

基于蚁群算法的铣削力信号特征选择方法*

王 玫, 孙奇慧, 付先武

(四川大学制造科学与工程学院 成都, 610065)

摘要 为有效地进行刀具状态模式识别,以端面铣刀为研究对象,采用蚁群算法对铣削力信号进行研究分析,提出一种可用于刀具状态识别的特征选择方法。该方法将特征选择过程转化成蚁群算法中蚂蚁寻找最优路径的过程,给出了转移概率公式,并运用 Fisher 标准判别率作为启发信息,同时将每次搜索得出的最优特征子集输入 BP 神经网络进行模式识别,得到的正确率整合进信息素更新策略。另外,改进了蚁群算法参数选择方法。实验结果表明,该方法可以高效地进行特征优化选择,进而使模式识别正确率较未经特征选择时得到显著提高。

关键词 刀具; 特征选择; 模式识别; 蚁群算法; 参数

中图分类号 TP391; TP277

引 言

刀具磨损直接影响切削加工质量、效率、生产成本和安全。刀具磨损过程的监测识别一直被专家学者所关注^[1],而刀具磨损状态监测实质上是模式识别的工作。从传感器信号中提取的刀具磨损状态特征向量大多是高维的。当太多的特征输入模式识别分类器时,会引起训练过程耗时费工,甚至妨碍训练的收敛性,最终影响分类精度^[2]。因此,研究特征向量与刀具磨损状态间的隐含关系、对提取所得到的特征向量进行选择以降低维度是必要的。这个过程即是特征选择。有效地进行特征选择以获得最优的特征组,是决定刀具磨损监测系统性能好坏的重要步骤^[3]。

对于特征优选的方法,国内外的研究人员已经做了大量研究。按照特征子集的形成方式分类,特征选择方法可分为穷举法、随机法和启发法三类^[4]。穷举法一定能得到相对最优特征子集,但是其效率可能随着处理数据集规模的增大而降低;随机法包含有遗传算法^[5]、模拟退火算法及其变体等,其中遗传算法易得到局部最优解,而模拟退火算法需要的计算时间较长;启发法实现过程较简单且快速,适合在离散优化问题的解空间进行多点非确定性搜索,通常能够获得近似最优解,应用非常广泛。

蚁群算法属于启发式算法。目前蚁群算法已经

在电力系统优化^[6]、物流配送车辆路径选择^[7]、通信网络的路由问题^[8]等领域得到广泛应用。它最早被成功应用于解决旅行商问题(traveling salesman problem,简称 TSP)。笔者将特征选择转化为解决旅行商问题,进而利用蚁群算法解决。最终,特征选择过程转化成为蚂蚁觅食中寻找最优路径的过程。

启发式方法为一种近似算法,具有很强的主观倾向^[9]。传统蚁群算法作为启发式算法的一种,自然避免不了这种主观性。在传统蚁群的基础上,笔者将特征的类可区分性作为启发性信息应用于转移规则中,并运用模式识别正确率来构建信息素更新策略,降低主观性对识别带来的影响。

1 蚁群算法

1.1 蚁群算法的理论依据

蚁群算法是意大利学者 M. Dorigo 在 20 世纪 90 年代早期提出的模仿蚁群行为的一种新的自然估算算法^[10-12]。蚁群算法是受真实蚁群觅食行为启发而产生的最早的近似优选方法之一。在寻找食物的过程中,蚂蚁先是随机地在巢穴附近找寻。某只蚂蚁找到食源后评价食物的质量和数量,并搬运一些食物回蚁穴。在回程中,这只蚂蚁在地面上释放一股化学信息素痕迹。所释放信息素量取决于食物的质和量,信息素将引导其他蚂蚁找到食源。路径

* 四川省科技厅科技支撑计划资助项目(2013gz0139)
收稿日期:2012-04-29;修回日期:2012-06-25

的信息素浓度越高就越容易吸引蚂蚁。因为信息素是易挥发的,较长路径和不便路径上的信息素会因挥发而消失;同时较短路径上的信息素被更快更新,所以较短路径更容易被频繁访问。直观来看,蚂蚁会汇集到最短即最方便的路径上,因为这条路径信息素浓度最高。这种蚂蚁间通过信息素痕迹的非直接交流方式可以使它们找到食源和蚁穴之间的最短路径。真实蚂蚁的这种功能被应用在人造蚁群中以解决离散的和连续的优选问题^[13]。

