doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.10.053

# 基于图形识别的数控机床误差溯因方法\*

杜柳青 周 武

(重庆理工大学机械工程学院,重庆400054)

摘要:针对数控机床误差溯因方法复杂且适应性差的问题,提出了基于数控系统圆检测图形的特征角点分布规律, 并与神经网络相结合实现对机床运动误差的快速溯因方法。首先,提取所生成圆图形的特征角点,构造反向间隙、 周期误差等特征矩阵;然后结合神经网络将低维特征矩阵映射至高维特征空间,实现对数控机床误差的快速溯因。 实验表明,该方法简单有效,误差识别准确率较高,且具有较强的通用性。

关键词: 数控机床 图形识别 误差溯因

中图分类号: TH115 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2015)10-0391-06

## Method for CNC Machine Tool's Motion Error Abduction Based on Graphic Recognition

Du Liuqing Zhou Wu

(College of Mechanical Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

**Abstract**: For motion error abduction in CNC machine tools, complicated mathematical models are often needed to detect specific motion error for a specific CNC machine tool in the literature. A convenient method to simplify motion error abduction was proposed. The corner distribution on a divided error circle image generated by numerical control system was detected and the RBF neural network was combined to recognize motion error. Firstly, a new corner which indicated the distance from circle curve to circle center saltation of 16-piece divided circle was defined. The average radius and corner number of every piece of the divided circle were put into characteristic matrix to represent error circle images. In order to verify the performance of the characteristic matrix, SVM was employed to test five types of motion error circle images, which turned out to be an excellent solution with high recognition accuracy. Lastly, a RBF neural network was applied to recognize the motion errors by using the characteristic matrix as input and every motion error as output. Results show that the proposed method is of high efficiency and good accuracy for motion error abduction.

Key words: CNC machine tools Graphic recognition Error abduction

#### 引言

长期以来对数控机床精度误差的研究偏重于精 度检测与控制、误差补偿等<sup>[1-2]</sup>。运动误差是数控 机床误差的重要组成部分<sup>[3-4]</sup>,影响着机床整体的 加工精度和产品的加工质量。在数控机床运行时监 控其运动误差,及出现误差时快速排查及溯因,是机 床设计亟待解决的问题。国内外学者对误差溯因的 研究多采用误差建模,方法复杂且只适用于特定机 床<sup>[5-8]</sup>。

圆运动依靠数控机床的两轴联动得以实现,因 而能较全面地反映数控机床联动过程中的几何精 度、伺服控制精度、位置精度、重复定位精度等精度 信息<sup>[9]</sup>;同时,圆运动轨迹也包含两轴垂直度、直线 度、反向越冲、螺距误差等误差源信息<sup>[10]</sup>。国产高 精度数控机床其数控系统自带圆检测功能,其输出

收稿日期: 2014-11-11 修回日期: 2014-12-24

<sup>\*</sup>国家自然科学基金资助项目(51305476)

为所检测两轴联动生成的圆运动轨迹图形,但利用 其图形进行机床精度溯因需专门技术与方法,目前 国内外尚无相关研究。

本文提出利用圆运动轨迹的图形,采用图像处 理相关技术,定义一种新的特征角点,检测此角点在 圆运动轨迹图形上的分布规律,因各误差对圆图形 圆周各区域影响不同,将圆周分割为16维,分析各 维上可反映该维整体特征的平均半径和反映局部特 征的角点个数,从而建立可反映图形特征的三维特 征矩阵,而后结合神经网络,构建溯因识别网络,实 现对运动误差快速准确溯因。同时,采用 SVM(支 持向量机)对该方法做进一步验证<sup>[11]</sup>。

### 1 圆图形的角点检测

#### 1.1 角点检测

角点是图形最重要的特征之一,它在减少图形 信息数据量的同时却保留了图形的重要信息。图像 中角点的定义很多<sup>[12-13]</sup>,包括:2条以上边缘线的 角点;灰度一阶倒数最大值所对应的地方,边缘变化 不连续的地方;灰度变化最大的地方。由于图像中 的角点有不同的定义,也就形成了很多种不同的角 点检测方法。典型的存在运动误差的数控机床进行 圆检测后所生成图形如图1所示。



