

# 支持向量空间方法在刀具运行可靠性评估中的应用

陈保家<sup>1,2</sup>, 沈保明<sup>2</sup>, 肖文荣<sup>1,2\*</sup>, 田红亮<sup>1,2</sup>, 陈法法<sup>1,2</sup>, 赵春华<sup>1,2</sup>, 张发军<sup>2</sup>

(1.三峡大学 水电机械设备设计与维护湖北省重点实验室, 湖北 宜昌 443002; 2.三峡大学 机械与动力学院, 湖北 宜昌 443002)

**摘 要:**针对单台或小样本数控机床刀具可靠性评估时,传统的基于大样本统计的可靠性评估方法因缺乏时间、动态、个性化的精确性描述而难以发挥作用。为了提高单台或小样本条件下的机床刀具运行可靠性评估精度和可信性,作者提出了一种基于奇异值分解(SVD)和支持向量空间的运行可靠性评估方法。首先通过实验对机床切削加工过程中的刀架振动信号进行获取,采用小波包分解、能量分布和时频域统计量分析,提取出与刀具磨损量密切相关的显著特征指标。为了降低计算复杂程度和减小冗余成分,进一步利用SVD对所提取的刀具正常磨损条件的振动信号时频域高维特征数据集进行降维处理。然后将降维数据作为测试样本代入支持向量空间模型构造支持向量空间超球体,以该超球体所定义的圆心和半径为计算依据,将待检样本相对于超球体的相对距离作为描述刀具的性能退化指标,并引入降半型隶属度函数,将相对距离指标映射到[0, 1]区间,将其定义为刀具的运行可靠性。分别以两把磨损状态为失效与正常的刀具作为评估案例,通过对其降维前后数据进行支持向量超球体空间构造以及可靠性评估,结果表明维数据约简可有效减小数据分散性过大所导致的超球体形状变形问题。最后以多把刀具统一失效阈值下的通用数据对刀具1进行可靠性评估,结果表明在训练数据条件足够大的情况下,刀具的相对距离和运行可靠度趋势性更加明显,波动性减少,特别是在磨损后期,这种变化有利于刀具服役性能的精准评估。所提出的运行可靠性评估方法摆脱了传统可靠性评估对大样本统计数据的依赖,为丰富和发展小样本数据的可靠性评估提供了新的理论支持和技术手段。

**关键词:**刀具; 奇异值分解; 支持向量空间; 运行可靠性

中图分类号:TH113.1

文献标志码:A

文章编号:2096-3246(2018)05-0244-09

## Cutting Tools Operation Reliability Assessment Based on Support Vector Space

CHEN Baojia<sup>1,2</sup>, SHEN Baoming<sup>2</sup>, XIAO Wenrong<sup>1,2\*</sup>, TIAN Hongliang<sup>1,2</sup>, CHEN Fafa<sup>1,2</sup>, ZHAO Chunhua<sup>1,2</sup>, ZHANG Fajun<sup>2</sup>

(1.Hubei Key Lab. of Hydroelectric Machinery Design & Maintenance, China Three Gorges Univ., Yichang 443002, China;

2.College of Mechanical and Power Eng., China Three Gorges Univ., Yichang 443002, China)

**Abstract:** For a single or a small batch CNC turning cutting tool reliability estimation, the traditional reliability estimation methods large sample statistics-based is inefficient. Which are limited for some reasons, such as the difficulty for time-dynamic process description, inaccurate model and non-individual characteristics. In order to improve the precision and credibility of reliability assessment to the cutting tools under the condition of a single or a small batch sample, a new operation reliability estimation method based on singular value decomposition (SVD) transform and support vector space is proposed. Firstly, the vibration signals of the tool holder are acquired during the cutting process. The salient features closely related to the tool wear are extracted by wavelet packet decomposition, energy distribution and time-frequency statistic analysis. The SVD method is employed for the dimensionality reduction of high dimension feature data so as to reduce the computational complexity and the redundant component. Secondly, dimension reduced data are substituted into support vector space model to establish a hyper sphere. Then the relative distance between the sample points and the hyper sphere is calculated and used to describe the degradation of the tool. The semi normal function is further introduced to reflect the mapping relationship of the relative distance and the operation reliability of the tool. Two tools whose wear

收稿日期:2017-12-18

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51775307);湖北省自然科学基金资助项目(2018CFB671);湖北省重点实验室开放基金资助项目(2016KJX09; 2016KJX15)

作者简介:陈保家(1977—),男,副教授,博士。研究方向:机械状态监测与故障诊断;可靠性评估与寿命预测。E-mail:cbjia@163.com

\* 通信联系人 E-mail: xwr@ctyu.edu.cn

网络出版时间:2018-08-29 23:47:00

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1773.TB.20180829.2347.007.html>

<http://jsuese.ijournals.cn>

<http://jsuese.scu.edu.cn>

states are failure and normal are used as evaluation cases respectively. The data before and after dimension reduction are used to established the support vector hyper sphere space for reliability evaluation. The results show that dimensional data reduction can effectively reduce the deformation of the hyper sphere coming from the data dispersion. Finally, the unified data of multiple tools under the uniform failure threshold are used for reliability evaluation of the 1st tool. The results show that the changing trend of the tool's relative distance and running reliability are more obvious and whose volatility is reduced when the training data conditions are sufficient. Especially, at the end of tool wear, it is conducive to the accurate evaluation of the tool service performance. The proposed operational reliability assessment method is free from the dependence of the traditional reliability assessment method on large-sample statistical data, which enriches and develops the reliability evaluation theory.