1.2 基本蚁群算法

图 1 表示用于组合优化问题的蚁群算法基本工作方式。对于一个待解决的组合优化问题,算法设计者首先定义所谓的解组合集合,问题的解答即是此集合元素的组合。此外,算法设计者必须定义信息素模型。信息素模型是一个由信息素值所组成的集合,其目的是利用信息素值在搜索空间上定义一个概率分布。基本蚁群算法的最后一个组成部分是信息素更新策略,其目的是调整信息素值以提高得到高质量解答的可能性。一般的,蚁群算法要解决组合优化问题需要重复以下两个步骤:候选答案以概率论方式构建;候选答案被用来调整信息素值。

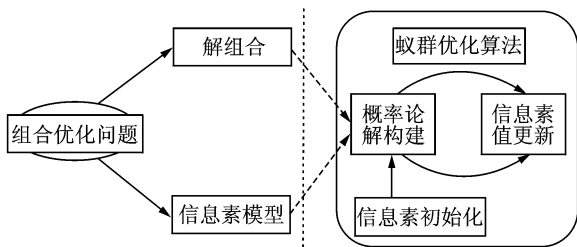


图 1 蚁群算法的结构

Fig. 1 The structure of ant colony algorithm

2 蚁群优化的特征选择

笔者将特征选择过程转化成图 2 中蚂蚁觅食中寻找最优路径的过程。图 2 由 $k+1$ 个节点顺序排列组成,由任意节点 $N_j (j=1, 2, \dots, k)$ 出发有 T 条

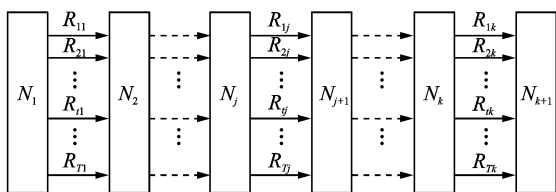


图 2 特征选择过程的图示

Fig. 2 Sketch map for the process of feature selection

路径可以到达下一节点 N_j+1 ,这 T 条路径代表 T 个特征。某只蚂蚁从节点 1 到达节点 $k+1$ 所经过的路径的组合,即一个有意义的特征优化子集。

3 蚁群算法进行特征选择的流程

3.1 实验环境与数据基础

特征提取和特征选择都在 window7 64 位操作系统下利用 MATLAB 编程语言实现。计算机处理器主频为 2.70 GHz,内存为 4 GHz。其他实验设备包括 KISTLER 9257B 型压电式测力仪、KISTLER 5070A 型电荷放大器、KISTLER 5697 型数据采集卡、Olympus 显微镜和松下数字照相机等。

文中实验在 Makino CNC 铣床上进行,采样频率为 2 kHz,刀具采用 EGD 4440R,刀片材质分别为 AC325, A30N,刀片数为 4。工件材料为 AS-SAB718HH(206 mm×43 mm×106 mm)。铣削参数如下:主轴转速为 800 r/min;进给量为 150 mm/min;切削深度为 1 mm;铣削方向均为顺铣;铣削路径为直线走刀。

每把刀具从新刀至磨损失效为一个刀具磨损过程,包括初期磨损、正常磨损、急剧磨损 3 阶段。图 3 为实验刀具在各个阶段的磨损量改变情况。图 4 为刀具磨损典型曲线与 8 组实验刀具磨损曲线的对比,其中粗实线 ABCD 为刀具磨损典型曲线,细实线为实验刀具磨损曲线。粗实线 AB 段为初期磨损,初期磨损阶段的磨损量通常在 0.05~0.1 mm 左右^[14]。由图看出,实验刀具初期磨损阶段的磨损量为 0~0.09 mm,在标准之内。粗实线 BC 段为正常磨损。这一阶段的曲线基本是一根向上倾斜的直线段,表明磨损宽度随时间增长而均匀增加。粗实线 CD 段为急剧磨损。使用刀具时,不应超过正常磨损阶段而进入急剧磨损。ISO8688-1 定义了铣刀寿命,当后刀面磨损占主导,且均匀磨损时, $V_B=0.5$ mm 的磨损被定义为刀具失效。综合考虑实验刀具的磨损曲线形状、刀具磨钝标准,文中规定实验刀具的正常磨损阶段的磨损量为 0.09~0.41 mm。当刀具磨损量达到 0.41 mm 以上时,刀具磨损进入急剧磨损,如图中粗实线 CD 段。

