

基于小波奇异性和支持向量机微铣刀破损检测

刘宇¹, 王迁¹, 刘阔², 张义民¹
(1. 东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 大连理工大学 精密与特种加工教育部重点实验室, 辽宁 大连 116024)

摘 要: 针对微铣削过程中刀刃破损的现象,提出了基于振动信号奇异性分析的自学习式支持向量机的刀具破损检测方法.对两种状态信号作连续小波变换,计算小波模极大值和信号的李普希兹指数(Lips).通过Lips识别刀具状态,拟合Lips分布概率密度函数并验证其符合正态分布,将Lips分布的均值、方差作为特征值,通过遗传算法参数寻优建立了刀具破损状态的支持向量机(SVM)识别模型,也称最优模型.利用最优模型预测刀具破损状态,其预测准确度从84%逐步提高至90%,提升了系统预测模型的鲁棒性.最后通过实验验证了该方法的有效性.

关 键 词: 刀具破损;微铣削;小波奇异性;支持向量机;自学习

中图分类号: TH 17; TP 277 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2017)10-1426-05

Micro Milling Cutter Breakage Detection Based on Wavelet Singularity and Support Vector Machine

LIU Yu¹, WANG Qian¹, LIU Kuo², ZHANG Yi-min¹
(1. School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. Key Laboratory for Precision and Non-traditional Machining Technology, Ministry of Education, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China. Corresponding author: LIU Yu, E-mail: yuliu@mail.neu.edu.cn)

Abstract: A tool breakage detection method was proposed based on the singularity analysis of vibration signal and self-learning support vector machine. The measured vibration signals were decomposed by the continuous wavelet transform, the wavelet modulus maxima (WTMM) and the Lipschitz index (Lips) were calculated. The state of tool breakage was recognized by Lips, and the Lips probability density function was fitted, which obeys the normal distribution. The support vector machine identification model of tool state was established by the parameter optimization of genetic algorithm based on mean value and variance of Lips (also called the optimal model). The tool breakage state was predicted by using this model, of which prediction accuracy increased gradually from 84% to 90%, and the robust of system prediction model was improved. Finally, the effectiveness of this method was verified by the experiments.

Key words: tool breakage; micro milling; wavelet singularity; support vector machine; self-learning

刀具状态监测在20世纪被首先提出,发展至今,针对于传统加工形式已有大量研究^[1].在传感器选择方面,力传感器^[2]、声发射传感器^[3]和振动传感器^[4]及多传感器融合^[5]等不同传感器都有研究.由于铣削过程的不连续性 & 检测信号的不稳定性,很多TCM研究都利用小波分析处理非稳定信号的优势处理检测信号^[6],这些研究都是利用小波系数计算特征值反映刀具状态.本文针对微铣削过程中的刀刃破损现象,提出了基于振动信号奇异性分析的自学习式SVM的刀具破损检测方法.分析正常刀具状态和刀刃断裂状态下的振动信号奇异性,计算反映奇异性程度的李普希兹指数并拟合其分布概率密度函数,将均值、方差作为特征值,最后通过自学习式SVM逐渐

优化训练模型达到提高状态预测准确率的目的.

1 支持向量机理论

支持向量机在解决小样本、非线性数据模式分类^[7]具有很强的优势,分成线性可分和线性不可分两种情况^[8].

1.1 线性可分

对于给定数据 $(\mathbf{x}_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, M)$, 假设要分类的数据线性可分正样本和负样本. 那么线性分类器就是要在 M 维数据空间中寻找超平面 $f(\mathbf{x}=0)$, 建立超平面及分隔超平面函数:

$$f(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x} + b = \sum_{i=1}^M \omega_i x_i + b = 0; \quad (1)$$

$$\text{当 } y_i = 1 \text{ 时, } f(\mathbf{x}_i) = 1; \quad (2)$$

$$\text{当 } y_i = -1 \text{ 时, } f(\mathbf{x}_i) = -1. \quad (3)$$

式中: $\boldsymbol{\omega}$ 是 M 维向量; b 是标量. 式(2)和式(3)表示两类数据点的分割超平面函数, 即两类数据的类标记.