Fig. 1 Typical circular movement error curve

已有研究证明,运动误差对圆运动图形轨迹影 响大,不同的运动误差使圆周不同区域的半径产生 或大或小的偏差。因此,本文提出一种新的圆周角 点定义,即圆周上相对圆周中心距离突变区域。

预处理数控系统圆检测功能所生成的图形,去 噪提取图中顺时针运行图形轨迹后二值化,再提取 二值图的骨架图<sup>[14-15]</sup>,从而得到圆周上各点的位置 *Z<sub>i</sub>*和圆周的中心位置*C*,如图 2 所示。

计算圆周各点到圆周中心的距离  $d_i$  和平均距离  $\Delta d_i$  突变阈值设置为  $\Delta t_i$ ,所检测到角点即为: { $p_i \mid | d_i - \Delta d \mid \ge \Delta t$ },图 3 所示为误差轨迹图形的角 点检测结果。



图 2 图形预处理 Fig. 2 Curve image preprocessing



图 3 角点检测器结果 Fig. 3 Corner detection result

### 1.2 圆图形分割

角点的分布状况很好地反映了圆周到圆周中心 距离突变的情况;由于不同运动误差引起圆图形不 同区域的突变,因此本文经过实验分析将圆周分割 为最优的16维,分别包含对运动误差尤其敏感的四 根坐标轴方向和±45°方向,如图4所示。





分割为16 维圆图形后,各区域经过角点检测器 的检测即可较好地反映圆轨迹图形的特征。

### 2 图形特征提取

#### 2.1 建立图形特征向量

研究表明,在图形识别的研究中,图形的特征需 从局部和全局特征两方面来描述,因此本文选取各 区域内所分布的角点个数和区域内所有点到圆周中 心的平均距离作为描述图形的特征参数,以期用平 均距离来描述该区域基本形状的同时,用角点的个 数反映出该区域圆周的突变情况。角点个数越多该 区域突变越严重,从而准确识别反映影响机床误差 轨迹的原因。

从 X 轴正向开始顺时针采集每一维上的平均 半径和角点个数,归一化处理之后即可得到能表达 圆运动图形的特征向量  $D(i) = [R_i \quad cnt(i)], 归一$ 化平均半径  $R_i = \frac{\Delta R_i}{R}$ , 归一化角点数 cnt(i) = $\frac{CNT(i)}{CNT}$ ,式中  $\Delta R_i$  为第 *i* 区域实际半径与平均半径 的偏差, *R* 为平均半径, *CNT*(*i*) 为第 *i* 区域的角点 数,*CNT* 为圆周上的角点总数。图 5 所示为反向间 隙误差轨迹图形的角点检测图。



图 5 反向间隙角点检测图 Fig. 5 Backlash image after corner detection

表1所示为经过分维角点检测的反向间隙误差 轨迹图形所生成的特征矩阵。

表 1	反向间隙	轨迹图形特	征矩阵
Tab. 1	Matrix	of backlash	image

		8
维数	归一化平均半径	归一化角点数
1	-0.003 2	0.1253
2	0.0984	0.0594
3	-0.0052	0
4	-0.1032	0.6160
5	0.0017	0.1295
6	0.1028	0.0594
7	-0.0010	0
8	-0.0960	0.0552
9	0.008 8	0. 129 5
10	0. 103 1	0.0616
11	-0.005 8	0
12	-0.1034	0.0637
13	0.0078	0.1274
14	0.0995	0.0594
15	-0.0105	0
16	-0.1132	0.0679

