

柔性形态滤波和遗传规划在电机轴承故障诊断的应用

于湘涛, 卢文秀, 褚福磊

(清华大学 精密仪器与机械学系, 北京 100084)

摘要: 针对电机轴承故障振动信号的强噪声背景, 以及电机轴承故障是一个内圈故障、外圈故障和滚动体故障多级分类问题的情况, 提出了一种基于柔性形态滤波和遗传规划的电机轴承故障诊断方法. 该方法首先对电机轴承故障原始信号进行柔性形态滤波, 然后提取滤波后信号的故障特征频率的归一化能量以及时域统计特征量作为遗传规划中的终止符, 通过复制、交叉、突变以及适应度计算等操作, 使个体逐渐逼近问题的最优解, 得到电机轴承故障模式分类的最优模型, 试验结果表明了该方法的有效性.

关键词: 柔性形态滤波; 遗传规划; 特征提取; 故障诊断

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Application of genetic programming and soft morphological filters to motor rolling bearing fault diagnosis

YU Xiang-tao, LU Wen-xiu, CHU Fu-lei

(Department of Precision Instruments and Mechanology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Based on soft morphological filtering and genetic programming(GP), a motor rolling bearing fault diagnosis method is proposed. It is very difficult to filtrate the fault vibration signals from the strong noise background because the roller bearing fault diagnosis is a problem of multi-class classification of inner ring fault, outer ring fault and ball fault. Firstly, vibration signals are filtrated by soft morphological filters. Secondly, the normalized energy in different characteristic frequencies is utilized to identify the fault features of feature terminals of GP. An optimal motor rolling-bearing fault classification model is obtained by reproducing, mutating and over-crossing. Experiment results demonstrate that this modeling is correct and precise.

Key words: soft morphological filters; genetic programming; feature extraction; fault diagnosis

1 引言(Introduction)

滚动轴承是机械设备中最常用且最容易损坏的零件之一, 当发生故障时损失巨大, 因而进行轴承故障诊断技术日益受到重视. 常用的故障特征提取方法主要有快速傅立叶变换^[1](fast fourier transform, FFT)、小波变换^[2]等方法^[3,4], 但是FFT无法同时兼顾信号在时域和频域中的全貌和局部化问题; 小波基的有限长会造成能量的泄漏. 形态滤波^[5]是一种基于数学形态学的非线性信号处理方法, 该方法采用对集合进行加减、取极值运算, 算法简单, 已广泛应用于图像处理等领域, 但在在一维信号处理领域中应用较少, 针对电机轴承故障信号的特点, 本文提出柔性形态滤波^[6]提取轴承振动信号故障特征的方法.

遗传规划^[7](genetic programming, GP)是在遗传算法基础上发展起来的通过自动生成计算机程序来解决问题的一种进化方法, GP的个体由程序表示, 这里的程序有着广泛的含义, 它可以指数学公式、决策树、控制策略问题等. GP不需要对模型结构做任何假设, 将结构选择问题转化为结构优化问题, 由所有可能的模型结构组成搜索空间, 然后通过启发式搜索算法解决该优化问题. GP已经广泛应用于辨识^[8]、预测^[9]及特征提取^[10]等领域, GP用来分类的研究还比较少, 文中采用GP进行了轴承故障分类研究.

GP和柔性形态滤波的故障诊断方法流程如图1所示, 柔性形态滤波用来获取信号的冲击脉冲,

故障特征频率处的归一化能量以及时域统计特征量作为GP的终止符,应用GP算法优化获得故障分类树. 试验表明: 柔性形态滤波可以有效地提取电机轴承故障特征, 即具有标准形态滤波器可以有效地消除噪声同时保留原信号中的必要特征信息的优良特性, 又具有较好的稳健性; GP算法优化获得的分类器模型可成功地进行故障模式分类.

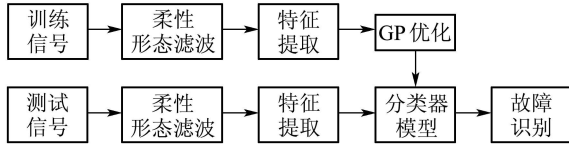


图1 基于GP和柔性形态滤波的故障诊断框图

Fig. 1 Fault diagnosis approach for rolling bearing based on genetic programming and soft morphological filters

2 柔性形态滤波(Soft morphological filters)

基本的柔性形态运算包括柔性腐蚀、柔性膨胀、柔性形态开和柔性形态闭.