为方便计算,文中将整个刀具磨损过程按时间量等分为 12 个时期,每个时期随机选取 20 组数据样本。由图 4 看出:初期磨损对应第 1 时期;正常磨损对应第 2~9 时期;急剧磨损对应第 10~12 时期。

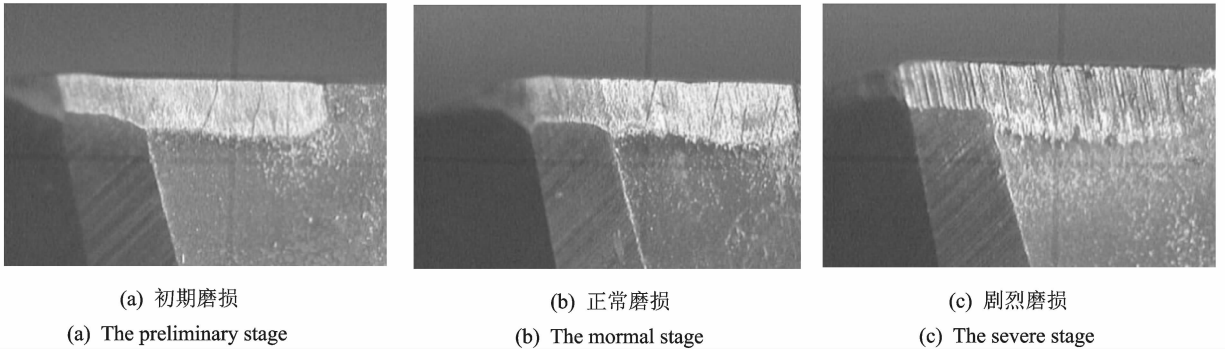


图3 刀具在各个阶段的磨损情况示意图

Fig. 3 Cutting tool wear on different stage

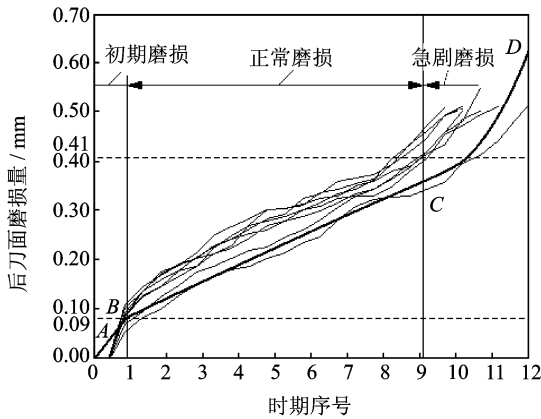


图4 刀具磨损过程曲线

Fig. 4 The curve indicating the process of cutting tool wear

3.2 信号种类选择

直接监测刀具切削过程的磨损状态非常困难,因此必须从铣削加工的状态信号提取铣刀磨损的相关信息。常用的铣削状态信号类型有力信号、声音信号、振动信号、电流和功率信号等。其中铣削力信号直接来源于铣削加工点,和刀具后刀面磨损密切相关(通常按后刀面磨损带中间部分的平均磨损量允许达到的最大值制定磨钝标准),相比其他信号更为稳定、可靠、响应快、灵敏度高。此外,铣削力信号中包含的与刀具磨损状态有关的特征信息易于提取,方便用于监测。

因此,文中从铣削力信号中提取出22个特征,作为特征选择的数据基础。其中时域特征包括最大值(X_1)、最大幅度(X_2)、均值(X_3)、均方根(X_4)、标准方差(X_5)、峰值(X_6);频域特征包括应用4层小波分析得到的16个频段的能量 $E_1 \sim E_{16}$ ($X_7 \sim X_{22}$)。提取过程包括对这22个特征进行归一化处理。

3.3 数据前期处理

用数学模型表达特征选择的过程如下。

1) 针对具体信号构造特征集合 $set = \{1, 2, \dots, T\}$ (各特征以编号命名), set 为自然数集合。所以文中建立特征选择问题的数学模型,首先对应 $X_1 \sim X_{22}$ 构造特征集合 $set = \{1, 2, \dots, 22\}$;