图 6 所示为反向越冲误差轨迹图形的角点检测 图。



图 6 反向越冲角点检测图

Fig. 6 Reverse overstep image after corner detection

表 2 为经过分维角点检测的反向越冲误差轨迹 图形所生成的特征矩阵。

表 2 反向越冲轨迹图形特征矩阵 Tab. 2 Matrix of reverse overstep image

1 ab. 2	Matrix of reverse over	listep image
维数	归一化平均半径	归一化角点数
1	-0.018 8	0. 111 1
2	-0.0701	0.0159
3	-0.0703	0
4	-0.064 3	0
5	-0.0060	0.1587
6	-0.0296	0
7	-0.0072	0
8	0.0180	0
9	0.0774	0.3810
10	0.0487	0
11	0.0469	0
12	0.0398	0
13	0.0658	0.3333
14	0.0036	0
15	-0.023 2	0
16	-0.044 4	0

#### 2.2 SVM 分类识别

为了验证文中所建立特征矩阵对对映误差图形的表达能力,采用 SVM(支持向量机)对样本图形进行分类识别,结果显示,SVM 对测试样本的分类效果显著,表明特征矩阵可以很好地表达其所对映的圆运动误差轨迹图形。

2.2.1 支持向量机

SVM 旨在求取满足某分类要求的超平面,使得 最大化该超平面两侧空白区域的同时又要保证一定 的分类精度<sup>[16-17]</sup>。

假定 1个训练样本的训练集

 $D = \{ (x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, l \} (x_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \{ \pm 1 \})$ 

在满足约束

$$y_i[(wx_i) + b] \ge 1 \ (i = 1, 2, \cdots, l)$$
 (2)

的条件下,样本能被超平面 H: wx + b = 0 正确分类 并且有分类间隔。

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \| w \|^{2} = \min_{w,b} \frac{1}{2} (w^{\mathsf{T}} w)$$
(3)

即是构造最优超平面的问题。

求解此凸二次规划优化问题,可通过求解拉格 朗日函数

$$L(\mathbf{w}, b, a) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^{\mathrm{T}} \mathbf{w} - \sum_{i=1}^{N} a_{i} \{ y_{i} [(\mathbf{w} \mathbf{x}_{i}) + b] - 1 \}$$
(4)

式中  $a_i$ —拉格朗日乘子, $a_i > 0$ 

求w和b的偏导,令其均为零,则求解相应的 对偶问题即可解得此二次型规划问题

$$\max Q(a) = \sum_{j=1}^{l} a_j - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{l} \sum_{j=1}^{l} a_i a_j y_i y_j(x_i y_j) \quad (5)$$

$$\implies \sum_{i=1}^{l} a_i x_i - 0, i = 1, 2, \dots, l, a \ge 0, i = 1, 2, \dots, l$$

令 
$$\sum_{j=1}^{j} a_j y_j = 0; j = 1, 2, \cdots, l; a_j ≥ 0; j = 1, 2, \cdots$$
  
得最优解

解得最优解

$$\boldsymbol{a}^{*} = (a_{1}^{*}, a_{2}^{*}, \cdots, a_{l}^{*})$$
(6)

求得最优偏置  $b^*$  和最优权值向量  $w^*$ ,分别为

$$b^{*} = y_{i} - \sum_{j=1}^{l} y_{i} a_{j}^{*} (\boldsymbol{x}_{j} \boldsymbol{x}_{i})$$
(7)

$$w^* = \sum_{j=1}^{l} a_j^* y_j x_j$$
 (8)

得到最优分类超平面

$$(w^*x) + b^* = 0$$
 (9)

最优分类函数为

$$f(x) = \operatorname{sgn} \left[ (w^* x) + b^* \right] = \operatorname{sgn} \left[ \sum_{i,j=1}^{l} a_j^* y_j(x_j y_i) + b^* \right] (x \in \mathbf{R}^n) \quad (10)$$

