

# 面向单向器星轮自动化装配的视觉检测定位

何涛, 赵燕伟, 陈建, 寿开荣

(浙江工业大学 机械工程学院, 杭州 310000)

**摘要:** 针对传统单向器星轮人工装配效率低下问题, 分析了单向器星轮装配过程, 构建了基于计算机视觉技术的工业机器人自动化装配方案: 首先利用 CCD 摄像机捕捉星轮表面形貌图像, 然后利用 Open CV 视觉库进行了摄像机标定, 再结合图像噪声去除, Hough 圆检测, 轮廓提取等技术, 实现了星轮位姿的非接触式视觉检测; 最后以单向器为例验证了该检测方法的有效性, 机器人通过视觉获取的星轮位姿信息完成自动化装配。

**关键词:** 自动化装配; 视觉检测; 图像处理; 角度测量

## Starter Clutch's Star Wheel Assembly Oriented Visual Detection and Location

He Tao, Zhao Yanwei, Chen Jian, Shou Kairong

(Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310000, China)

**Abstract:** This paper designs an industrial robot automatic assembly system which solves the problem of traditional star wheel manual assembly inefficiencies, after analyzing the assembly processing of the star wheel. Firstly, the star wheel surface profile image was captured by using CCD camera. Then, camera calibration was achieved with the help of Open CV visual library. Afterwards, the Noncontact visual inspection is implemented with the help of vision technology such as noise removal, Hough circle detection, contour extraction. At last, in the case of a star wheel, the experiment verifies the effectiveness of the detection method and the industrial robot realizes the automatic assembly processing based on the information obtained by the visual detection system.

**Keywords:** automatic assembly; visual detection; image processing; angle recognition

## 0 引言

视觉检测技术是精密测试技术领域中最具有发展潜力的新技术之一, 它综合运用了电子学、光电探测、图像处理和计算机技术, 基于视觉的检测系统具有非接触、在线实时测量、效率高、速度快、精度适中等优点, 广泛的应用于航空航天、汽车、模具制造等领域<sup>[1]</sup>。比如, 德国 VMT 公司开发的基于视觉技术的冲压上料原件定位及位置调整的机器人搬运系统<sup>[2]</sup>, 就是典型的视觉检测技术的工程应用。自动化装配系统 (Automated Assembly Systems) 是指在一条装配线上或者在一个装配单元里, 用机械化和自动化设备来执行各种装配任务<sup>[3]</sup>。随着视觉技术的发展, 将视觉系统引入到自动化装配过程中, 是装配系统的一个新的发展方向, 这大大地提高了装配的柔性化和装配效率。

单向器是发动机中的重要部件, 每年的需求量都在千万件以上<sup>[4]</sup>, 单向器中的星轮和弹簧、滚柱的装配是单向器装配的一道关键装配工序, 现在主要采用的还是手工装配, 劳动力需求较大, 效率低下, 本文通过视觉辅助的机器人实现单向器星轮的自动化装配改造。接下来将介绍视觉辅助装配系统的原理, 方案以及关键技术。

## 1 装配系统的工作过程

它的工作过程如下, 首先进行摄像机标定, 以获取摄像机

与机器人之间的位置关系<sup>[5]</sup>。光源打开后, 通过光的反射成像到 CCD 摄像机上, 图像采集卡把 CCD 摄像机的光信号转换成电信号, 也就是把原始图像转化为数字图像传输到计算机, 再通过图像处理软件 OpenCV 对摄像机获得的图像信息进行图像预处理, 特征提取, 检测与计算等步骤, 得出单向器星轮的位姿信息<sup>[6]</sup>。再通过上位机与机器人实现数据的传输, 同时传送带每次往前运动固定的距离, 星轮的坐标加上传送带运动的距离就是星轮在抓取区域的坐标位置, 机器人得到星轮位置坐标之后对星轮进行抓取, 再根据星轮的姿态进行工业夹头的偏转, 使星轮槽和装配器的弹簧滚柱出口对齐, 装配动作完成之后机器人再将装配好的星轮放置到储料盘。总体工作流程图如图 1 所示。

## 2 摄像机标定

要让机器人根据视觉信息完成目标动作, 必须完成像素坐标系  $(O, u, v)$ , 世界坐标系  $(O_w, X_w, Y_w, Z_w)$  之间的转换, 使图像中的点跟与工作平面中的点对应起来, 这就要进行摄像机的标定, 实现坐标系在世界坐标系下的统一<sup>[7]</sup>。各坐标系关系如图 2 所示。