定义1 结构系统 $[B, A, r]$ 包括3个参数: $A \subset B$, $B \in \mathbb{Z}^n$, r 为自然数, 满足, $1 \leq r \leq \text{Card}(B)$, $\text{Card}(B)$ 为 B 的基数, 集合 B 称为结构元, 集合 A 为硬核, $B - A$ 为(柔性)边界, r 为重复参数.

定义2 集合 T 的平移集合 T_x 和对偶集合 T_s 分别为

$$T_x = \{x + s : s \in T\}, x \in \mathbb{Z}^n, \quad (1)$$

$$T_s = \{-t : t \in T\}. \quad (2)$$

定义3 设 $f(x)$ 为输入的离散信号, 其中 $x \in \mathbb{Z}^n$, $[B, A, r]$ 是结构系统, 则柔性腐蚀和柔性膨胀分别定义为

$$(f \ominus g)[B, A, r] = \min_r ([r \diamond f(a), a \in A_x] \cup [f(b) : b \in (B - A)_x]), \quad (3)$$

$$(f \oplus g)[B, A, r] = \max_r ([r \diamond f(a), a \in A_x] \cup [f(b) : b \in (B - A)_x]). \quad (4)$$

其中: $\min_r(\cdot)$ 和 $\max_r(\cdot)$ 分别为取 $(\cdot)$ 中排序的第 r 个最小值或最大值, $r \diamond f(a)$ 表示 $\{f(a), \dots, f(a)\}_r$.

定义4 设 $f(x)$, $x \in \mathbb{Z}^n$ 为输入的离散信号, $[B, A, r]$ 是结构系统, 则柔性开启和柔性闭合分别定义为

$$f_{[B, A, r]}(x) = [(f \ominus [B, A, r]) \oplus [B_s, A_s, r]](x), \quad (5)$$

$$f_{[B, A, r]}(x) = [(f \oplus [B, A, r]) \ominus [B_s, A_s, r]](x). \quad (6)$$

柔性形态开、闭运算用于滤波, 它们以不同的方式平滑信号. 柔性形态闭可以抑制信号中的低谷(负

脉冲)噪声, 且使邻近目标连接起来, 具有扩张性; 柔性形态开可以抑制信号中的峰值(正脉冲)噪声, 具有反扩张性.

3 遗传规划算法(Genetic programming)

GP是依据自然选择原理和生物进化论而产生的一种计算机算法, 通过对问题进行结构化的处理, 给出一种进化函数, 通过复制、交叉和变异等遗传操作, 进行循环迭代, 搜索出问题解. GP把不同领域的问题归结为寻找满足给定约束条件的计算机程序问题, 解决这类问题可视为在可能的程序空间中寻找最优和最满意的计算机程序. 其求解过程如下:

3.1 个体的选择和初始群体的生成(Choice of the terminals and creating of the initial population)

在GP中, 用一系列可行的数学表达式对个体进行描述, 这种数学表达式能递归地由 N_f 个函数与 N_{term} 个终止符组成的结构层次可变化的树. 即: $F = \{f_1, f_2, \dots, f_{N_f}\}$, $T = \{t_1, t_2, \dots, t_{N_{term}}\}$.

函数集 F 中的 f_i 可以是算术运算符、标准数学函数、布尔运算符、条件表达式、可迭代函数以及任何其他可定义的函数. 终止符集 T 的 t_i 可以是变量或常量.

初始群体的生成步骤:

- 1) 从 F 中按均匀分布随机地选出一个函数作为算法树的根结点.
- 2) 根据所发出的线数(变量数目), 在函数集 F 和终止符集 T 的并集 $C = F \cup T$ 中按均匀分布的随机方法选出一个元素作为该条线的尾结点.
- 3) 如果选出的是函数运算符, 则重复执行上述过程; 若是终止符, 则该分支上的树就停止生长.

3.2 适应度函数确定(Confirm of the fitness function)

适应度是衡量个体优劣的尺度, 进化时个体适应度为均方误差, 其表达式

$$M = \left\{ \sum_{i=1}^N [y(i) - \hat{y}(i)]^2 \right\} / N. \quad (7)$$

其中: M 为个体适应度; $y(i)$ 为个体计算值; $\hat{y}(i)$ 为实际值, N 为适应度计算案例数.