**Key words:** cutting tool; singular value decomposition; support vector space; operation reliability

刀具作为数控机床的一个重要部件,其可靠性必然会影响到整个机床的加工效率和稳定性。对刀具的可靠性进行准确评估以便及时做出更换策略,不仅可以降低生产成本,带来显著的经济效益,还可以保证工件的加工质量。不少学者在刀具可靠性评估做出很多尝试性的工作,Aramesh等<sup>[1]</sup>以刀具磨损、切削速度和进给速度为协变量,建立了以威布尔分布为基准函数的比例风险模型,结合先进经验获取了刀具在不同切削参数和磨损水平下的平均剩余寿命;Drouillet等<sup>[2]</sup>在不同主轴转速下对不锈钢工件进行端铣试验,将均方根作为敏感特征,利用神经网络技术对刀具进行寿命预测,以此来描述评价刀具的退化过程;张栋梁等<sup>[3]</sup>在刀具的声发射信号研究基础上提出了基于SVM与混沌时序分析技术的刀具磨损状态识别方法;陈保家等<sup>[4]</sup>提出了一种基于Logistic回归模型和刀具振动信号的可靠性评估方法。对于正在运行的单台或小批量设备来说,人们更关心的是当前所用设备的寿命裕度和安全可靠<sup>[5]</sup>,因此在实际的刀具可靠性评估中存在小样本评估问题。针对此类问题,学者何正嘉在2014年阐述以动态建模与故障机理分析、信号处理与故障特征提取为理论基础的机械设备运行可靠性的技术内涵,赋予运行可靠性新的含义,定义运行可靠度,提出基于机械设备状态信息的运行可靠性评估方法<sup>[6]</sup>。

支持向量机(support vector machine, SVM)是Vapnik提出的基于统计理论的机器学习方法,其突出的特点是能够较好地解决小样本学习问题,可使在小样本情况下建立的分类器有较好的推广能力<sup>[7]</sup>。支持向量数据描述(support vector data description, SVDD)也是以统计学习理论为基础,与SVM不同,SVDD的目的在于建立一个尽量紧凑的高维区域,使得属于该分的样本数据尽可能多得被包含在一个超球体中,而非该分类的样本不被包含或尽可能少得被包含在该球体区域中<sup>[8-9]</sup>。SVDD算法主要用于异常状态的检测和故障识别,即定义正常工作状态空间,来判断工作状态是否正常;或定义多种故障状态空间来判断工作状态属于哪种故障状态空间<sup>[10]</sup>。Yin等<sup>[11]</sup>提出了一种增量SVDD和具有增量输出结构

的极端学习机(IOELM)的在线故障诊断方法。Lu等<sup>[12]</sup>将总体平均经验模式分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)与优化支持向量回归方法相结合应用于活塞泵的故障定量诊断。近年来,也有学者尝试将SVM方法应用于机电设备可靠性评估研究当中。

作者在以上研究的基础上,提出基于支持向量空间的运行可靠性评估方法,旨在解决单台小批样条件下的刀具可靠性评估问题。从刀具的振动信号入手,进行小波包分解、时频域分析和相关分析得出显著性特征量指标数据集。考虑到高维度特征量导致的计算复杂性和冗余性问题,利用SVD方法对高维数据进行降维处理,用降维后的数据构造超球体支持向量空间,计算样本点与超球体间的相对距离。引入降半型隶属度函数,将相对距离映射到 $[0, 1]$ 之间,将其定义为刀具的运行可靠性,最后通过实例完成刀具的可靠性评估。

## 1 运行可靠性评估过程

本文提出的基于支持向量空间相对距离的刀具运行可靠性评估方法主要包含5个步骤,即样本数据获取与显著特征量提取、SVD降维、支持向量空间超球体构造、相对距离指标计算和可靠度指标定义。样本数据获取与显著特征量的提取主要是针对振动信号数据,构造时频域指标,选取与刀具磨损量相关性较大的特征指标;SVD降维是将高维特征量指标进行信号重构,提取出有效成分,降低数据维数;支持向量空间超球体构造是将样本数据映射到高维超球体空间中,构造基于训练样本的支持向量数据空间;相对距离指标计算是对测试样本点与支持向量数据空间超球体的相对距离的计算;最后通过引入的隶属度函数将相对距离指标映射到 $[0, 1]$ 之间,即得到运行可靠性指标。具体的运行可靠性评估过程如图1所示。

### 1.1 SVD方法降维

针对高维特征量数据,在构造支持向量空间过程中计算复杂且存在冗余部分。因此利用SVD方法可对高维敏感状态特征量做进一步的特征压缩。

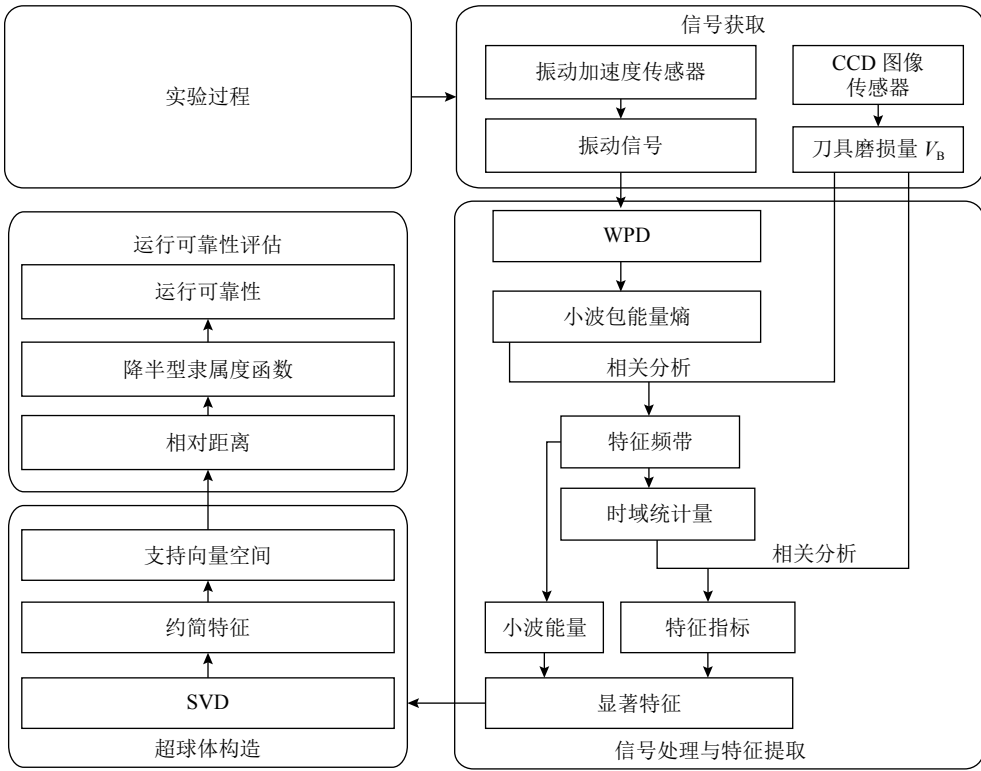


图 1 运行可靠性评估流程

Fig. 1 Assessment process of operational reliability

SVD基本理论如下<sup>[8]</sup>:

对于一个给定的初始矩阵为  $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{m \times n}$  (假设  $m > n$ ), 必定存在正交矩阵  $\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{m \times m}$  和  $\mathbf{V} \in \mathbf{R}^{n \times n}$  及对角矩阵  $\mathbf{\Lambda}$ , 使得式(1)成立:

$$\mathbf{H} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^T \quad (1)$$

式中, T表示矩阵的转秩,  $\mathbf{\Lambda} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ , 其形式如下:

$$\mathbf{\Lambda} = (\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_q), \mathbf{0})^T \quad (2)$$

式中,  $\lambda_i$  为矩阵  $\mathbf{H}$  的奇异值, 其按顺序排列为  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_q \geq 0$ ,  $q$  为矩阵  $\mathbf{H}$  的秩,  $\mathbf{0}$  为零矩阵。根据奇异值分解理论, 矩阵信息的主要成分要由前  $s$  个较大的奇异值决定, 剩下较小的奇异值主要对应于矩阵信息中的噪声部分。 $s$  值的选择可以参照奇异值差分谱理论确定<sup>[13-14]</sup>, 其定义为:

$$b_i = \lambda_i - \lambda_{i+1}, i = 1, 2, \dots, r-1 \quad (3)$$

由  $b_i$  构成的差分谱序列  $b = (b_1, b_2, \dots, b_{r-1})$  能够反映相邻两个奇异值的变化, 根据差分谱的大小可知信号中比较重要的成分, 可以确定  $s$  的值, 因此可以选取前  $s$  个分量对矩阵  $\mathbf{H}$  进行近似重构得到  $\hat{\mathbf{H}}$ 。

$$\mathbf{H} \approx \hat{\mathbf{H}} = \mathbf{U}_s \mathbf{\Lambda}_s \mathbf{V}_s^T = \sum_{i=1}^s \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T = \lambda_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{v}_1^T + \lambda_2 \mathbf{u}_2 \mathbf{v}_2^T + \dots + \lambda_s \mathbf{u}_s \mathbf{v}_s^T \quad (4)$$

式中,  $\mathbf{U}_s = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_s] \in \mathbf{R}^{m \times s}$  为奇异矩阵  $\mathbf{U}$  的前

$s$  列,  $\mathbf{\Lambda}_s = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s] \in \mathbf{R}^{s \times s}$  为对角矩阵  $\mathbf{\Lambda}$  的前  $s$  行和  $s$  列组成的分块矩阵,  $\mathbf{V}_s = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_s] \in \mathbf{R}^{n \times s}$  为奇异矩阵  $\mathbf{V}$  的前  $s$  列。

结合主成分分析 (PCA) 的思想,  $\hat{\mathbf{H}}$  与右奇异矩阵  $\mathbf{V}_{n \times s}$  作积即可得到降维矩阵  $\tilde{\mathbf{H}}$ 。

$$\tilde{\mathbf{H}} = \hat{\mathbf{H}} \mathbf{V}_s = \hat{\mathbf{H}}_{m \times n} \mathbf{V}_{n \times s} = \sum_{j=1}^s \lambda_j \mathbf{u}_j^i, i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

则将  $m$  维的矩阵  $\mathbf{H}$  降维为  $s$  维矩阵  $\tilde{\mathbf{H}}$ 。

## 1.2 支持向量空间构造

对于某一时刻  $t_i$ , 设备的可靠性证据信息由一个向量  $\mathbf{x}_i$  ( $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n$ ) 表达,  $\mathbf{x}_i$  中的各个元素由能反映设备运行状态的敏感度特征指标构成。如果在一个较短的时间内, 获取了  $N$  个证据样本, 则可以得到一个由  $N$  个向量构成的证据集  $\mathbf{H} = \{\mathbf{x}_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 。由于向量  $\mathbf{x}_i$  是短期内从设备运行信号中提取的特征向量, 证据集可以认为是收敛的。从本质上来说, 以上问题是一个聚类问题, 如果借助于 SVDD 的思想<sup>[9]</sup>, 可以通过求解式(6)所示的凸二次规划得到一定的支持向量, 用尽量少的支持向量建立一个包含尽可能多数数据的超球体  $\mathbf{F}$ , 该球面可以用球心  $\mathbf{a}$  和半径  $r$  来表示。

$$\begin{cases} \mathbf{F}(r, \mathbf{a}) = r^2, \\ \|\mathbf{x}_i - \mathbf{a}\| \leq r^2 \end{cases} \quad (6)$$

为了避免集合内瑕疵点(边界点)给超球面敏感度带来的影响,特别引入松弛因子 $\xi_i$ ;为了平衡超球体体积和容错率间的关系,引入惩罚参数 $C$ , $C$ 值越大表明向量集 $\mathbf{H}$ 中的证据点的有效证据的可能性就越大。则式(6)可以变换为:

$$\begin{aligned} \min F(r, \mathbf{a}, \xi_i) &= r^2 + C \sum_i \xi_i; \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{a}\| \leq r^2 + C\xi_i, \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)转化为一个二次优化问题,即求解满足条件的超球体的最小解。根据Lagrange极值问题求解有:

$$\begin{aligned} L(r, \mathbf{a}, \alpha_i, \xi_i) &= r^2 + C \sum_i \xi_i - \\ &\sum_i \alpha_i (r^2 + \xi_i - (\mathbf{x}_i^2 - 2\mathbf{a}\mathbf{x}_i + \mathbf{a}^2)) - \sum_i \gamma_i \xi_i \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $\alpha_i$ 、 $\gamma_i$ 为Lagrange系数,  $\alpha_i \geq 0$ ,  $\gamma_i \geq 0$ 。

对式(9)求偏导,得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial r} = 2r - 2 \sum_i \alpha_i r = 0, \quad \sum_i \alpha_i = 1; \\ \frac{\partial L}{\partial \mathbf{a}} = 2 \sum_i \alpha_i \mathbf{x}_i - 2 \sum_i \alpha_i \mathbf{a} = 0, \quad \mathbf{a} = \frac{\sum_i \alpha_i \mathbf{x}_i}{\sum_i \alpha_i} = \sum_i \alpha_i \mathbf{x}_i; \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = C - \alpha_i - \gamma_i = 0 \end{cases} \quad (9)$$