2) 进行特征提取即计算 set 中的特征值,得到与 set 对应的特征向量 \mathbf{A} 。若有对应 W 个状态的 $W \times Y$ 个特征向量样本,记 $A_{\omega y t}$ ($\omega = 1, 2, \dots, W; y = 1, 2, \dots, Y; t = 1, 2, \dots, T$) 为特征 t 的第 ω 个状态的第 y 个样本向量的特征值。对应前文所述,12个时期的 12×20 个特征向量样本, $A_{\omega y t}$ ($\omega = 1, 2, \dots, 12; y = 1, 2, \dots, 20; t = 1, 2, \dots, 22$) 表示特征 t 的第 ω 类的第 y 个样本向量的特征值。

特征选择就是根据 \mathbf{A} 所包含的信息,从 set 中选择 k 个特征出来构成特征子集 $subset^t$,使其概率分布尽可能接近原始数据的特征子集,以提高模式识别效率及正确率。

3.4 蚁群算法的具体设计

根据图2,笔者假设第 l 次搜索,在节点 N_1 上生成 M 只蚂蚁,每只蚂蚁根据每条路径上的信息素量来选择经过哪条路径移动到下一节点,直至完成当次搜索。每只蚂蚁从节点 N_k 移动到节点 N_{k+1} 时,之前已经历过的 $k-1$ 条路径即被选择过的特征被保存下来,不再进入选择范围。

3.4.1 转移规则

蚂蚁 m 在第 l 次搜索过程中从 N_j 经过路径 R_{ij} 转移到 N_{j+1} 的转移概率为

$$P_{j+1}^m(l) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha (l-1) J_j^\beta}{\sum_{R_{ij} \in \text{SEL}} [\tau_{ij}^\alpha (l-1) J_j^\beta]} & \text{若 } R_{ij} \notin \text{SEL} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中: τ_{ij} 为第 ($l=0, 1, 2, \dots$) 次搜索 R_{ij} 上的信息素量,设 $\tau_{ij}(0) = B$ (B 为正的常数); J_j 为启发信息。

α, β 的值决定信息素和启发信息对转移概率的

影响力大小,当 $\alpha > \beta$ 时,转移概率受信息素影响较大,当 $\alpha \leq \beta$ 时,则相反。 α, β 的具体取值方法由后文阐述。SEL 为一个变化的集合,保存已被选择过的路径即已被选择过的特征。其维度初始为 0,随着经过节点数量的增加而增加,当走到终点时,其维度为 k 。训练样本集分成类 ω_1 和类 ω_2 。 J_j 由式(2)给出

$$J_j = \min_{\omega_1, \omega_2=1; \omega_1 \neq \omega_2} \{f_{\omega_1 \omega_2 t}\} \quad (2)$$

其中: $f_{\omega_1 \omega_2 t}$ 为特征 t 的类 ω_1, ω_2 的 Fisher 标准判别率^[15]。

判别率可以表征特征的类可区分性。判别率越大,特征的类可区分性越好。对于模式识别来说,类可区分性好的特征性能更优。所以,文中优先选择最小判别率高的特征。由式(3)给出

$$f_{\omega_1 \omega_2 t} = \frac{|\mu_{\omega_1 t} - \mu_{\omega_2 t}|^2}{\sigma_{\omega_1 t}^2 + \sigma_{\omega_2 t}^2} \quad (3)$$

其中: $\mu_{\omega_1 t}, \mu_{\omega_2 t}$ 分别为落于类的变量所对应特征 t 的均值; $\sigma_{\omega_1 t}^2, \sigma_{\omega_2 t}^2$ 分别为落于类 ω_1 的变量所对应特征 t 的方差。

$\mu_{\omega_1 t}$ 与 $\sigma_{\omega_1 t}^2$ 由式(4)给出

$$\begin{cases} \mu_{\omega_i t} = \frac{1}{n_{\omega_i}} \sum_{x_k \in X_i} x_k \\ \sigma_{\omega_i t}^2 = \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_{\omega_i t})^2 \end{cases} \quad i=1,2 \quad (4)$$