世界坐标系  $(O_w, X_w, Y_w, Z_w)$  和摄像机坐标系  $(O_c, X_c, Y_c, Z_c)$  有如下关系<sup>[8]</sup>:

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}^{3 \times 3} & \mathbf{T}^{3 \times 1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中:  $\mathbf{R}_{3 \times 3}$  是旋转矩阵,  $\mathbf{T}_{3 \times 1}$  为平移向量。

在针孔摄像机模型中将摄像机坐标系  $(O_c, X_c, Y_c, Z_c)$  投影到成像平面坐标系  $(O_u, X_u, Y_u)$  中, 可得到成像坐标。

收稿日期: 2014-08-12; 修回日期: 2014-10-10。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51175473); 浙江省科技厅 (创新团队) 资助项目 (2012R10002-11)。

作者简介: 何涛 (1990-), 男, 湖南株洲人, 硕士研究生, 主要从事机器人控制、图像处理方向的研究。

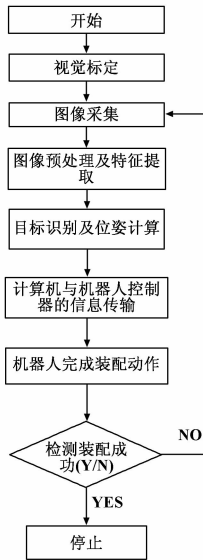


图 1 系统工作流程

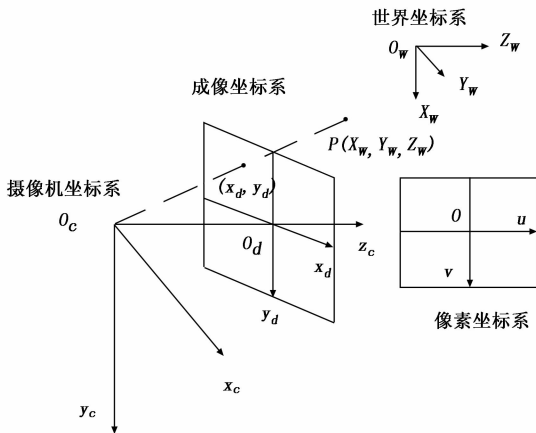


图 2 各坐标系之间的关系

$$\begin{cases} X_u = f \frac{X_c}{Z_c} \\ Y_u = f \frac{Y_c}{Z_c} \end{cases} \quad (2)$$

其中:  $f$  是摄像机的焦距。

理想条件下的成像平面坐标  $(O_u, X_u, Y_u)$  与实际的成像坐标  $(O_d, X_d, Y_d)$  有如下关系式 (3)<sup>[9]</sup>:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \end{bmatrix} = (1 + k_1 r^2 + k_2 r^2) \begin{bmatrix} x_u \\ y_u \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2p_1 x_u y_u + p_2 (r^2 + 2x_u^2) \\ p_1 (r^2 + 2y_u^2) + 2p_2 x_u y_u \end{bmatrix} \\ r = x_u^2 + y_u^2 \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $k_1, k_2$  是摄像头径向畸变系数;  $p_1, p_2$  为摄像头切向畸变系数。

实际成像平面的坐标  $(O_d, X_d, Y_d)$  与计算机图像坐标系  $(O, u, v)$  的线性变换关系如下:

$$\begin{cases} u = f \cdot x_d / \Delta x + c_x \\ v = f \cdot x_d / \Delta x + c_y \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $(c_x, c_y)$  是基准点, 一般在计算机图像平面的中心。 $\Delta x, \Delta y$  分别为水平和垂直方向上相邻像素之间的距离 (mm/pixel)。综上得到如下的图像坐标系和机器人三维坐标系的转

换公式 (5),  $s$  是一个任意尺度比例 (目的是使得单应被定义到该尺度比例)。

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f/\Delta x & 0 & c_x \\ 0 & f/\Delta x & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{3 \times 3} & T_{3 \times 1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