将式(9)代入到(8)中可得:

$$\begin{aligned} L(r, \mathbf{a}, \alpha_i, \xi_i) &= r^2 + C \sum_i \xi_i - \\ &\sum_i \alpha_i (r^2 + \xi_i - (\mathbf{x}_i^2 - 2\mathbf{a}\mathbf{x}_i + \mathbf{a}^2)) - \sum_i \gamma_i \xi_i = \\ &\sum_i \alpha_i (\mathbf{x}_i^2 - 2\mathbf{a}\mathbf{x}_i + \mathbf{a}^2) = \\ &\sum_i \alpha_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_i) - \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \end{aligned} \quad (10)$$

通过优化式(10)求解出使 $L$ 达到最小值的 $\alpha_i$ <sup>[9]</sup>。在求出支持向量 $\mathbf{x}_{sv}$ 后,超球面球心为:

$$\mathbf{a} = \sum_i \alpha_i \mathbf{x}_{sv_i} \quad (11)$$

半径为 $r$ :

$$r^2 = (\mathbf{x}_{sv_i} \cdot \mathbf{x}_{sv_j}) - 2 \sum_i \alpha_i (\mathbf{x}_{sv_i} \cdot \mathbf{x}_{sv_c}) + \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j (\mathbf{x}_{sv_i} \cdot \mathbf{x}_{sv_j}) \quad (12)$$

目标样本点 $\mathbf{z}$ 对球心的广义距离 $d$ 为:

$$d^2 = (\mathbf{z} \cdot \mathbf{z}) - 2 \sum_i \alpha_i (\mathbf{x}_{sv_i} \cdot \mathbf{z}) + \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j (\mathbf{x}_{sv_i} \cdot \mathbf{x}_{sv_j}) \quad (13)$$

在支持向量空间方法中,并不是所有的数据都能构成超球面,即有些数据是线性不可分的,这时考虑采用核函数替代内积变换对数据进行线性化处理。根据已有相关经验,当含有多维特征时,高斯径向基核函数具有较好的描述效果<sup>[14]</sup>,本文中也采用高斯径向基核函数 $K(\mathbf{x} \cdot \mathbf{y}) = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 / \delta^2)$ ,将其代入到式(12)中,有:

$$r^2 = 1 - 2 \sum_i \alpha_i K(\mathbf{x}_{sv_i} \cdot \mathbf{x}_{sv_c}) + \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j K(\mathbf{x}_{sv_i} \cdot \mathbf{x}_{sv_j}) \quad (14)$$

目标样本点 $\mathbf{z}$ 相对于超球体的距离改写为:

$$d^2 = 1 - 2 \sum_i \alpha_i K(\mathbf{x}_{sv_i} \cdot \mathbf{z}) + \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j K(\mathbf{x}_{sv_i} \cdot \mathbf{x}_{sv_j}) \quad (15)$$

### 1.3 相对距离指标

在利用支持向量空间方法对不同类型的数据进行训练时,不同数据所建立的超球体的直径 $d$ 往往存在较大差异,这就为超球体内、外点状态的准确描述带来一系列问题,为了克服超球体的直径 $d$ 的影响,采用目标样本点与超球体的相对距离 $D$ 来描述样本点与模型状态的相对关系,  $D = d/r$ , 其中 $d$ 为样本点相对与超球体的距离,  $r$ 为超球体半径。

### 1.4 运行可靠性定义

基于机械设备状态信息的运行可靠性评估的关键是建立合适的设备运行状态信息与可靠性之间的关联映射模型,将信号处理和故障特征提取结果映射到运行可靠度的归一化度量区间 $[0, 1]$ ,实现机械设备的运行可靠性评估。相对距离指标虽然可以对设备的退化过程作定性的描述,但不是一个合适的运行可靠性关联映射模型,因此文中引入降半正态度型模糊隶属度函数,如式(16)所示。

$$R(D) = \begin{cases} 1, & D \leq p; \\ e^{-k(D-p)^2}, & D > p, k > 0 \end{cases} \quad (16)$$

式中: $D$ 为相对距离指标,  $k$ 、 $p$ 为隶属度函数系数。当函数值等于1时,表示设备当前状态与其正常运行状态的相似度最大,所定义运行可靠性指标 $R$ 等于1。随着设备运行性能的逐渐退化,隶属度指标值逐渐减小,所定义运行可靠性 $R$ 逐渐减小。当隶属度指标达到最大值0时,设备当前状态与其正常运行状态的相似度最差,所定义运行可靠性指标 $R$ 等于0。

根据可靠性基本原理,当可靠度 $R(t)$ 评估完成后,可通过式(17)和(18)计算设备的概率密度函数 $f(t)$ 和故障率函数 $h(t)$ ,还可以根据相关概念求取设备的平均寿命指标。



$$f(t) = \frac{dF(t)}{dt} = \frac{d(1-R(t))}{dt} = -\frac{dR(t)}{dt} \quad (17)$$

$$h(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = -\frac{d(\ln R(t))}{dt} \quad (18)$$

## 2 可靠性评估实例

对于数控车床加工刀具,在ISO3685、ISO8688、GB/T16461中对其失效定义和寿命估计都是以磨损区域的某点值作为基准<sup>[15]</sup>,最常用的指标是后刀面的磨损量 $V_B$ ,这些数据都需要通过工业显微镜或CCD相机获取。存在价格昂贵、间断测量、停机干扰加工等缺点,难以对其运行状态进行实时动态评估,本文以振动信号为研究对象来表征刀具的磨损过程,即对振动信号进行处理获取故障特征,完成失效评估的过程。

### 2.1 实验过程

实验采用的机床型号为台湾友嘉精机FTC-20型数控车床,实验所用刀具型号为CNMG120408-HM。实验采用MZDH0670系列视频显微系统测量刀具磨损量 $V_B$ 。振动信号采用PCB352C34型加速度传感器和LMS数据采集系统获取。加工工件材料为45钢,加工参数为:进给速度 $v_f = 0.15 \text{ mm/r}$ ,切削速度 $v_c = 200 \text{ m/min}$ ,进给深度 $d_a = 2 \text{ mm}$ ,图2所示为试验所用视频显微系统以及振动传感器的布置图。