3.3 GP的运行过程(Operation process of GP)

GP运行过程: 复制, 交换和变异.

3.4 终止条件的确定(Confirm of the termination condition)

GP是一个不断进化、连续迭代的搜索方法, 通过多次进化逐步逼近最优解. 终止条件: 1) 规定迭代次数, 运行即停止; 2) 适应度足够小时, 满足要求.

3.5 GP流程图(Flow chart of GP)

遗传规划的流程如图2所示.

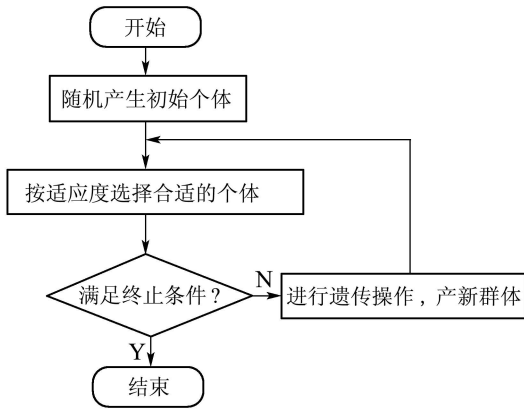


图2 遗传规划流程图

Fig. 2 Flow chart of genetic programming

4 故障诊断试验研究(Research of fault diagnosis experiment)

为验证设计方法的正确性,进行了电机轴承故障试验,试验装置如图3所示。

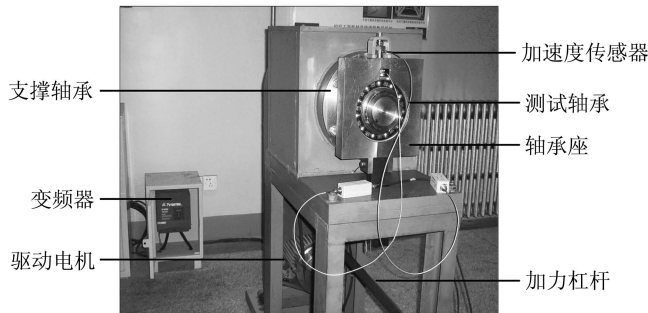


图3 滚动轴承试验装置

Fig. 3 The rolling bearing test rig

试验支架由2.2 kW的三相异步电机、加速度传感器和变频器控制等装置组成,感应电机输出轴支撑轴承为故障轴承,型号为6220,参数如下:滚动体个数 $z = 10$;滚动体直径 $d = 25.4$ cm;节圆直径 $E = 180$ cm; α 为接触角。试验过程中,用电火花分别在轴承内圈、外圈和滚动体上加工出直径为5 mm的蚀点;根据电机轴承尺寸可计算出各种故障的特征频率:

外圈故障特征频率为

$$f_o = \frac{f}{2}z(1 - \frac{d}{E} \cos \alpha) = 30.29\text{Hz}.$$

内圈故障特征频率为

$$f_i = \frac{f}{2}z(1 + \frac{d}{E} \cos \alpha) = 43.712\text{Hz}.$$

滚动体故障特征频率为

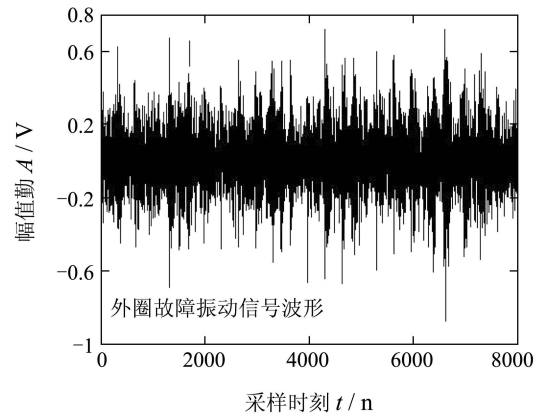
$$f_b = \frac{E}{d}f(1 - (\frac{d}{E})^2 \cos^2 \alpha) = 39.45\text{Hz}.$$