支持向量机实质上是寻找 $\boldsymbol{\omega}$ 和 b , 使分割超平面和超平面间距离最大, 保证距离最大的这些点被称为支持向量. 用 $y_i(\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x}_i + b)$ 正负性判定分类的正确性, 得到最大间隔分类器的目标函数:

$$\max \frac{y_i(\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x}_i + b)}{\|\boldsymbol{\omega}\|},$$

$$y_i(\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, M. \quad (4)$$

目标函数等价于:

$$\min \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2,$$

$$\text{s. t. } y_i(\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, M. \quad (5)$$

为解决这个二次最优化问题引入 Lagrange 函数:

$$L(\boldsymbol{\omega}, b, a) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 - \sum_{i=1}^M \alpha_i (y_i(\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x}_i + b) - 1). \quad (6)$$

将原问题转化成对偶学习问题, 首先让 L 关于 $\boldsymbol{\omega}$ 和 b 取最小值, 分别对式(6)中的 $\boldsymbol{\omega}$ 和 b 求偏导数, 令偏导数等零, 再代回式(6)得式(7), 然后求 α 极大值得到式(8)所示的求解问题.

$$L(\boldsymbol{\omega}, b, a) = \sum_{i=1}^M \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j, \quad (7)$$

$$\max Q(a) = \sum_{i=1}^M \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^M \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j,$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^M \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, M.$$

(8)

利用序列最优化 SMO 算法求解对偶因子,

得到最优解 $\boldsymbol{\alpha}^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_M^*)^T$, 同时最优权值向量 $\boldsymbol{\omega}^*$ 和最优偏置 b^* 的计算式分别为

$$\boldsymbol{\omega}^* = \sum_{i=1}^M \alpha_i^* y_i \mathbf{x}_i, \quad (9)$$

$$b^* = y_i - \sum_{i=1}^M y_i \alpha_i^* (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j). \quad (10)$$

最优分类函数为

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign}(\sum_{i=1}^M y_i \alpha_i^* (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j) + b^*). \quad (11)$$

1.2 线性不可分

在分类数据线性不可分情况下, 支持向量机通过引入非线性映射 $\boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}) = (\boldsymbol{\varphi}_1(\mathbf{x}), \dots, \boldsymbol{\varphi}_M(\mathbf{x}))$ 将输入变量映射到高维特征空间构造最优分类超平面:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign}(\sum_{i,j=1}^M \alpha_i y_i (\boldsymbol{\Phi}^T(\mathbf{x}_i) \cdot \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}_j)) + b). \quad (12)$$

式中: $\boldsymbol{\Phi}^T(\mathbf{x}_i) \cdot \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}_j)$ 为向量 $\boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}_i)$ 和向量 $\boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}_j)$ 的内积. 使用核函数 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \boldsymbol{\Phi}^T(\mathbf{x}_i) \cdot \boldsymbol{\Phi}(\mathbf{x}_j)$ 代替内积将数据映射到高维空间, 这样得到最优超平面公式:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign}(\sum_{i,j=1}^M \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b). \quad (13)$$

2 检测算法特征

2.1 信号奇异点与奇异性

信号奇异点指信号中的突变点, 奇异性则是关于奇异点突变程度的定性和定量描述. 在机械测试信号中, 奇异点通常为一些峰值点和突变尖点, 因此, 刀具的状态与信号的奇异点相关.

由图 1 可知, 刀刃断裂信号出现明显的峰值点, 而正常刀具信号则相对平滑. 在数学上采用李普希兹 (Lipschitz) 指数来表现信号某点的奇异性, 简称 Lips, 其定义为: 假设信号 $f(\mathbf{x})$ 可以在 \mathbf{x}_0 点局部近似于 n 次多项式 $p_n(\mathbf{x})$, 即

$$f(\mathbf{x}) = c_0 + c_1(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) + \dots + c_n(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)^n + C \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|^\alpha = p_n(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) + C \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|^\alpha. \quad (14)$$

式中: $p_n(\mathbf{x})$ 是 n 次多项式; C 是正常数. 式(14)表明函数 $f(\mathbf{x})$ 拟合多项式 $p_n(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)$ 时, 误差是 $C \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|^\alpha$, 由于 C 是固定值, 因此误差大小取决于 α 大小.