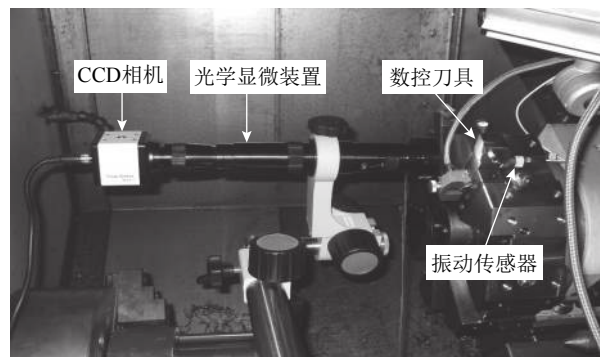


图2 试验所用视频显微系统及振动传感器布置图

Fig. 2 Layout of the video micro-system and vibration sensor

实验共采集了12把刀具的磨损量和刀具加工过程中的振动信号,刀具磨损量信号如图3所示,图中 $V_t$ 为失效阈值。参照ISO3685外圆车刀加工碳钢的精车磨钝标准,确定 $V_t = 0.6 \text{ mm}$ ,当刀具后刀面磨损量 $V_B \leq V_t$ 时认为刀具正常,否则刀具失效。

### 2.2 信号处理及特征提取

研究发现,与刀具磨损相关的特征主要集中于某些特定频带上<sup>[4]</sup>,随着磨损程度不同,频带特征也发生相应的变化,利用时频分析技术对振动信号进

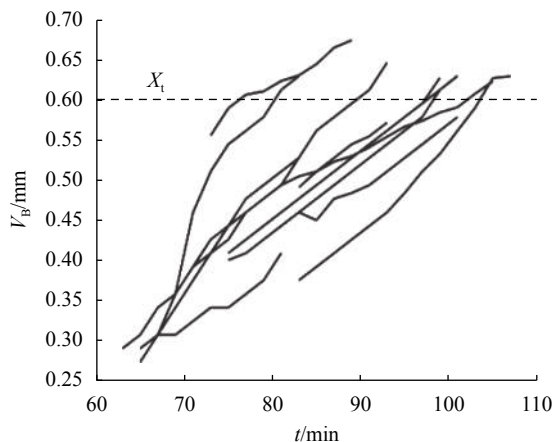


图3 刀具磨损量时变曲线

Fig. 3 Tool wear time-varying curve

行处理,可有效提取这些特定频带及频带上的显著特征<sup>[16]</sup>。假设所有刀具的磨损机理相同且振动特性相同,不失一般性,以第1把刀具为例,利用正交小波基函数db10小波对振动信号进行4层小波包分解,将信号化分为16个等宽的频带区间。分别计算重构信号的归一化小波能量,研究各频带的能量变化过程,发现随着刀具磨损量的增加,第7频带与第9频带能量随时间有明显的趋势性变化。对第7频带与第9频带进行时频域统计量分析,共得到22个特征指标,将其与前面的16个归一化能量及一个能量熵结合得到了一个由39个信号特征指标所构成的一个数据集。如图1所示,通过相关性分析,最终提取出与刀具磨损变化相关度高的7个显著特征组成刀具状态特征向量 $\mathbf{x} = (E7, E9, E\text{-entropy}, \text{rms7}, m7, \text{ra7}, \text{std7})$ ,其中 $E7$ 和 $E9$ 分别为第7、9频带归一化小波能量, $E\text{-entropy}$ 为小波能量熵, $\text{rms7}$ 、 $m7$ 、 $\text{ra7}$ 和 $\text{std7}$ 为第7频带均方根值、均值、方根幅值和标准差指标,各指标变化过程如图4(a)~(f)所示。具体的信号处理和特征提取过程可参考文献[4]。

### 2.3 特征降维

如果将第2.2节所提取的7维显著特征直接代入支持向量空间构建超球体,则高维数据无疑会增加计算的复杂性,甚至造成超球体的严重变形,所以先利用SVD方法对数据进行降维处理。如第1.1节所示,先将第1把刀具在不同运行时刻所提取的显著特征构成一个状态特征矩阵,采用式(1)对其进行奇异值分解,通过式(3)求取矩阵差分谱序列,如图5所示。通过计算分析发现其前2个奇异值所在占比例大于90%,因此选取前2个奇异值按照式(4)和(5)所示进行信号重构,则原始7维特征矩阵进行重构降为2维特征矩阵。降维后的信号特征量如图6所示。

