2010,268(1~2): 133~144.