其中: X_i 为对应 ω_i 的子集; n_{ω_i} 为 X_i 的样本数。

蚂蚁 m 到达终点 N_{k+1} 时,即完成了一次搜索。SEL 对本次搜索所得的特征选择结果进行保存。接着,笔者将与本次搜索结果对应的特征向量样本输入三层 BP 神经网络进行训练与测试。训练与测试的样本数比例为 3:1。模式识别正确率由式(5)求得

$$F = \frac{Z_{\text{num}}}{C_{\text{NUM}}} \quad (5)$$

其中: Z_{num} 为正确识别样本数目; C_{NUM} 为测试样本数目。

因生成 M 只蚂蚁,当其全部到达终点时,得到 M 个有意义的特征选择结果。其中模式识别正确率最大者即为本次搜索的最好解 SEL' 。

3.4.2 信息素更新策略

信息素更新策略由式(6)给出:

$$\tau_{ij} = \begin{cases} (1-\rho)\tau_{ij}(1-\rho) + \frac{Q}{F_l} & R_{ij} \notin \text{SEL}' \\ (1-\rho)\tau_{ij}(1-\rho) & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中: $\rho(0 < \rho < 1)$ 为信息素挥发系数,为一个正的常数; F_l 为与 SEL' 相对应的模式识别正确率。

4 参数选择

由 3.4 节蚁群算法的原理可以看出,算法存在多个参数需要初始化设定。参数选择能够对蚁群算法的性能产生重大影响。适当的参数选择,可以使蚁群算法能够拥有好的全局搜索能力和较高的收敛效率;反之,算法的运算速度则会降低,或者陷入局部最优解而使搜索结果质量降低。

首先固定 $\tau_{ij}(0)=1, Q=1, N_c=20$ 。另外,图 5 表现了特征子集维度对三层 BP 神经网络模式识别质量的影响。由图 5 易知,维数为 10 时,模式识别正确率的均方误差最低,相对质量较高,故取 $k=10$ 。

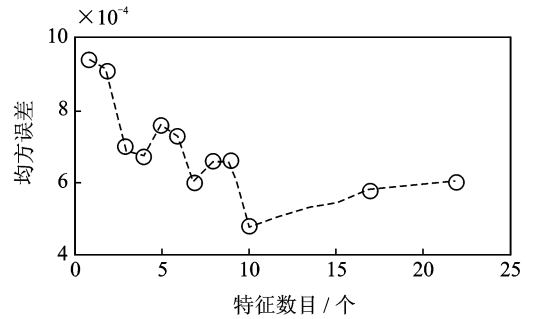


图 5 特征子集维度对模式识别正确率的影响

Fig. 5 The influence of feature subset dimension on the precision of pattern recognition

接着,文中将“三步走”法^[16]和数值试验相结合,分析参数选择对算法性能的影响,最后选择表现最优的参数组合。

1) 参照“三步走”法中城市规模与蚂蚁数目之比约等于 1.5 的选择策略来确定蚂蚁的总数目,则 $M=15$ 。

2) 运用文中设计的蚁群算法,固定 $M=15$, $\tau_{ij}(0)=1, Q=1, N_c=20$,在既有参数设置规则即 $\alpha \in [0.1, 0.3], \beta \in [3, 6]$ 且 $\rho \in [0.01, 0.3]$ 的范围内^[17]进行数值实验,考察 α, β, ρ 对算法性能的影响。

α 取 3 个水平分别为 0.1, 0.2, 0.3; β 取 4 个水平分别为 3, 4, 5, 6; ρ 取 4 个水平分别为 0.01, 0.10, 0.20, 0.30, 进行 $3 \times 4 \times 4$ 次试验,得到 48 组参数组合,其运算结果如表 1。图 6 比较了不同参数组合下的模式识别正确率和运算时间。

由图 6 看出:结果中有 35 组的模式识别正确率在 95% 以上,最高 99.17%;最低模式识别正确率 90%。所以,笔者设计的“三步走”法与数值试验相结合的