函数 $f(\mathbf{x})$ 在 \mathbf{x}_0 点的局部变化可以用 α 表征:

$$|f(\mathbf{x}) - p_n(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)| \leq C \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|^\alpha, n < \alpha < n + 1. \quad (15)$$

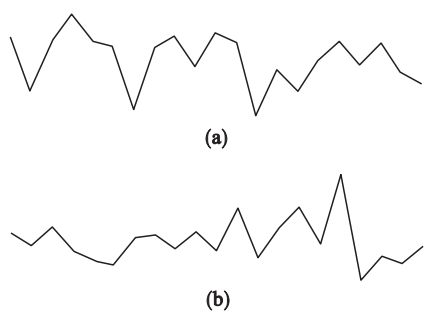


图 1 刀具信号的奇异性
Fig. 1 Singularity of tool signal

(a)—正常刀具信号;(b)—刀刃断裂信号.

式中: α 表示函数的不连续性, α 值越大,函数越光滑, α 值越小,函数在 x_0 点变化越尖锐. 函数在一点连续、可微,则该点李普希兹指数 $\alpha \geq 1$. 如果函数在 x_0 点的李普希兹指数 $\alpha < 1$,则称函数在 x_0 点是奇异的.

Lips 可以通过计算信号的小波变换模极大值(WTMM)得到. 为了计算信号奇异度,在信号处理时需要忽略信号的多项式部分. 一个具有 n 阶消失矩的小波函数在变换时可消去信号的 n 阶多项式部分:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^n \psi(t) dt = 0. \tag{16}$$

将式(15)用具有 n 阶消失矩小波作小波变换,使多项式函数的小波变换为零,式(17)建立了信号 $f(x)$ 的小波变换与代表了信号奇异性的信号 $f(x)$ 与多项式函数间近似误差 α 的关系.

$$|Wf(u,s)| \leq Cs^\alpha. \tag{17}$$

式中, $|Wf(u,s)|$ 为小波模极大值.

2.2 信号奇异性指数计算

首先,将信号作连续小波变换得到的小波系数取绝对值,得到小波变换模值:

$$|Wf(u,s)| = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) dt \right|. \tag{18}$$

式中: $\Psi_{u,s}(t)$ 是母函数 $\Psi(t)$ 经过平移和变换得到的小波函数族; s 是尺度参数, $s = 2^j$ ($j = 0, 1, 2, \dots, J$); u 是位置参数.

李普希兹指数与小波变换模极大值有关. 对小波向平面某点 (u_0, s_0) , 当 $u \in (u_0 + W, s_0)$ 和 $u \in (u_0 - W, s_0)$ 时, 都有 $|Wf(u, s_0)| < |Wf(u_0, s_0)|$, 称 (u_0, s_0) 为局部极大值点. 如果在小波变换时间尺度平面上存在这样的曲线, 曲线上所有点都是局部模极大值点, 这条曲线叫模极大值线.

最后,对模极大值线上的各点,计算相应的尺

度 s 和模值 $|W|$ 的对数, 然后以 $\lg s$ 为横坐标, $\lg |Wf(u,s)|$ 为纵坐标, 所得曲线上直线段的斜率 m 就是该点的 Lips:

$$\lg |Wf(u,s)| = \lg(C) + \alpha \lg(s), \tag{19}$$

$$m = \frac{\lg |Wf(u,s)|}{\lg(s)} = \alpha. \tag{20}$$

2.3 李普希兹指数统计特征

如前所述,信号奇异性程度可以反映信号的状态. 当刀具处于稳定状态时,表现低奇异性程度;当刀具处于不稳定状态即刀刃断裂状态时,表现高奇异性程度.