电机轴承试验信号的采样频率为10 kHz,每8096个点作为1组样本,学习样本选取36组(内圈故障、外

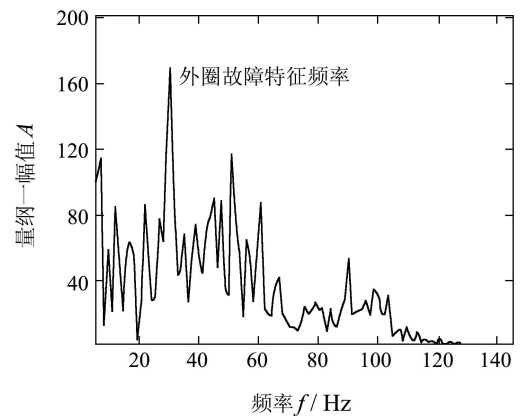
圈故障、滚动体故障各取12组),测试样本6组。

轴承的振动信号为1维信号,利用柔性形态闭可以抑制信号中的底谷的特性获取故障信号的冲击脉冲,选用直线型结构元 $B = [0_\Delta 0 0 0 0]$,带下标的元素 $A = [0_\Delta]$ 表示硬核; $r = 2$ 。

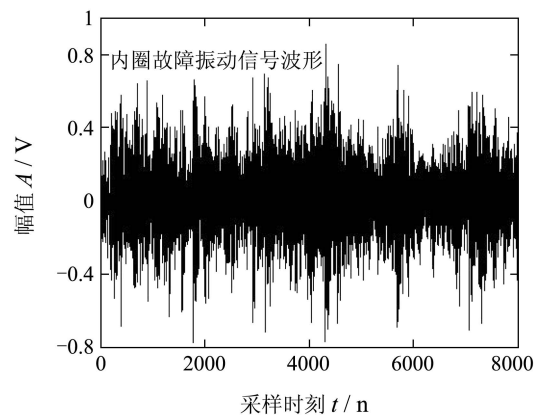
从图4中可以看到,时域波形中很难反映冲击故障的成分,柔性形态滤波后的信号,可以清楚的看出内圈、滚动体和外圈的特征频率,由此验证了设计特征提取方法的有效性。



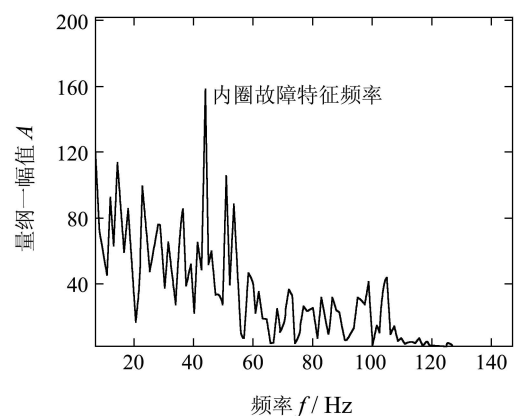
(a) 外圈故障时的时域波形图



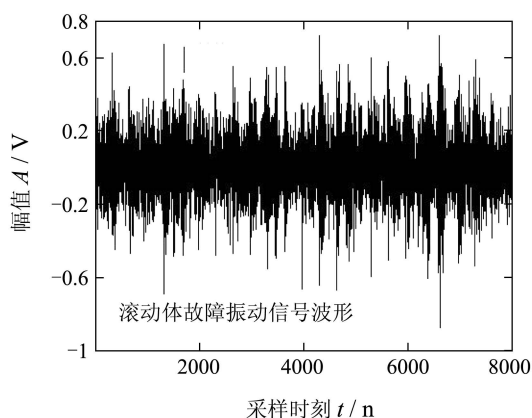
(b) 柔性形态滤波的外圈故障频域波形图



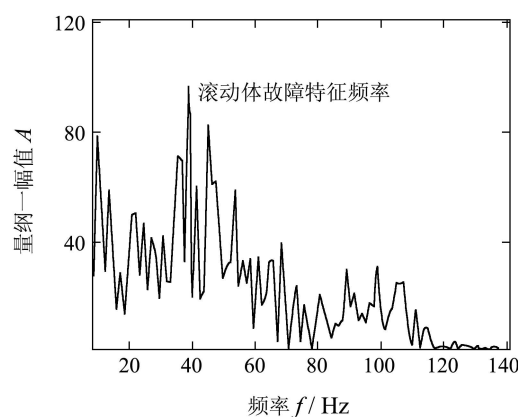
(c) 内圈故障时的时域波形图



(d) 柔性形态滤波的内圈故障频域波形图



(e) 滚动体故障时的时域波形图



(f) 柔性形态滤波的滚动体故障频域波形图

图4 滚动轴承故障信号的原始信号图和柔性形态滤波后的频谱图

Fig. 4 The diagram of rolling bearing defects initial signals and spectral with soft morphological filters decomposition