SVM 基于统计学习理论将线性不可分的问题, 转换为低维输入到高维特征空间的映射而使其更 有可能线性可分,并在此特征空间中构造最优分 类面。

### 2.2.2 SVM 对误差轨迹图形的识别分类

基于上述支持向量机在分类精度、灵敏度及特 异性上的优越性,选用此方法验证特征向量对误差 轨迹图形的表达能力。选取径向基函数为分类核函 数,采用成对分类法进行多类别分类。

采集数据集有 15 个样本,每个样本维数为 32 维,共有5个类别,分别代表反向间隙误差轨迹 图形、反向越冲误差轨迹图形、X轴周期误差轨迹图 形、Y轴周期误差轨迹图形以及伺服不匹配误差轨 迹图形,样本分为训练组和测试组,67%为训练组,

33% 为测试组。

如图 7 所示, SVM 对 5 种类别的识别准确率为 100%,说明所选特征矩阵,能够良好地表达出误差 轨迹图形。但只能实现单个运动误差分类,机床误 差多为多种数控机床多种运动误差综合而成,因此, 圆运动误差轨迹图形亦更为复杂,鉴于此,选用 RBF 神经网络建立综合误差溯因网络,实现基于圆 运动误差轨迹图形的综合误差溯因。



Fig. 7 Test array recognition results of SVM

#### RBF 溯因网络 3

#### 3.1 RBF 神经网络

RBF(径向基函数)神经网络可以逼近任意函 数,自动优化神经网络,并且训练收敛快速,泛化能 力强<sup>[18]</sup>,所以将其运用于本文的误差溯因网络的构 建。

RBF 神经网络通常设计为一个具有单隐层的3 层前馈神经网络,从输入层到隐含层完成非线性映 射,隐含层到输出层是线性映射;而模式分类问题转 换为线性可分,需将输入模型映射到高维空间,所 以,网络隐含层的维数通常比较高<sup>[19]</sup>。RBF 神经网 络的学习算法采用混合学习方法,包括两个阶 段<sup>[20]</sup>:最近邻聚类学习阶段和监督学习阶段。最近 邻聚类学习阶段采用 K 均值动态聚类确定隐含层 RBF 的中心的位置 V 和宽度  $\sigma_i$ ;监督学习阶段,用 最小均方算法通过估计输出层的权值 W<sub>k</sub>。网络输 出为

$$Y_k = \sum_{j=1}^{H} w_{jk} Z_j - \theta_k = W_k Z - \theta_k$$
(11)

定义目标误差函数为

$$J = \frac{1}{2}e(W,t)^{2} = \frac{1}{2}(Y(t) - \hat{Y}(W,t))^{2} \quad (12)$$

式中 *Y*(*t*)——RBF 网络的希望输出

 $\hat{Y}(W,t)$ ——网络的实际输出

当训练误差达到预定值,神经网络的设计完成。 设计的 RBF 综合误差溯因网络结构,如图 8 所





#### 3.2 RBF 综合误差溯因网络的建立

输入层为经过分维角点检测出的特征矩阵。

隐含层采用高斯函数作为基函数,隐含层的第*i* 神经单元的输出为<sup>[21]</sup>

$$S_{i} = \frac{1}{e^{\frac{(X-C_{i})^{2}}{\sigma_{i}^{2}}} + 1}$$
(13)

隐含层神经元个数为15,径向基函数的分布密 度为0.9,目标误差为0.001。

RBF 神经网络的输出多采用编码形式,表 3 为数控系统运动误差及其编码。

网络的学习过程如图 9 所示, RBF 综合误差溯 因网络在训练 15 步后,达到设定的精度要求。

训练好的网络,即可用来对数控系统中圆度测试所生成的图形进行误差溯因,选取西门子 840D型数控系统,进行 XOY 两轴联动圆检测,测试半径为 150 mm,进给速率为 3 000 mm/min,图 10 为其经

	Tab. 3 Error type and	l its code
序号	运动误差	编码
1	反向间隙	10000
2	反向越冲	01000
3	X轴周期误差	00100
4	Y轴周期误差	00010
5	比例不匹配	00001
6	综合1	11110
7	综合 2	11000