### 3 图像预处理

在图像采集过程中, 图像的质量将不可避免地受装配工作台的振动以及光源本身的影响, 同时, 工件表面上也可能存在一些污渍、锈斑。为消除这些噪声对图像质量以及检测精度的影响, 通过调整光源 (包括强度和入射角度等) 和采取适当的图像预处理算法对图像噪声进行处理。首先, 在 CCD 相机镜头前加滤光片, 削弱工业现场照明光线的影响, 其次, 采用现有滤波方法对图像进行降噪处理, 在保留原信号的前提下尽可能减少噪声, 随后将图像进行二值化处理, 最后对图像进行开运算处理, 以消除图像中的孤立点, 如图 3。这些图像预处理都是为了接下来的 Hough 圆提取和轮廓提取作准备工作的。

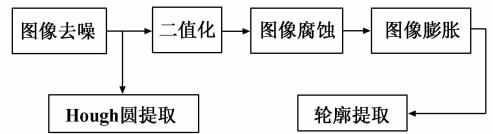


图 3 图像预处理的步骤

### 4 特征提取及位姿计算

#### 4.1 Hough 圆检测

为了提取星轮的圆心坐标, 我们采用 Hough 圆变换进行圆的检测, Hough 变换对噪音的鲁棒性强因而成为圆形轮廓检测的常用方法。

其基本思想是, 在图像空间中, 对于半径为  $r$ , 圆心为  $(a_1, a_2)$  的圆, 有解析式:

$$(x_i - a_1)^2 + (y_i - a_2)^2 = r^2 \quad (6)$$

此时参数空间的维数增加到了三维。在图像空间中圆边界上的任意一个点  $(x_i, y_i)$  对应于参数空间  $(a_1, a_2, r)$  中的一个三维锥面, 如图 4。

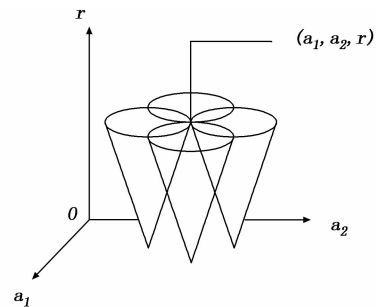


图 4 圆的参数空间表示

对图像空间中的圆进行检测时, 先计算图像每点强度的梯度信息, 然后根据适当阈值求出边缘, 再计算与边缘上每一点像素距离为  $r$  的所有点  $(a_1^i, a_2^i)$ , 同时将对应的  $(a_1^i, a_2^i, r^i)$  立体小方格的累加器加 1。然后改变  $r$  的值重复上述过程, 全部边缘点变换完成后对三维阵列的所有累加器的值进行检验, 其峰值小格的坐标就对应着图像空间中图形边界的圆心及半径  $(a_1, a_2, r)$ 。

### 4.2 圆周上特征点的检测

利用 OpenCV 视觉库对图像预处理后得到的二值图进行轮廓提取，提取出来的轮廓将会有多个，分为内轮廓和外轮廓，组成了双层拓扑结构，我们需要依次提取出轮廓，然后获取像素坐标系中轮廓上的各个点的坐标值  $(x_i^u, y_i^v)$ ，根据公式 (7) 算出各点与圆心的距离的平方：

$$D = (x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2 \quad (7)$$

再算出  $D$  的最小值  $D_{\min}$  和对应的坐标点  $(x_{\min}^u, y_{\min}^v)$ 。那么星轮齿偏离水平角度可用如下公式计算：

$$\gamma = \arctan \frac{x_0 - x_{\min}^u}{y_0 - y_{\min}^v} \quad (8)$$

$z_0$  表示星轮上表面圆心的纵坐标值即星轮的高度  $h$ ，为定值，则星轮的姿态可表示为  $(x_0, y_0, h, 0, 0, \gamma)$ 。将  $(x_0, y_0, h, 0, 0, \gamma)$  带入式 (5) 就可求出行轮在世界坐标系下的位姿。

## 5 实验

### 5.1 视觉系统的搭建

首先搭建自动装配系统，它主要由计算机，固高 GRB4016-06 工业机器人、大恒 DH-GV400UM/UC 摄像机、大恒 DH-VT121 图像采集卡、大恒 PFB2-20SW-F-JT-MO 光源，传送带，工业夹头等组成，如图 5。