表1 不同参数组合的特征优选结果

Tab.1 The feature selection outcomes on different parameter combinations

分组序号	α	β	ρ	模式识别正确率	运算时间/s	特征优选结果										
1	0.1	3	0.01	0.970 833	220.824 3	11	16	21	3	10	13	12	18	4	1	
2	0.1	3	0.1	0.916 667	232.132 9	21	11	10	3	16	12	18	13	4	2	
3	0.1	3	0.2	0.987 5	237.019 6	21	11	16	3	10	18	12	4	13	20	
4	0.1	3	0.3	0.983 333	228.109 3	11	21	16	3	12	13	4	10	18	1	
5	0.1	4	0.01	0.979 167	207.200 4	21	11	16	3	13	4	10	12	18	1	
6	0.1	4	0.1	0.983 333	238.988 8	21	11	16	3	4	10	12	13	18	2	
7	0.1	4	0.2	0.983 333	226.782 5	11	21	16	3	10	13	18	12	4	2	
8	0.1	4	0.3	0.966 667	256.271 5	21	11	16	13	3	10	4	12	18	2	
9	0.1	5	0.01	0.945 833	322.834 5	21	11	16	3	13	12	10	18	4	1	
10	0.1	5	0.1	0.962 5	285.616 5	11	21	16	3	10	12	13	4	18	1	
11	0.1	5	0.2	0.966 667	294.676 8	11	21	16	3	10	12	13	4	1	18	
12	0.1	5	0.3	0.945 833	334.315 3	21	11	16	10	3	13	12	18	4	1	
13	0.1	6	0.01	0.945 833	239.330 6	21	11	16	3	10	12	18	13	4	2	
14	0.1	6	0.1	0.962 5	260.737 2	21	11	16	3	13	10	4	12	18	1	
15	0.1	6	0.2	0.95	162.186 5	21	11	16	3	13	10	4	12	18	1	
16	0.1	6	0.3	0.970 833	138.985 2	21	11	16	3	13	12	10	4	18	2	
17	0.2	3	0.01	0.95	137.283 7	11	21	3	13	16	12	18	10	4	1	
18	0.2	3	0.1	0.979 167	139.051 7	21	11	3	16	13	10	4	18	12	2	
19	0.2	3	0.2	0.941 667	141.018 8	21	11	3	13	16	12	18	10	4	2	
20	0.2	3	0.3	0.983 333	142.235 7	21	11	16	4	3	10	13	12	18	2	
21	0.2	4	0.01	0.9	139.931 6	21	11	16	3	10	13	12	4	18	1	
22	0.2	4	0.1	0.966 667	137.172 4	11	21	16	3	10	4	18	13	12	1	
23	0.2	4	0.2	0.941 667	133.899 4	11	21	16	13	3	10	4	12	18	2	
24	0.2	4	0.3	0.970 833	135.817 8	21	11	16	12	3	13	1	10	4	18	
25	0.2	5	0.01	0.983 333	139.210 8	21	11	16	10	13	3	12	4	18	20	
26	0.2	5	0.1	0.966 667	140.945 2	11	21	16	3	13	10	12	18	4	2	
27	0.2	5	0.2	0.966 667	135.405 3	21	11	16	3	10	18	13	4	12	2	
28	0.2	5	0.3	0.941 667	136.872 9	21	11	16	3	13	10	12	18	4	1	
29	0.2	6	0.01	0.958 333	141.069 8	21	11	16	3	12	10	13	4	18	2	
30	0.2	6	0.1	0.937 5	138.295 5	11	21	16	3	13	10	12	4	18	2	
31	0.2	6	0.2	0.987 5	139.221 5	21	11	16	3	12	10	13	18	4	1	
32	0.2	6	0.3	0.9875	132.495 2	11	21	3	16	13	10	2	18	12	1	
33	0.3	3	0.01	0.987 5	140.815 8	11	21	16	3	10	13	4	12	18	2	
34	0.3	3	0.1	0.941 667	134.236 7	21	11	16	10	3	13	12	4	18	1	
35	0.3	3	0.2	0.991 667	140.590 7	21	11	16	3	1	13	10	12	18	4	
36	0.3	3	0.3	0.954 167	142.965 8	21	11	16	13	3	10	18	4	12	1	
37	0.3	4	0.01	0.987 5	135.641 6	21	11	16	3	13	18	10	12	4	1	
38	0.3	4	0.1	0.937 5	134.338 4	21	11	16	3	12	13	10	4	18	1	
39	0.3	4	0.2	0.95	140.749 2	21	11	16	3	10	2	13	12	4	1	
40	0.3	4	0.3	0.966 667	138.985 4	21	11	16	3	13	10	4	12	18	1	
41	0.3	5	0.01	0.983 333	141.605 9	21	11	16	10	3	13	12	18	4	2	
42	0.3	5	0.1	0.954 167	137.647 2	21	11	16	3	4	13	12	10	18	2	
43	0.3	5	0.2	0.95	136.539	21	11	16	3	10	4	13	12	18	1	
44	0.3	5	0.3	0.916 667	136.583 4	11	21	16	3	10	12	13	4	18	1	
45	0.3	6	0.01	0.908 333	136.381 9	21	11	16	3	13	10	12	18	4	2	
46	0.3	6	0.1	0.95	138.912 2	21	11	16	3	13	12	10	4	18	1	
47	0.3	6	0.2	0.970 833	136.695 6	11	21	16	3	13	10	12	4	18	1	
48	0.3	6	0.3	0.916 667	134.432 9	21	11	16	3	10	13	12	4	18	2	