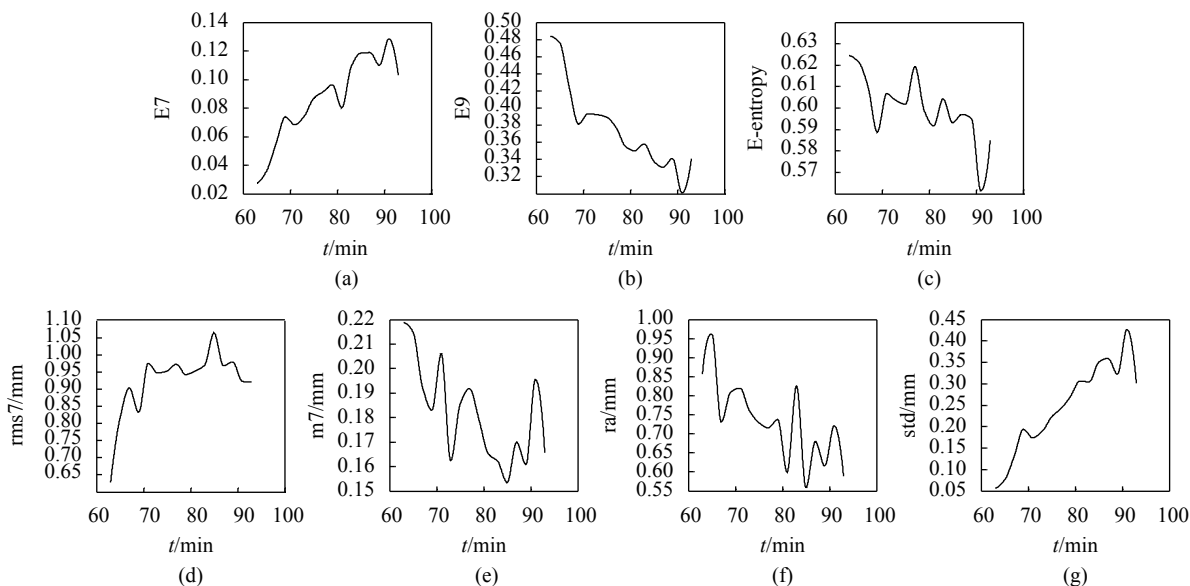


图4 第1把刀具的7个显著特征量

Fig. 4 Seven salient features of the 1st tool

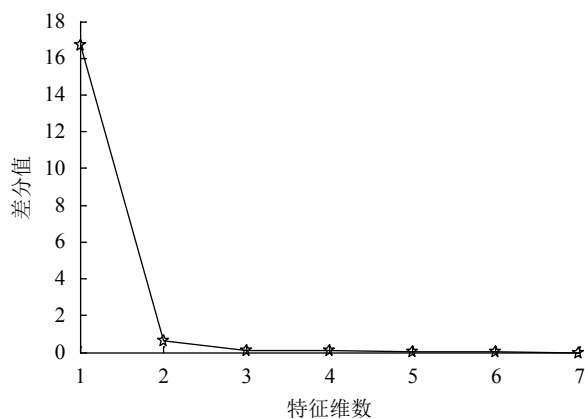


图5 第1把刀具的特征矩阵差分谱

Fig. 5 Differential spectrum of characteristic matrices of the 1st tool

## 2.4 运行可靠性评估

通过对比分析刀具数据的收敛性,选择第1把刀具和第4把刀具作为研究样本,两把刀具的磨损量数据如图7所示,在整个实验过程中第1把刀具在失效时间在90 min左右,第4把刀具没有失效。分别对降维前后的数据求取相对距离指标及可靠性指标,即两者的输入分别为7维矩阵和2维矩阵,具体分析过程如下。以第1把刀具70 min以前的数据作为训练样本,构建支持向量空间,以65~93 min的数据作为测试样本,参考相关文献[9]选取核函数参数 $\delta=1$ ,惩罚因子 $C=0.1$ ,分别得到待测样本相对于支持向量空间的相对距离指标如图8所示。将相对距离指标代入到式(16),可分别求出刀具1数据降维前后的运行可靠性,如图9所示,隶属度函数参数选取 $k=1, a=1$ 。

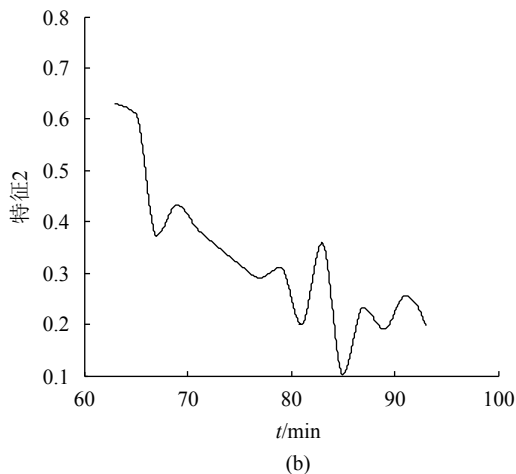
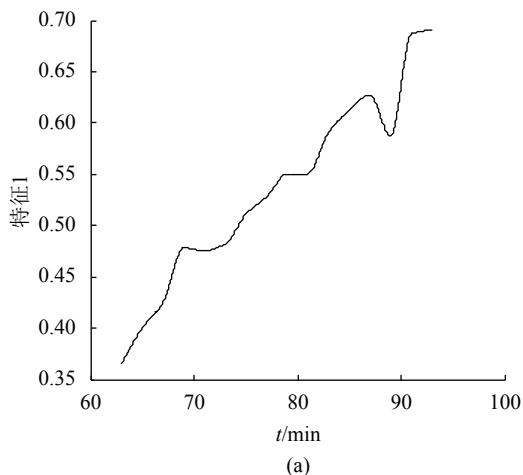
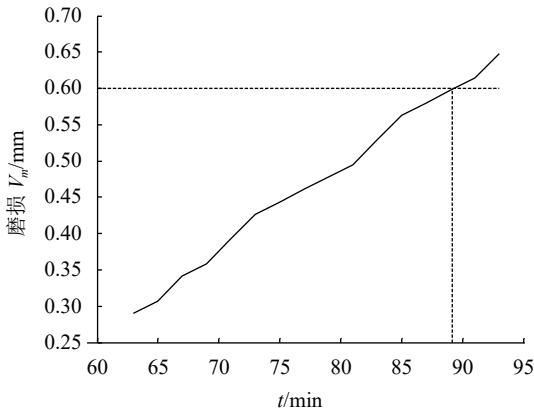
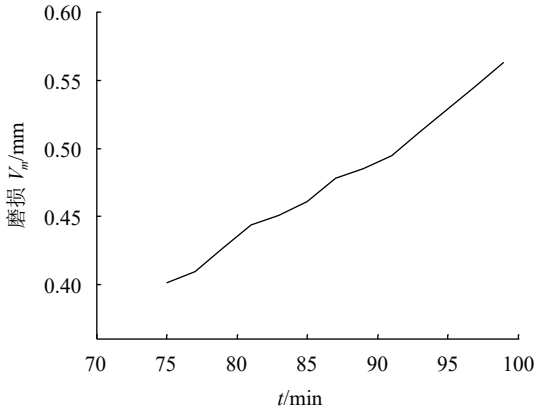


图6 第1把刀具降维后的特征量

Fig. 6 Characteristics of the 1st tool after dimension reduction



(a) 第1把刀具的磨损量数据



(b) 第4把刀具的磨损量数据

图 7 刀具的磨损量数据

Fig. 7 Tool wear data

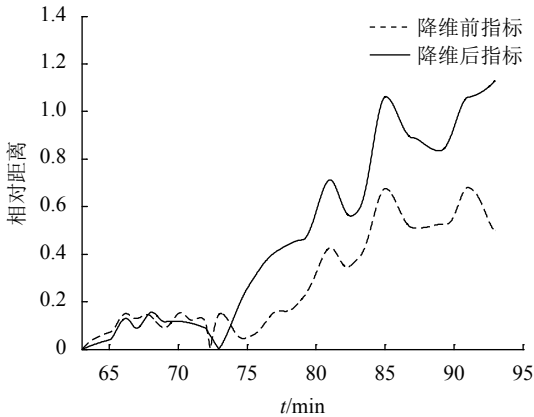


图 8 第1把刀具的相对距离指标对比

Fig. 8 Relative distance index comparison of the 1st tool

由图9观察可知,在75 min前,刀具正常磨损,评估所得到的运行可靠度较高,在75~85 min之间,刀具处于严重磨损期,可靠度有一个明显的下降趋势。但是在85 min以后,对比数据降维前后的可靠度变化曲线可以发现,降维前运行可靠性曲线下降的趋势变缓,波动性较大且一直在0.5以上,难以判断刀具是否失效。产生这一现象的主要原因是因为数据维数过高,分散性较大导致所建立的超球体形状变形过