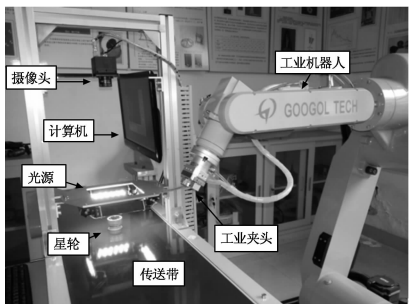


图 5 视觉检测系统

### 5.2 实验分析

单向器星轮在摄像机下的世界坐标系坐标为  $(O_w, x_w, y_w, z_w)$ ，星轮从上道工序传递下来后到检测区域内的坐标是随机的，同时星轮在绕  $Z$  轴旋转的角度  $\gamma$  也是随机的，如图 6，角度  $\gamma$  即图 7 中  $\angle AO_w C$ ，它是星轮齿的顶点与圆心（坐标为  $(x_0, y_0, z_0)$ ）的连线与水平方向之间的夹角。因此要实现机器人对星轮的抓取以及完成装配，必须要获取星轮在世界坐标系下的坐标以及姿态即  $(x_0, y_0, z_0, \alpha, \beta, \gamma)$ ，因为星轮的上表面是和  $xO_w y$  平面平行的，即角  $\alpha, \beta$  都为 0，机器人位姿可表示为  $(x_0, y_0, z_0, 0, 0, \gamma)$ ，所以使用二维视觉检测就足够让机器人识别星轮的位姿，完成抓取动作了。

首先进行摄像机标定<sup>[10]</sup>，再对摄像机获取的星轮图像信息进行图像去噪，圆心检测，轮廓提取，最后进行姿态检测。

准备工作做好之后，进行实验。摄像机标定完成后，将星轮随机放在摄像头下，把摄像机采集到的图像传输给计算机，利用 OpenCV 视觉库进行图像预处理，首先采用高斯滤波法对图像进行滤波处理，去除图像噪点。

对已被高斯滤波法处理后的图像进行 Hough 圆变换提取得到圆心坐标，此时得到的圆心坐标是像素坐标系下的像素坐标  $(u, v)$ ，再将其带入公式 (5) 得到在二维平面的世界坐标系下圆心坐标为  $(102.8, 41.0)$ 。在 Open CV 中圆心坐标和

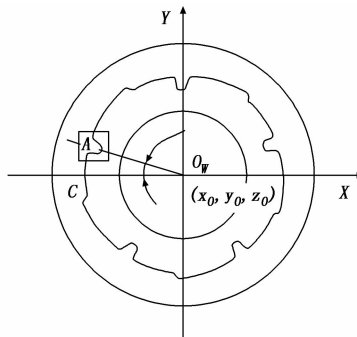


图 6 星轮位姿图

半径是储存在计算机的内存序列中，为了便于观察，将圆心和圆轮廓的像素值赋值为 255。

为了确定合适的阈值对图像进行二值化处理得到好的实验效果，接下来将阈值分别设为 80, 85, 90, 95, 100，进行图像的二值化，并做两次开运算，提取轮廓，获取星轮的内轮廓像素坐标值，经测试当阈值设为 90 时能得到最好的星轮内侧轮廓图。

将此时得到的轮廓像素值其带入公式 (7)、(8)，获得角度  $\gamma = 8.8^\circ$ ，又测得星轮的高度为 30 mm，则计算得星轮位姿为  $(102.8, 41.0, 30, 0, 0, 8.8^\circ)$ ，再测得其在世界坐标系下实际坐标为  $(103.5, 41.4, 30, 0, 0, 8.0^\circ)$ ，重复上述步骤获得 100 组对比实验数据。

将该视觉系统得到的位姿与实际测的位姿进行对比，分别计算其圆心坐标与角度误差，圆心误差  $\Phi = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$  抽取 15 组实验数据得到表 1。可以