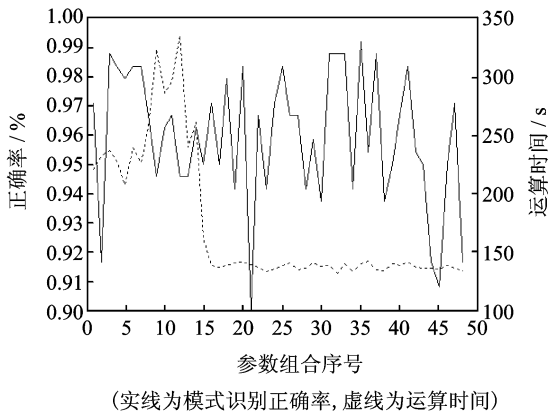


图 6 各参数组合对应的模式识别正确率和运算时间
Fig. 6 The pattern recognition accuracy and operation time on different parameter combinations

参数选择方法可以使蚁群算法拥有较好的运算的效率和质量。当取第 35 组参数组合 ($\alpha=0.2, \beta=4, \rho=0.2$) 时, 模式识别正确率最高, 运算速度较快。故最终参数设置如下: $M=15, \tau_{ij}(0)=1, \alpha=0.2, \beta=4, \rho=0.2, N_c=20$ 。此时, 利用文中改进的蚁群选择算法最终得到优选特征子集 $\text{subset}^{10} = \{21, 11, 16, 3, 1, 13, 10, 12, 18, 4\}$ 。

将初始特征集合输入到三层 BP 神经网络得到的模式识别正确率为 66.67%, 而由上文可知, 优选特征子集对应的模式识别正确率均在 90% 以上, 最高可达到 99.17%。另外, 相比初始特征集合, 优选特征子集输入 BP 神经网络的模式识别速度更快。

5 结束语

笔者将蚁群算法应用在铣削力信号特征选择中, 效果良好, 可以显著降低特征集合的维度。将优选后的特征子集输入 BP 神经网络可以实现对铣刀磨损状态的监测。实验证明, 该方法可以得到较高的模式识别正确率和模式识别效率。文中提出的特征选择方法中, 参数 k 缺乏对模式分类器的适应能力。如何与后续的模式分类器配合使用, 值得进一步研究。

参 考 文 献

[1] 康晶, 冯长建, 胡红英. 刀具磨损监测及破损模式的识别[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(1): 5-9.
Kang Jing, Feng Changjian, Hu Hongying. Tool wear monitoring and pattern recognition of tool failure[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009,