表 3 误差类型及编码





过分维角点检测的图形。

表4为测试样本的识别结果。

由表 4 中测试样本网络输出,若以 0.7 为评判标准,可以看出样本 1 存在明显的反向越冲误差,其次为 X 轴周期误差和反向间隙误差,经过实际检测发现,数控机床均存在上述3种误差,没有出现误



图 10 测试样本 Fig. 10 Test samples (a)测试样本1 (b)测试样本2 (c)测试样本3 (d)测试样本4 (e)测试样本5 (f)测试样本6

表 4 网络输出 Tab.4 Network output

参数	样本1	样本 2	样本 3	样本4	样本 5	样本6
反向间隙	0.7712	1.0584	0.1300	0.3069	0.4008	0.0280
反向越冲	1.1008	0.0240	0.1201	0.265 8	0.2537	0.8608
X 轴周期误差	0.8233	0.6991	1.0362	0.2686	1. 195 9	0. 283 6
Y轴周期误差	0.3633	0.3680	0.0294	0.8245	0.7905	1.0074
比例不匹配	0.0344	0.0426	0.0194	0.1005	0.0444	0. 046 9

注:数据均为误差的可能程度,没有单位。

判;样本 2 存在明显的反向间隙误差,其次为 X 轴 周期误差,实际检测发现,机床状况与检测结果相 符;样本 3 和样本 4 分别存在 X 轴周期误差和 Y 轴 周期误差,均与实际检测机床状况相符;样本 5 存在 X 轴周期和 Y 轴周期误差,实际检测发现机床存在 X 轴周期误差和 X 轴直线度误差,此处出现 Y 轴周 期误差的误判,分析为样本中出现的未知运动误差 所导致,所以网络需要经过多特征样本的训练方可 达到良好的识别效果;样本 6 存在反向越冲误差和 Y轴周期误差,实际检测机床状况为存在反向越冲和 Y轴周期误差,与实际检测机床状况相符。

目前,利用图形识别做误差溯因方面的研究较 少,文献[5]基于误差轨迹图形的 CAR (Complex auto-regression)特征矩阵结合 RBF 神经网络构建误 差溯因网络,其在样本数量足够的情况下具有较高 的识别率,但在工程上同种型号数控机床的故障特 征信号难以大量获得。本文方法在增加网络输入神 经元数目的基础上大大提高了网络的效率,本文方 法的小样本优势明显、识别率更高。

#### 4 结束语

利用圆运动误差轨迹的图形,采用分维角点检测,采集误差轨迹图形上的角点分布规律,实现对运动误差的识别和溯因,理论和实验检测,此方法可行 且识别率较高。而且,实现了综合误差轨迹图形的 误差分类识别,且识别率较高。