表 1 视觉系统识别误差

序号	视觉系统测出的位姿 $(x_1, y_1, z_1, \alpha_1, \beta_1, \gamma_1)$	实际测出的位姿 $(x_2, y_2, z_2, \alpha_2, \beta_2, \gamma_2)$	圆心计算位置误差 $\Phi/\text{mm}$	计算角度误差 $(\sigma^\circ)$
1	(102.8, 41.0, 30, 0, 0, 8.8)	(103.5, 41.4, 30, 0, 0, 8.0)	0.8	0.8
2	(105.8, 44.2, 30, 0, 0, 14.3)	(105.3, 44.5, 30, 0, 0, 13.4)	0.6	0.9
3	(100.2, 43.3, 30, 0, 0, 50.2)	(100.7, 43.6, 30, 0, 0, 50.9)	0.6	0.7
4	(99.3, 45.5, 30, 0, 0, 45.2)	(99.7, 45.8, 30, 0, 0, 46.3)	0.5	1.1
5	(107.3, 48.2, 30, 0, 0, 33.6)	(108.0, 48.6, 30, 0, 0, 32.8)	0.7	0.8
6	(109.1, 50.1, 30, 0, 0, 61.1)	(108.7, 50.6, 30, 0, 0, 62.6)	0.8	1.5
7	(106.0, 46.3, 30, 0, 0, 52.2)	(106.4, 47.1, 30, 0, 0, 53.4)	0.9	1.2
8	(108.1, 43.6, 30, 0, 0, 16.3)	(108.6, 43.1, 30, 0, 0, 16.9)	0.7	0.6
9	(103.2, 49.2, 30, 0, 0, 28.3)	(103.3, 49.6, 30, 0, 0, 29.7)	0.4	1.4
10	(106.2, 43.2, 30, 0, 0, 32.6)	(106.7, 42.7, 30, 0, 0, 30.9)	0.7	1.7
11	(110.2, 43.6, 30, 0, 0, 28.8)	(109.8, 43.9, 30, 0, 0, 27.2)	0.5	1.6
12	(95.6, 51.6, 30, 0, 0, 30.2)	(95.9, 52.1, 30, 0, 0, 29.1)	0.6	1.1
13	(115.7, 55.3, 30, 0, 0, 5.6)	(116.1, 55.6, 30, 0, 0, 4.3)	0.5	1.3
14	(96.5, 55.9, 30, 0, 0, 16.8)	(95.8, 55.3, 30, 0, 0, 17.9)	0.9	1.1
15	(106.6, 44.7, 30, 0, 0, 23.4)	(106.1, 44.3, 30, 0, 0, 25.1)	0.6	1.7

看出圆心误差  $\Phi < 1 \text{ mm}$ , 角度误差  $\sigma = \gamma_1 - \gamma_2 < 2^\circ$ , 因为星轮直径  $d$  小于  $45 \text{ mm}$ , 当角度误差在  $2^\circ$  之内的情况下, 取  $d = 45 \text{ mm}$ ,  $\sigma = 2^\circ$  折算成圆周上的误差  $\Delta = \frac{\pi \gamma d}{360 \times 2} \leq 1 \text{ mm}$ , 符合装配的要求, 所以该视觉检测系统能够达到检测要求。

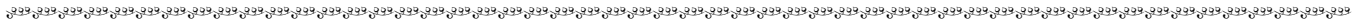
## 6 结束语

本文提出了一种单向器星轮自动化装配方案, 研究了基于计算机视觉的星轮位姿检测, 采用 Open CV 视觉库进行星轮的位姿提取, 实现方便, 效率较高。通过实验验证了改视觉检测系统的可靠性。

### 参考文献:

[1] 尹仕斌, 任永杰. 机器人视觉测量系统中的工具中心点快速修复技术 [J]. 机器人, 2013, 6 (2): 736 - 743.  
 [2] 吴俊君, 胡国生. 攀爬机器人末端位姿的视觉检测与控制 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (7): 1740 - 1742.  
 [3] 程广华. 自动化装配系统及其应用 [J]. 日用电器, 2012,

3 (3): 49 - 54.  
 [4] 伍太宾, 任广升. 单向器主体的实用制造技术 [J]. 农业机械学报, 2005, 12 (2): 159 - 161.  
 [5] 胡小平, 左富勇, 谢珂. 微装配机器人手眼标定方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2012, 7 (3): 1521 - 1526.  
 [6] 郭斌, 徐杜, 蒋永平, 等. 一种轴类零件边缘精确定位方法 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 10 (2): 238 - 241.  
 [7] 刘振宇, 赵彬, 邹凤山. 机器视觉技术在工件分拣中的应用 [J]. 计算机应用与软件, 2012, 11 (3): 87 - 91.  
 [8] Chen Y J, Zhang ZH J. Correction of CCD pixel nonuniformity [J]. Opt. Precision Eng, 2004, 12 (2): 216 - 220.  
 [9] Li Z H, Ding Z H L, Yuan F. Global calibration method for multi-vision measurement system with coplanar targets [J]. Opt. Precision Eng., 2008, 16 (3): 467 - 472.  
 [10] Ming J Tsai, Lee H W, Ann N J. Machine vision based path planning for a robotic golf club head welding system [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2011, 27 (2): 843 - 849.