29(1): 5-9. (in Chinese)
[2] 胡金海, 谢寿生, 骆广琦, 等. 基于核函数 Fisher 鉴别分析的特征提取方法[J]. 振动、测试与诊断, 2008, 28(4): 322-326.
Hu Jinhai, Xie Shousheng, Luo Guangqi, et al. Feature extraction method based on kernel-based Fisher discriminant analysis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(4): 322-326. (in Chinese)
[3] Silva R G, Baker K J, Wilcox S J, et al. The adaptability of a tool wear monitoring system under changing cutting conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2000, 14(2): 287-298.
[4] Dash M, Liu Huan. Feature selection for classification [J]. Intelligent Data Analysis, 1997, 1(3): 131-156.
[5] Chakraborty B. Genetic algorithm with fuzzy fitness function for feature selection[C]// Proceedings of the 2002 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Piscataway N J: IEEE Conference Publications, 2002: 315-319.
[6] Gomez J F, Khodr H M, De Oliveira P M, et al. Ant colony system algorithm for the planning of primary distribution circuits[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(2): 996-1004.
[7] Gambardella L M, Taillard É, Agazz G. MACS-VRPTW: a multiple ant colony system for vehicle routing problems with time windows[R]// Technical report IDSIA No. IDSIA-06-09. Lugano, Switzerland; McGraw-Hill Ltd, 1999: 63-76.
[8] Hussein O H, Saadawi T N, Lee M J. Probability routing algorithm for mobile ad hoc networks resources management[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(12): 2248-2259.
[9] 王娟, 慈林林, 姚康泽. 特征选择方法综述[J]. 计算机工程与科学, 2005, 27(12): 68-71.
Wang Juan, Ci Linlin, Yao Kangze. A survey of feature selection[J]. Computer Engineering & Science, 2005, 27(12): 68-71. (in Chinese)
[10] Dorigo M, Maniezzo V, Colorni A. Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 1996, 26(1): 29-41.
[11] Angus D. Ant colony optimisation: from biological inspiration to an algorithmic framework technical report [R]// Technical Report No. TR013. Melbourne, Australia; Swinburne University of Technology, 2006: 1-9.
[12] Dorigo M, Blumb C. Ant colony optimization theory: A survey [J]. Theoretical Computer Science, 2005, 344(3): 243-278.
[13] Alupoaei S, Katkooi S. Ant colony system application to marococell overlap removal[J]. IEEE Transactions on

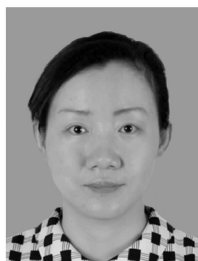
Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, 2004, 12(10):1118-1122.

[14] 丁年雄. 机械加工工艺辞典[M]. 北京:学苑出版社, 1990:348.

[15] Theodoridis S, Koutroumbas K. Pattern recognition [M]. 3 版. 李晶皎, 王爱侠, 张广渊, 等译. 北京:电子工业出版社, 2006:307-313.

[16] 段海滨. 蚁群算法原理及应用[M]. 北京:科学出版社, 2005:116.

[17] 蒋玲艳, 张军, 钟树鸿. 蚁群算法的参数分析[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(20):31-36.
Jiang Yanling, Zhang Jun, Zhong Shuhong. A nalysis of param eters in ant colony system[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43 (20): 31-36. (in Chinese)



第一作者简介:王玫,女,1968 年 8 月生,博士、教授、硕士生导师。主要研究方向为计算机辅助制造,机械设计。曾发表《CHMM for tool condition monitoring and remaining useful life prediction》(《The International Journal of Advanced Manufacturing Technology》2012, Vol. 59, No. 5)等论文。

E-mail:sc_wm@263.net

通信作者简介:孙奇慧,女,1987 年 6 月生,硕士研究生。主要研究方向为机械设备状态监测与故障诊断、刀具剩余寿命预测等。

E-mail:Sunqihui 870813@126.com



欢迎订阅《振动、测试与诊断》

《振动、测试与诊断》由工业和信息化部主管,南京航空航天大学 and 全国高校机械工程测试技术研究会联合主办,是反映振动、动态测试及故障诊断学科领域的科研成果及其应用情况的技术性刊物。主要刊登国内外以振动测试与故障诊断为中心的动态测试理论、方法和手段的研究及应用方面的技术文献,包括实验测试技术、测试仪器的研制、方法和系统组成、信号分析、数据处理、参数识别与故障诊断以及有关装置的设计、使用、控制、标定和校准等,不拘泥于行业和测试项目。

本刊为 EI Compendex 数据库收录期刊和中文核心期刊,双月刊,每逢双月末出版,每本定价 20 元,全年 120 元。欢迎订阅和投稿,欢迎在本刊刊登各类广告和科技信息。

编辑部地址:南京市御道街 29 号 邮政编码:210016 电话:(025)84893332
传真:(025)84893332 E-mail:qchen@nuaa.edu.cn 网址:http://zdcn.nuaa.edu.cn