大,而由其球心和待测样本点相互关系所得到的相对距离存在降为较大偏差,从而造成评估结果与实际不符。对比降维数据评估所得到的结果,可以明显观察到刀具存在渐变失效的过程,在85 min以后,其可靠度持续下降并趋于一个较小值,刀具发生失效,符合实际情况。

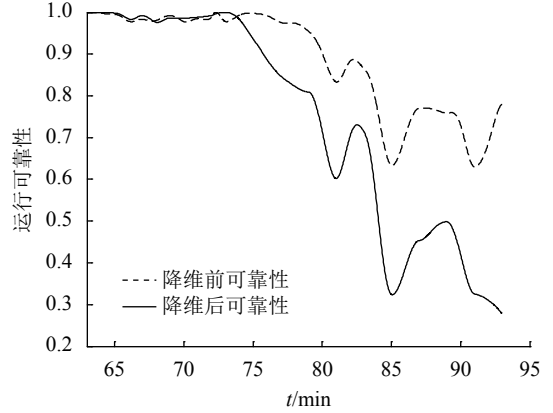


图 9 第1把刀具的运行可靠性对比

Fig. 9 Evaluated operation reliability comparison of the 1st tool

依据可靠性理论,可根据式(17)和(18)分别求得设备的概率密度函数 $f(t)$ 和故障率函数 $h(t)$ ,考虑到评估对象的单件小批量特性,本文只计算了第1把刀具的故障率,如图10所示。由于实际实验过程中采用的是离散数据采样方式,所以在图形上靠近采样时刻处可以看到明显的尖峰现象。

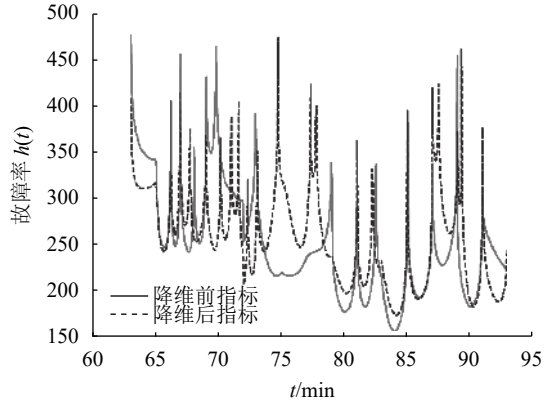


图 10 第1把刀具的故障率指标对比

Fig. 10 Failure rate comparison of the 1st tool

同理分析第4把刀具,以78 min以前的数据作为训练样本,构建支持向量空间,参数选择刀具1相同。以75~95 min的数据作为测试样本,得到待测样本相对于支持向量空间的相对距离指标,如图11所示。

将相对距离指标代入到式(16),隶属度函数参数选取同刀具1,所求出的刀具4的运行可靠性见图12。结合图11和12可发现,在时间区间78~86 min及96 min以后,利用降维之前数据计算得到的相对距离

增加明显而对应的可靠度下降显著,特别是在96 min以后,其评估出来的运行可靠度迅速从0.85降至0.10,即说明刀具已经失效,与实际结果相差甚远。利用SVD降维后得到评估结果中,可以明显观察到刀具4的相对距离指标逐渐增大而可靠度温和下降,其最终可靠度依然在50%以上,说明刀具没有完全失效,符合实际情况,失效过程符合机械产品退化失效规律。

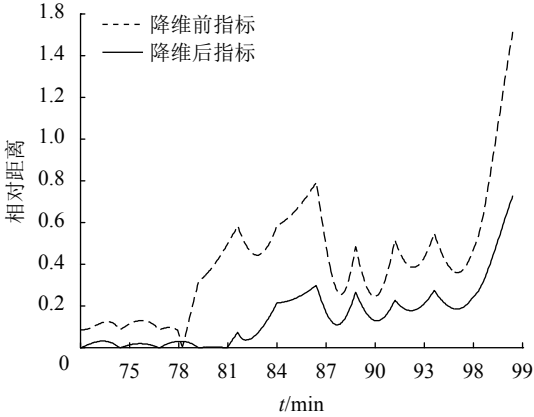


图 11 第4把刀具的相对距离指标对比

Fig. 11 Relative distance index comparison of the 4th tool

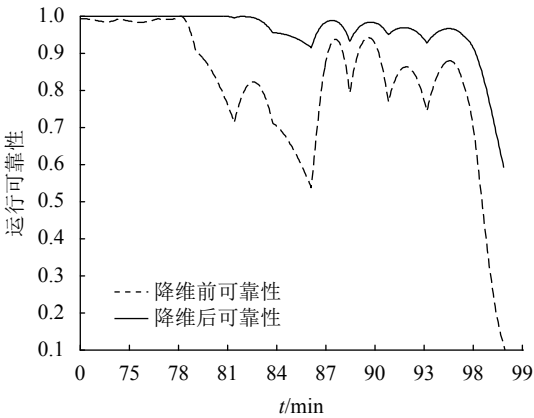


图 12 第4把刀具的运行可靠性对比

Fig. 12 Evaluated operation reliability comparison of the 4th tool

以上过程都是以单个刀具的磨损初期数据为训练样本,对其运行过程的中后期进行可靠性评估的结果。为了检验该方法在统一训练数据下的评估效果,以图3中刀具磨损量小于0.35 mm的所有降维后的数据作为训练样本构建支持向量空间。为了对比不同数据条件下的评估效果,将刀具1降维后的数据代入训练后的模型当中,所得到的相对距离和运行可靠度如图13和14所示。

由图中可以看出,在训练数据条件足够大的情况下,刀具的相对距离和运行可靠度趋势性更加明显,波动性减少,特别是在磨损后期,这种变化有利于刀具服役性能的精准评估。

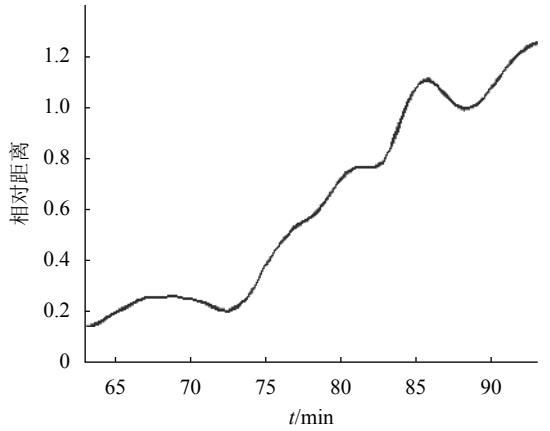


图 13 统一训练数据下第1把刀具的相对距离指标

Fig. 13 Relative distance index comparison of the 1st tool under unified training data