(上接第 1459 页)

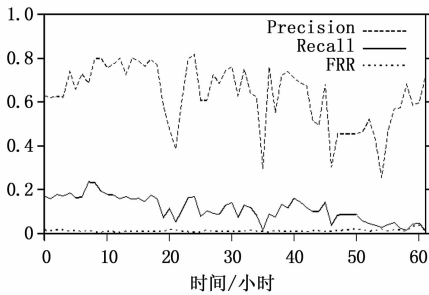


图 3 LDA 的图形表示

和执行效率快等优点。

### 参考文献:

[1] 史佩昌, 王怀民, 尹刚, 等. 云服务传递网络资源动态分配模型 [J]. 计算机学报, 2011, 34 (12): 2305 - 2318.  
 [2] Sun D, Chang G, Miao C, et al. Modelling and Evaluating a High Serviceability Fault Tolerance Strategy in Cloud Computing Environments [J]. Int. J. Secur. Netw., 2012, 7 (2): 196 - 210.  
 [3] Nguyễn T A N, Désidéri J. Resilience for Collaborative Applications on Clouds: Fault-tolerance for Distributed HPC Applications [A]. in ICCSA12 [C]. Berlin, Heidelberg, 2012: 418 - 433.  
 [4] Yilmaz C. Using Hardware Performance Counters for Fault Localization [A]. in VALID'10 [C]. Washington, DC, USA, 2010: 87 - 92.  
 [5] Yadav S K, Kalra P K. Automatic Fault Diagnosis of Internal Combustion Engine Based on Spectrogram and Artificial Neural Network [A]. in ROCOM10 [C]. Stevens Point, Wisconsin, USA, 2010: 101 - 107.  
 [6] 马笑潇, 黄席樾, 柴毅, 等. 基于 SVM 的二叉树多类分类算法

及其在故障诊断中的应用 [J]. 控制与决策, 2003, 18 (3): 272 - 276  
 [7] Ligeza A, Koscielny J. A New Approach to Multiple Fault Diagnosis: A Combination of Diagnostic Matrices, Graphs, Algebraic and Rule-Based Models. The Case of Two-Layer Models [J]. Int. J. Appl. Math. Comput. Sci., 2008, 18 (3): 465 - 476  
 [8] Tan S C, Lim C P, Rao M V C. A Hybrid Neural Network Model for Rule Generation and Its Application to Process Fault Detection and Diagnosis [J]. Eng. Appl. Artif. Intell., 2007, 20 (3): 203 - 213.  
 [9] Wang M, Hu N, Qin G. A Method for Rule Extraction Based on Granular Computing: Application in the Fault Diagnosis of a Helicopter Transmission System [J]. J. Intell. Robotics Syst., 2013, 71 (4): 445 - 455.  
 [10] Wang B, Cao W, Ma L, et al. Fault Diagnosis Approach Based on Qualitative Model of Signed Directed Graph and Reasoning Rules [A]. in FSKD05 [C]. Berlin, Heidelberg, 2005: 339 - 343.  
 [11] Cohen I, Goldszmidt M, Kelly T, et al. Correlating Instrumentation Data to System States: A Building Block for Automated Diagnosis and Control [A]. in OSDI'04 [C]. Berkeley, CA, USA, 2004: 16 - 16.  
 [12] Yin G, Zhang Y, Li Z, et al. Online Fault Diagnosis Method Based on Incremental Support Vector Data Description and Extreme Learning Machine with Incremental Output Structure [J]. Neurocomput., 2014, 12 (8): 224 - 231.  
 [13] Patan K, Witczak M, Korbicz J O Z. Towards Robustness in Neural Network Based Fault Diagnosis [J]. Int. J. Appl. Math. Comput. Sci., 2008, 18 (6): 443 - 454.  
 [14] Sune V, Carrasco J A. A failure-distance based method to bound the reliability of nonrepairable fault-tolerant systems without the knowledge of minimal cuts [J]. Reliability IEEE Transactions on, 2001, 50 (1): 60 - 74.