#### 参考文献

- Mann S, Bedi S, Israeli G, et al. Machine models and tool motions for simulating five-axis machining [J]. Computer-Aided Design, 2010,42(3):231-237.
- 2 杜正春,杨帆. 基于圆和非圆复合轨迹的三轴数控装备几何运动误差检测新方法[J]. 机械工程学报,2012,48(16):1-7. Du Z C,Yang F. New measuring method for motion accuracy of 3-axis numerical control equipments based on composite trajectory of circle and non-circle [J]. Journal of Mechanical Engineering,2012,48(16):1-7. (in Chinese)
- 3 Ibaraki S, Oyama C, Otsubo H. Construction of an error map of rotary axes on a 5-axis machining center by static R-test [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2011, 51(3):190 - 200.
- 4 Mehrdad V N, Mohsen H, Behrooz A. Tool path accuracy enhancement through geometrical error compensation [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2011, 51(6):439-449.
- 5 杜柳青,殷国富,余永维. 基于图形识别的数控机床运动误差溯因方法[J]. 仪器仪表学报,2014,35(7):1662-1668. Du L Q, Yin G F, Yu Y W. Abduction of CNC machine tool's motion error based on graphic recognition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2014,35(7):1662-1668. (in Chinese)
- 6 范晋伟,王晓峰,陈东菊,等.基于多体运动学理论的机床误差灵敏度分析[J].高技术通讯,2013,23(3):318-324. Fan J W, Wang X F, Chen D J, et al. Error sentivity analysis of machine tools based on multi-body kinematic theory[J]. High Technology Letters,2013,23(3):318-324. (in Chinese)
- 7 程强,刘广博,刘志峰,等. 基于敏感度分析的机床关键性几何误差源识别方法[J]. 机械工程学报,2012,48(7):171-179. Chen Q, Liu G B, Liu Z F, et al. An identification approach for key geometric error sources of machine tool based on sensitivity analysis[J]. Journal of Mechanical Engineering,2012, 48(7):171-179. (in Chinese)
- 8 周玉清,陶涛,梅雪松,等.旋转轴与平移轴联动误差的快速测量及溯源[J].西安交通大学学报,2010,44(5):80-84. Zhou Y Q,Tao T,Mei X S, et al. Rapid error measurement and trace of simultaneous rotary-translational axes collaborative motion [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University,2010,44(5):80-84. (in Chinese)
- 9 冯刚,夏晨晖,孙磊,等. 基于非线性预测的机床主轴温升特性快速辨识研究[J]. 农业机械学报, 2015,46(6):341-348. Feng G, Xia C H, Sun L, et al. Fast identification method for machine tool spindle temperature rise characteristics based on nonlinear prediction[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(6):341-348. (in Chinese)
- 10 Pott A, Kecskemethy A, Hiller M. A simplified force-based method for the linearization and sensitivity analysis of complex manipulation systems [J]. Mechanism and Machine Theory, 2007, 42(11):1445-1461.
- 11 蒋辉,邓伟民,陈晓青.基于 Person 系数与多元核支持向量分类的葡萄酒分析[J].农业机械学报,2014,45(1):203-208.
   Jiang H, Deng W M, Chen X Q. Analysis of wine based on person coefficient and multiple kernel support vector classification
   [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(1):203-208. (in Chinese)
- 12 毕国玲,赵建,续志军,等. 基于角点和局部特征描述子的快速匹配算法[J]. 光电工程,2014,41(9):63-68.
- Bi G L, Zhao J, Xu Z J, et al. A fast matching algorithm based on corner and local feature descriptor [J]. Optic-Electronic Engineering, 2014, 41(9): 63-68. (in Chinese)

- 9 Myers R, Islam R A, Karmarkar M, et al. Magnetoelectric laminate composite based tachometer for harsh environment applications [J]. Applied Physics Letters, 2007, 91(12): 122904.
- 10 Wang Y, Atulasimha J. Nonlinear magnetoelectric model for laminate piezoelectric-magnetostrictive cantilever structures [J]. Smart Materials and Structures, 2012, 21(8): 085023.
- 11 Clarke J, Sundaresan V B. Static and dynamic characterization of a magnetoelectric cantilever cutting tool [C] // Proceedings of the SPIE Behavior and Mechanics of Multifunctional Materials and Composites, 2010, 7644: 764413.
- 12 Shu Liang, Dapino M J, Evans P G, et al. Optimization and dynamic modeling of Galfenol unimorphs[J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2011, 22(8): 781-793.
- 13 舒亮,陈定方,卢全国.基于分布参数模型的 Galfenol 智能悬臂梁动力学建模方法及控制[J].机械工程学报,2011, 47(13):72-83.