图 2 为两种刀具状态下信号各点的 Lips, 从图中可看出: 正常刀具信号各点 Lips 变化较均匀, 而刀刃断裂刀具信号各点的 Lips 有很多点出现非常大的值并伴随着瞬变.

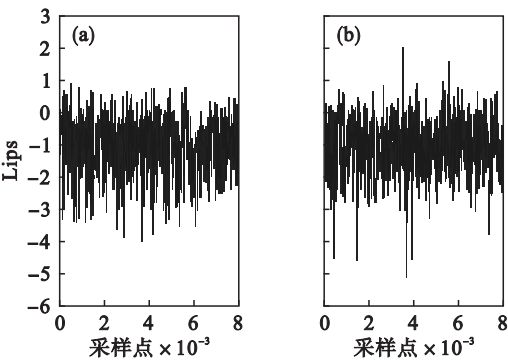


图 2 正常刀具和刀刃断裂刀具的 Lips
Fig. 2 Lips of normal cutter and broken tool
(a)—正常刀具;(b)—刀刃断裂.

图 3 是利用 Lips 分布数据拟合后的概率密度函数(probability density function, pdf)并在 Matlab 中验证符合正态分布.

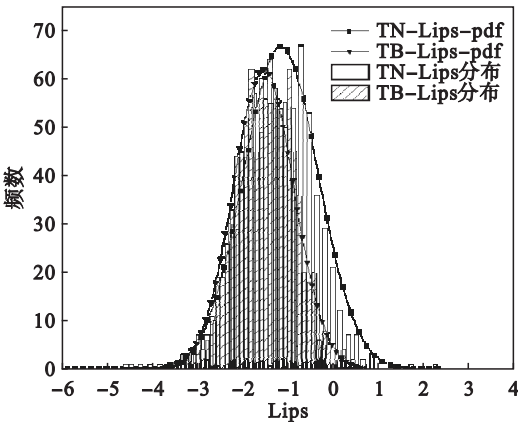


图 3 刀具的 Lips 分布图
Fig. 3 Lips distribution of tool in different state

由图 3 可知,两种状态下的 Lips 值有很大重叠,除了个别 Lips 值很大的点之外,很难看出两种状态有何差别. 但就正态分布来说二者均值和

方差却有明显区别. 显然, 刀刃断裂状态时均值明显比刀具正常时的均值小. 切削转速为 200 r/min, 切削速度为 0.5 mm/s, 切深为 30 μm 时, 刀具在正常和刀刃断裂两种状态下 X 向、Y 向、Z 向加速度信号 Lips 的统计均值和方差如图 4 所示. 图中刀具正常状态 (tool normal condition) 为 TN, 刀刃断裂状态 (tool breakage condition) 为 TB. 由 4a 可知, TB 状态比 TN 状态信号波动性更大, TN 信号比 TB 信号更稳定. 这种现象也符合 Lips 最初的概念: 当信号变化缓慢并且没有出现突变尖点或明显峰值点时, 信号表现低奇异性程度, 而当信号出现突变时表现高奇异性程度.

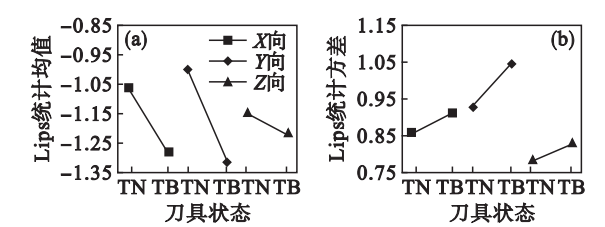


图 4 Lips 统计均值、方差与刀具状态关系
Fig. 4 Relations between mean, variance of Lips and tool state