滤波后的信号按照式(8)进行能量归一化计算, 获得特征向量:

$$E_i = \|F_{xi}\|^2 / \sum \|F_{xi}\|^2, i = 1, \dots, 3. \quad (8)$$

其中: F_{xi} 表示: 轴承外圈或内圈或滚动体故障特征

频率处频谱幅值。

采用图1的结构图进行故障诊断. 利用GP算法优化后获得3个GP分类器, $GP1 = 1$ 表示外圈故障, $GP1 = 0$ 表示无外圈故障; 同样的方法, $GP2$ 表示内圈故障分类器; $GP3$ 表示滚动体故障分类器。

GP参数设定: 初始群体个数为1000, 个体最大树深为6, 最小树深为2. 复制概率为0.1, 交叉概率为0.8, 变异概率为0.3. 最大进化代数数为1000代. 函数集取为 $\{+, -, *, /\}$, 变量集为(8)中确定的自变量 $\{a, b, c, d, e, f, g, h\}$, 其中: a, b, c 分别表示轴承外圈或内圈或滚动体故障特征频率处频谱幅值的归一化值, d, e, f, g, h 分别为样本的均方根值、波形因子、脉冲因子、裕度因子、峭度. 遗传规划通常得到的是二叉树结构的表达式, 通过对二叉树进行类似四则运算的约简, 就可以得到分类器的表达式. 分别获得电机轴承外圈、内圈、滚动体故障的最优模型:

I外圈故障分类器模型外圈故障分类器的二叉树模型如图5所示。

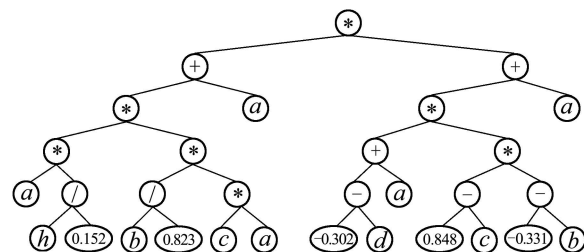


图5 外圈故障模型的二叉树图

Fig. 5 Binary tree of the outer ring fault model

对二叉树进行四则运算的约简, 得到外圈故障分类器的模型:

$$GP1 = (((a * (h/0.1519)) * ((b/0.8230) * (c * a))) + a) * ((((-0.3020 - d) + a) * ((-0.8485 - c) * (-0.3311 - b))) + a), \quad (9)$$

$$M = 0.0332.$$

类似地, 利用GP可以优化获得内圈故障和滚动体故障的分类器模型。

II内圈故障分类器模型:

$$GP2 = (((((c * b) * (c * g)) / ((b/c) - (e + b))) + (((0.8972 - b) + (e + a)) * b)) * ((b * ((0.8972 - e) + (e + 0.1109))) * ((0.8972 - e) + (e + 0.1109))), \quad (10)$$

$$M = 0.0516.$$

III 滚动体故障分类器模型:

$$\begin{aligned} \text{GP3} = & ((((-0.0564 * e) * (e + 0.9867)) * \\ & (-0.9280 + (b * (-0.5731)))) - c) / \\ & (((b * c) - a * (-0.7907))) + ((e - c) - \\ & 0.8877)) - (((e/c) + (b * \\ & (-0.6223))) * 0.2355)), \end{aligned} \tag{11}$$

$M = 0.0391.$

从采用GP算法获得的故障分类器模型可以看出, 主要与 a , b 和 c 相关, 即分类器与柔性形态滤波后信号的故障特征频率处的值紧密相关, 由此可以看出: GP可以优化出与输出紧密相关的变量. GP优化算式(9)~(11)针对测试样本的 M 指标都比较理想, 由此表明: GP算法优化获得的分类器模型具有很好的分类特性.

样本测试, 3种故障各选取2组数据进行测试设计方法的效果, 计算结果如表1所示.