Shu Liang, Chen Dingfang, Lu Quanguo. Dynamic modeling and control of Galfenol smart cantilever beam based on distributed parameter model[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(13): 72-83. (in Chinese)

- 14 Evans P G, Dapino M J. State-space constitutive model for magnetization and magnetostriction of Galfenol alloys [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2008, 44(7): 1711-1720.
- 15 Kumar J S, Ganesan N, Swarnama S, et al. Active control of beam with magnetostrictive layer[J]. Computers and Structures, 2003, 81(3): 1375 - 1382.
- 16 Datta S, Atulasimha J, Mudivarthi C, et al. The modeling of magnetomechanical sensors in laminated structures [J]. Smart Materials and Structures, 2008, 17(2); 025010.
- 17 Datta S, Atulasimha J, Mudivarthi C, et al. Modeling of magnetomechanical actuators in laminated structures [J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2009, 20(9): 1121 - 1135.
- 18 Shu Liang, Headings L M, Dapino M J, et al. Nonlinear model for Galfenol cantilevered unimorphs considering full magnetoelastic coupling[J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2014, 25(2): 187-203.
- 19 Evans P G, Dapino M J. Efficient model for field-induced magnetization and magnetostriction of Galfenol[J]. Journal of Applied Physics, 2009, 105(11): 113901.
- 20 Evans P G, Dapino M J. Measurement and modeling of magnetic hysteresis under field and stress application in iron-gallium alloy [J]. Journal of Magnetism and Magnetic Materials, 2013, 330: 37 - 48.

#### (上接第 396 页)

13 张从鹏,魏学光. 基于 Harris 角点的矩形检测[J]. 光学精密工程,2014,22(8):2259-2266.
 Zhang C P, Wei X G. Rectangle detection based on Harris corner[J]. Optics and Precision Engineering,2014,22(8):2259-2266. (in Chinese)

- 14 孙惠娟,蒋红海,殷国富.基于机器视觉的五座标机床旋转轴误差检测方法[J].农业机械学报,2013,44(8):293-298. Sun H J, Jiang H H, Yin G F. Error measurement method for rotation axes of five-axis machine tool based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2013,44(8): 293-298. (in Chinese)
- 15 吕继东,赵德安,姬伟.苹果采摘机器人目标果实快速跟踪识别方法[J].农业机械学报,2014,45(1):65-72. Lü J D, Zhao D A, Ji W. Fast tracing recognition method of target fruit for apple harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(1):65-72. (in Chinese)
- 16 张亚楠,魏武,武林林.基于小波包 Shannon 熵 SVM 和遗传算法的电机机械故障诊断[J].电力自动化设备,2010,30(1): 87-91.

Zhang Y N, Wei W, Wu L L. Motor mechanical fault diagnosis based on wavelet packet, Shannon entropy, SVM and GA[J]. Electronic Power Automation Equipment, 2010, 30(1): 87-91. (in Chinese)

- 17 姜万录,吴胜强. 基于 SVM 和证据理论的多数据融合故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2010,31(8):1738-1743. Jiang W L, Wu S Q. Multi-data fusion fault diagnosis method based on SVM and evidence theory[J]. Chinese Journal of Science Instrument, 2010, 31(8):1738-1743. (in Chinese)
- 18 王艳景,乔晓艳,李鹏,等. 基于小波包熵和支持向量机的运动想象任务分类研究[J]. 仪器仪表学报,2010, 31(12):2729-2735.

Wang Y J, Qiao X Y, Li P, et al. Classification of motor imagery task based on wavelet packet entropy and support vector machines [J]. Chinese Journals of Science Instruments, 2010, 31(12):2729-2735. (in Chinese)

- 19 周维华. RBF 神经网络隐层结构与参数优化研究[D]. 上海:华东理工大学, 2014.
- 20 穆云峰. RBF 神经网络学习算法在模式分类中的应用研究[D].大连:大连理工大学,2006.
- 21 梁武科,赵道利,马薇,等. 基于粗糙集-RBF 神经网络的水电机组故障诊断[J]. 仪器仪表学报,2007,28(10):1806-1810.

Liang W K, Zhao D L, Ma W, et al. Fault diagnosis of hydroelectric unit based on rough set & RBF network [J]. Chinese Journal of Science Instruments, 2007, 28(10):1806-1810. (in Chinese)