3 实验组成和预测模型

3.1 实验

切削实验在实验室自行设计的 MMT-50X 微铣床上进行, 利用 PCB 356A24 三向加速度传感器采集振动信号并使用 NI 9234 数据采集卡将信号采集到 PC 机, 设置采样率为 17 kHz, 每次实验采集 8192 个数据点作后期分析. 切削形式为槽铣, 实验材料为 Al6061, 切削刀为带 TiAlN 涂层的钨钢刀具, 通过配备 500 万像素的 SK2700U 光学显微镜获取刀具实际状态. 为了验证方法的准确性, 进行了 300 组切削实验, 其中包括 150 组正常刀具切削实验, 150 组刀刃断裂刀具切削实验. 切削参数为主轴转速、进给速度和切削深度. 主轴转速分别设置为 200, 220, 240, 260, 280, 300 r/min; 进给速度分别设置为 0.5, 1, 1.5, 2, 3 mm/s; 切削深度分别设置为 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70 μm.

3.2 特征计算

特征值具体计算过程如下:

1) 确定小波分解层数 $j=5$, 则小波尺度 $s=2^j=32$, 选择 db2 小波对初始信号的前 8 000 个数

据点作连续小波变换, 得到小波尺度图 WT;

2) 计算小波系数模值, 得到小波系数模值图 |WT|;

3) 对 |WT| 上每一数据点 (x_0, s_0) 的模值与相邻尺度模值比较, 若比相邻尺度模值都大则该点记为模极大值点;

4) 连接相同时间点模极大值点, 画出模极大值线;

5) 对模极大值线上各点 t , 计算其相应尺度 s 和模值的对数, 并以尺度为横坐标, 模值为纵坐标, 所得曲线上直线段的斜率就是该点的 Lips;

6) 做出 Lips 频数分布图并拟合其概率密度函数, 可得到均值、方差两个特征值.

3.3 系统模型建立

系统支持向量机模型是基于 Matlab 平台和台湾大学林智仁教授等开发的用于 SVM 模式识别与回归的软件包 LIBSVM 建立. 通过采集工件上的三向加速度信号并计算每个方向信号的 Lips 分布图的均值和方差, 得到 6 个特征值, 分别为 $\mu_x, \sigma_x, \mu_y, \sigma_y, \mu_z, \sigma_z$. 另外将三个切削参数: 主轴转速、进给速度、切深加在一起共 9 个特征值作为系统输入. 系统输出由刀具状态构成, 0 代表刀具断裂状态, 1 代表刀具正常状态.

为了确定 SVM 模型核函数类型及其参数, 将实验数据拆成 200 组作为训练数据, 100 组作为测试数据, 通过控制变量法不断改变各个核函数的参数直到该核函数测试准确度达到最高, 由此确定 SVM 预测模型, 核函数类型为线性核函数, 损失函数 $\text{cost}=2$.

4 结果讨论

在确定 SVM 训练模型时已经确定核函数类型为 Linear, 同时损失函数 $\text{cost}=2$, 此时预测准确度为 89%. 为了提高 SVM 训练模型的泛化能力和识别精度, 将上述训练数据中的 150 组作为训练数据, 50 组作为优化数据和 100 组作为测试数据. 首先利用训练数据得到 SVM 模型, 然后利用优化数据作为测试数据, 将测试结果与实际结果对比, 将判别错误数据点放到训练数据中重新训练模型, 直到测试准确度达到 100%, 得到最优预测模型, 最后利用测试数据验证模型的准确度. 图 5 为三次优化数据的预测准确度与每次测试数据的预测准确度.