表 1 基于柔性形态滤波和GP的电机轴承故障识别结果

Table 1 Fault diagnosis results for rolling bearing on soft morphological filters and genetic programming

信号类型	a	b	c	d	e	f	g	h	GP1	GP2	GP3
外圈故障	0.7692	0.1626	0.0682	0.1743	1.2671	5.8259	5.8788	3.3219	0.9719	0.0752	-0.0281
外圈故障	0.7350	0.1319	0.133	0.1764	1.2821	6.3538	6.2507	3.5822	1.0295	0.0445	-0.0227
内圈故障	0.0722	0.9174	0.0104	0.1919	1.2688	6.2174	6.1493	3.3318	-0.0284	1.1295	-0.008
内圈故障	0.2125	0.7676	0.0199	0.1847	1.2611	6.0554	6.4750	3.2883	-0.0122	0.9599	-0.0139
滚动体故障	0.0088	0.0291	0.9621	0.1727	1.2656	5.8368	5.7307	3.2905	-0.0026	-0.0018	0.9480
滚动体故障	0.1389	0.0361	0.825	0.1635	1.2594	5.0228	5.7846	3.1124	-0.0102	-0.0006	1.0087

从表1可以看出, GP优化获得的模型计算结果与期望值十分接近, 分类结果比较理想. 试验表明应用GP算法获得的分类器模型可以有效的识别轴承的故障状态.

5 结论(Conclusion)

将柔性形态滤波技术与GP算法用于电机轴承的故障诊断中, 局部存在缺陷的电机轴承振动信号经过柔性形态滤波后, 可有效地提取故障特征频率; 滤波后数据经GP优化后获得的最优分类器模型进行分类, 可以有效的区分电机轴承的外圈故障, 内圈故障和滚动体故障, 试验结果表明了设计方法的有效性.

参考文献(References):

[1] 彭志科, 何永勇, 卢文秀, 等. 用小波时频分析方法研究发电机碰摩故障特征[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(5): 75-79.
(PENG Zhike, HE Yongyong, LU Wenxiu, et al. Using wavelet method to analyze fault features of rub rotor in generator[J]. *Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering*, 2003, 23(5): 75-79.)

[2] 彭志科, 何永勇, 卢青, 等. 小波多重分形及其在振动信号分析中应用的研究[J]. 机械工程学报, 2002, 32(8): 59-63.
(PENG Zhike, HE Yongyong, LU Qing, et al. Wavelet multifractal spectrum: Application to analysis vibration signals[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2002, 23(8): 59-63.)

[3] PENG Z K, PETER W T, CHU F L. A comparison study of improved Hilber-Huang transform and wavelet transform: Application to fault diagnosis for rolling bearing[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005, 19(5): 974-988.

[4] WANG C T, GAO R X. Wavelet transform with spectral post-processing for enhanced feature extraction[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2003, 52(4): 1296-1301.

[5] 崔屹. 图像处理与分析数学形态学方法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2000.

[6] KOSKINEN L, ASTOLA J, YRÖ N. Soft morphological filters[C] // *Image Algebra and Morphological Image Processing II*, July 23-24, 1991, San Diego, CA, USA. Bellingham: International Society for Optical Engineering, 1991, 1568: 262-270.

[7] KOZA J R. *Genetic Programming: on the Programming of Computers by Means of Natural Selection*[M]. Cambridge: The MIT Press, 1992.

[8] MADAR J, ABONYI J, SZEIFERT, et al. Genetic programming for the identification of nonlinear input-output models[J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2005, 44(9): 3178-3186.

[9] BREZOCNIK M, KOVACIC M, FICKO M. Prediction of surface roughness with genetic programming[C] // *Achievements in Mechanical and Materials Engineering Conference*, 2004, 157-158: 1-800.

[10] SHERRA J R, BOGNER R E, BOUZERDOUM A. The evolutionary preprocessor: Automatic feature extraction for supervised classification using genetic programming[C] // *Proceedings 2nd International Conference Genetic Programming*, Jul 13-16, 1997, Stanford University, CA, USA. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1997: 304-312.

作者简介:

于湘涛 (1979—), 男, 博士, 研究领域为机器学习、信号处理、复杂系统的建模、控制与优化, E-mail: yuxiangtao@163.com;

卢文秀 (1974—), 男, 博士, 讲师, 研究领域为故障诊断;

褚福磊 (1959—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为旋转机械故障诊断、转子动力学、非线性振动、振动控制.