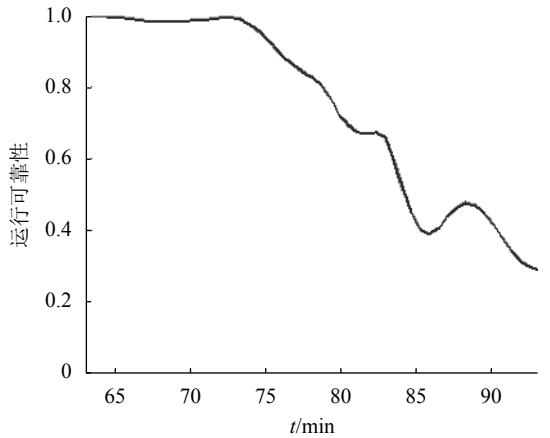


图 14 统一训练数据下第1把刀具的运行可靠度

Fig. 14 Evaluated operation reliability comparison of the 1st tool under unified training data

### 3 结 论

提出了一种基于支持向量数据空间相对距离的刀具运行可靠性评估,通过对刀具的可靠性评估得到如下结论:

1)通过对刀具运行过程中的振动信号进行小波包分解,时域统计学分析,提取了反映刀具性能状态的显著特征量,准确地揭示了刀具的退化失效过程。

2)所定义的可靠度指标反映了退化状态与正常状态向量数据的空间距离关系,体现了受磨损刀具的磨损程度偏离正常状态的程度,能够合理、有效地反应数控刀具运行可靠性的变化过程。引入的降维正态型函数将可靠度指标定义在[0, 1]之间,能清晰定量反映出所评估设备的退化状态。

3)所提出的运行可靠性评估方法摆脱了传统可靠性评估对大样本统计数据的依赖,为丰富和发展小样本数据的可靠性评估提供了新的理论支持和技术手段。



## 参考文献:

- [1] Aramesh M, Attia M H, Kishawy H A, et al. Estimating the remaining useful tool life of worn tools under different cutting parameters: A survival life analysis during turning of titanium metal matrix composites (Ti-MMCs)[J]. *Cirp Journal of Manufacturing Science & Technology*, 2016, 12: 35–43.
- [2] Drouillet C, Karandikar J, Nath C, et al. Tool life predictions in milling using spindle power with the neural network technique[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2016, 22: 161–168.
- [3] Zhang Dongliang, Mo Rong, Sun Huibin, et al. Tool wear state recognition based on chaotic time series analysis and support vector machine[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, 21(8): 2138–2146. [张栋梁, 莫蓉, 孙惠斌, 等. 基于混沌时序分析方法与支持向量机的刀具磨损状态识别[J]. *计算机集成制造系统*, 2015, 21(8): 2138–2146.]
- [4] Chen B, Chen X, Li B, et al. Reliability estimation for cutting tools based on logistic regression model using vibration signals[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2011, 25(7): 2526–2537.
- [5] Jiang Hongkai, He Yina, Xia Yong. Improving damage identification of aircraft landing gear with improved particle filter[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2013, 31(3): 397–400. [姜洪开, 何毅娜, 夏勇. 基于改进粒子滤波的飞机起落架损伤识别研究[J]. *西北工业大学学报*, 2013, 31(3): 397–400.]
- [6] He Zhengjia, Cao Hongrui, Zi Yanyang, et al. Developments and thoughts on operational reliability assessment of mechanical equipment[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2014, 50(2): 171–186. [何正嘉, 曹宏瑞, 訾艳阳等. 机械设备运行可靠性评估的发展与思考[J]. *机械工程学报*, 2014, 50(2): 171–186.]
- [7] Vapnik V N, The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [8] Tax D M J, Duin R P W. Support vector domain description[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1999, 20(11/12/13): 1191–1199.
- [9] Liu Yu. Research on equipment performance degradation based on SVDD and information fusion [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2009. [刘雨. 基于支持向量数据描述与信息融合的设备性能退化评估研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2009.]
- [10] Zhou Y M, Wu K, Meng Z J, et al. Fault detection of aircraft based on support vector domain description[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2017, 61: 80–94.
- [11] Yin G, Zhang Y T, Li Z N, et al. Online fault diagnosis method based on incremental support vector data description and extreme learning machine with incremental output structure[J]. *Neurocomputing*, 2014, 128(27): 224–231.
- [12] Lu C Q, Wang S P, Makis V. Fault severity recognition of aviation piston pump based on feature extraction of EEMD paving and optimized support vector regression model[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2017, 67: 105–117.
- [13] Wang Jianguo, Li Jian, Wan Xudong. Fault feature extraction method of rolling bearings based on singular value decomposition and local mean decomposition[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(3): 104–110. [王建国, 李健, 万旭东. 基于奇异值分解和局域均值分解的滚动轴承故障特征提取方法[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(3): 104–110.]
- [14] Zhao X, Ye B. Singular value decomposition packet and its application to extraction of weak fault feature[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 70/71: 73–86.
- [15] Sick B. On-line and indirect tool wear monitoring in turning with artificial neural networks: A review of more than a decade of research[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2002, 16(4): 487–546.
- [16] Wang Yanxue, Xiang Jiawei, Jiang Zhansi, et al. Minimum description length denoising based on improved normalized maximum likelihood[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2014, 33(1): 137–140. [王衍学, 向家伟, 蒋占四, 等. 基于改进标准化最大似然估计的最小描述长度降噪方法[J]. *振动与冲击*, 2014, 33(1): 137–140.]

(编辑 黄小川)

引用格式: Chen Baojia, Shen Baoming, Xiao Wenrong, et al. Cutting tools operation reliability assessment based on support vector space[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2018, 50(5): 244–252. [陈保家, 沈保明, 肖文荣, 等. 支持向量空间方法在刀具运行可靠性评估中的应用[J]. *工程科学与技术*, 2018, 50(5): 244–252.]