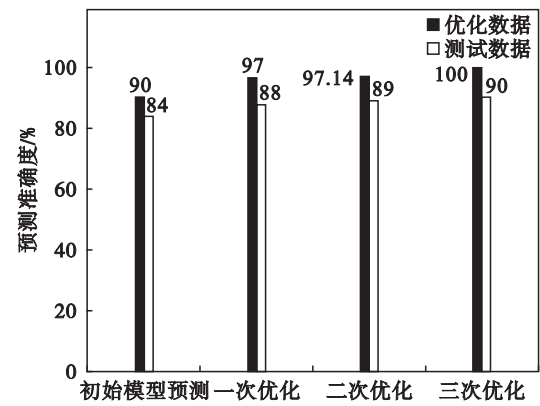


图 5 优化准确度与 SVM 预测准确度
Fig. 5 Optimization accuracy and SVM prediction accuracy

5 结 论

- 1) 不同刀具状态下振动信号的奇异性差异可以反映刀具的状态。
- 2) 奇异性指数的概率密度函数的均值、方差可以作为特征值预测刀具状态。
- 3) 通过优化数据不断优化系统初始预测模型直到得到最优预测模型,使系统刀具状态预测准确度逐渐提高,提升了系统预测模型的鲁棒性。

参考文献:

[1] Ahmad M A F, Nuawi M Z, Abdullah S, et al. Development of tool wear machining monitoring using novel statistical analysis method, I-kazTM ☆ [J]. *Procedia Engineering*, 2015, 101:355 – 362.

[2] Huang P T B, Ma C C, Kuo C H. A PNN self-learning tool breakage detection system in end milling operations [J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 37:114 – 124.

[3] Neslušan M, Mičieta B, Mičietová A, et al. Detection of tool breakage during hard turning through acoustic emission at low removal rates [J]. *Measurement*, 2015, 70:1 – 13.

[4] Wang G F, Yang Y W, Zhang Y C, et al. Vibration sensor based tool condition monitoring using support vector machine and locality preserving projection [J]. *Sensors & Actuators A: Physical*, 2014, 209:24 – 32.

[5] Zhu K, Mei T, Ye D. Online condition monitoring in micromilling; a force wave form shape analysis approach [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(6):3806 – 3813.

[6] Zhu K, Wong Y S, Hong G S. Multi-category micro-milling tool wear monitoring with continuous hidden Markov models [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2009, 23(2):547 – 560.

[7] Li H, Chung F L, Wang S. A SVM based classification method for homogeneous data [J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 36:228 – 235.

[8] Wittek P. Supervised learning and support vector machines [J]. *Quantum Machine Learning*, 2014(1):73 – 84.

(上接第 1415 页)

[4] Liu C F. Numerical analysis of the anode region of high-intensity arcs [D]. Minneapolis: University of Minnesota, 1977.

[5] Jian X, Wu C S. Numerical analysis of the coupled arc-weld pool-keyhole behaviors in stationary plasma arc welding [J]. *International Journal of Heat & Mass Transfer*, 2015, 84:839 – 847.

[6] Dong W, Lu S, Li D, et al. GTAW liquid pool convections and the weld shape variations under helium gas shielding [J]. *International Journal of Heat & Mass Transfer*, 2011, 54:1420 – 1431.

[7] Tanaka M, Lowke J J. Predictions of weld pool profiles using plasma physics [J]. *Journal of Physics D: Applied Physics*, 2007, 40(1):R1 – R23.

[8] Kim W H, Fan H G, Na S J. A mathematical model of gas tungsten arc welding considering the cathode and the free

surface of the weld pool [J]. *Metallurgical & Materials Transactions B*, 1997, 28(4):679 – 686.

[9] 雷永平, 顾向华, 史耀武, 等. GTA 焊接电弧与熔池系统的双向耦合数值模拟 [J]. 金属学报, 2001, 37(5):537 – 542. (Lei Yong-ping, Gu Xiang-hua, Shi Yao-wu, et al. Numerical analysis of the two-way interaction between a mutually coupled weld-pool and weld-arc for GTA welding process [J]. *Acta Metallurgica Sinica*, 2001, 37(5):537 – 542.)

[10] Baeva M, Uhrlandt D. Non-equilibrium simulation of the spatial and temporal behavior of a magnetically rotating arc in argon [J]. *Plasma Sources Science and Technology*, 2011, 20(3):035008.

[11] Snyder S C, Bentley R E. A measurement of axial velocity and temperature in a free-burning arc using Thomson scattering [J]. *Journal of Physics D: Applied Physics*, 1996, 29(12):3045 – 3049.