

# 基于最小二乘支持向量回归的小零件精密测量技术\*

张秀芝<sup>1</sup> 王龙山<sup>1</sup> 于忠党<sup>2</sup>

(1. 吉林大学机械科学与工程学院, 长春 130025; 2. 渤海大学信息科学与工程学院, 锦州 121013)

**【摘要】** 以圆销式齿形链板为研究对象,提出了结合图像处理技术和最小二乘支持向量回归的小零件精密测量方法。以 CCD 作为传感器采集图像,通过去噪和二值化等图像预处理技术获得待测零件单像素边缘轮廓信息。根据零件特点确定待测区域,并取出该区域中图像点的坐标作为最小二乘支持向量回归的训练点集,进行直线和圆的亚像素回归。对回归结果进行处理得到待测直线间夹角、圆孔直径、圆度误差和圆心距等几何参数。实验结果表明提出的方法不仅收敛速度快,而且精度高、稳定性好。

**关键词:** 齿形链板 精密测量 图像处理 最小二乘支持向量回归

**中图分类号:** TP274<sup>+</sup>.5; TG806

**文献标识码:** A

## Precision Measurement Technology for Small Parts Using LSSVR

Zhang Xiuzhi<sup>1</sup> Wang Longshan<sup>1</sup> Yu Zhongdang<sup>2</sup>

(1. College of Mechanical Science and Engineering, Jilin University, Changchun 130025, China)

(2. Institute of Information Science and Engineering, Bohai University, Jinzhou 121013, China)

### Abstract

With the study object of tooth shaped chain board, a precise measurement technology for small parts was proposed using image processing technologies combined with least square support vector for regression (LSSVR). Electric coupling apparatus (CCD) was adopted as the sensor to collect images, single pixel edge information of the undeterminate part was obtained after image preprocessing such as image denoising and image binaryzation, etc. Afterwards, on the basis of structure feature analysis of the part, candidate regions were searched automatically where the coordinates of the points were taken out as training point set to train LSSVR. Then the candidate geometry parameters, such as the included angle between every two lines, diameters of the round holes as well as errors of the two round holes were gained through experiment results. The last two geometry parameters with millimeter unit were obtained through unit transmitting from pixel to millimeter by camera calibration, and the precision can attain the micron level. The experiment showed that the proposed solution has a high convergence speed as along with the high precision and excellent stability.

**Key words** Tooth shaped chain board, Precision measurement, Image processing, Least square support vector regression

### 引言

计算机视觉技术和图像处理技术的深入发展,使其在工业检测中应用越来越广泛<sup>[1~2]</sup>。同时支持向量机(support vector machine,简称 SVM)<sup>[3~4]</sup>

作为基于统计学习理论的机器学习方法,受到了广泛的关注并逐渐应用到各个领域。最小二乘支持向量机(least square support vector machine,简称 LSSVM)算法<sup>[5~6]</sup>,由于其模型简单、计算速度快而得到了更加广泛的应用<sup>[7]</sup>。

收稿日期: 2008-11-18 修回日期: 2009-04-17

\* 吉林省科技发展计划资助项目(20060534)

作者简介: 张秀芝,博士生,主要从事机器视觉及图像处理、计算机辅助设计研究,E-mail: xiuzhizh@126.com

通讯作者: 王龙山,教授,博士生导师,主要从事图像处理和智能加工研究,E-mail: lswang@jlu.edu.cn

圆销式齿形链作为链传动的重要分支,传动平稳、无噪声、承受冲击性能好且工作可靠。由于链板的厚度较小,传统的测量方式困难而且不能保证测量精度,这使得零件尺寸检测和误差的评定可信度低,应找到一种快速精密检测方法。本文结合图像处理技术和最小二乘支持向量回归算法(least square support vector regression, 简称 LSSVR),提出一种针对小零件几何参数的精密测量方法。

## 1 最小二乘支持向量回归理论

设给定训练集  $\{x_i, y_i\}, i = 1, 2, \dots, n, x_i \in \mathbf{R}^d$  为输入空间,  $d$  为输入空间的维数,  $y_i \in \mathbf{R}$  为输出空间,通过某种映射  $\phi(\cdot): \mathbf{R}^d \rightarrow \mathbf{R}^d$  得到关于输入输出的回归函数

$$f(x) = \omega \cdot \phi(x) + b \quad (1)$$

其中,  $\omega$  和  $b$  是待求的回归参数,可以满足 LSSVR 方法的最小值问题

$$\begin{cases} \min Q(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \\ \text{s. t. } y_i = \omega \cdot \phi(x_i) + b + \xi_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (2)$$

其中  $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)^T$ 。此方法将标准 SVM 回归算法的求解二次规划(QP)问题转换为求解线性方程组问题。

最小值问题的 Lagrange 函数为

$$L(\omega, b, \xi, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [\omega \cdot \phi(x_i) + b + \xi_i - y_i] \quad (3)$$

其中,  $\gamma$  为惩罚因子,  $\alpha_i$  为 Lagrange 乘子,  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)^T$ , 根据 KKT 最优条件

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = \omega - \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(x_i) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = - \sum_{i=1}^n \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = \gamma \xi_i - \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = \omega \cdot \phi(x_i) + b + \xi_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

消去式中  $\omega$  和  $\xi_i$ , 可得线性方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{E}^T \\ \mathbf{E} & \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T + \gamma^{-1}\mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中  $\mathbf{Z} = (\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_n))^T$

$$\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n)^T$$

$$\mathbf{Z} = (1, \dots, 1)^T \in \mathbf{R}^d$$

根据 Mercer 条件, 令  $\Omega = \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T$ , 使用核函数

$K(x_i, x_j)$ , 则  $\Omega_{ij} = \phi(x_i)^T \phi(x_j) = K(x_i, x_j)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ 。

若记  $\mathbf{A} = \Omega + \gamma^{-1}\mathbf{I}$ , 则式(5)等价于

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{E}^T \\ \mathbf{E} & \mathbf{A} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (6)$$

由式(6)可以求得

$$b = \frac{\mathbf{E}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{E}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{E}} \quad (7)$$

$$\alpha = \mathbf{A}^{-1}(\mathbf{y} - b\mathbf{E}) \quad (8)$$

由式(8)可解出  $\omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(x_i)$ , 继而得到式(1)表达的回归函数

$$\begin{aligned} f(x) &= \omega \cdot \phi(x) + b = \\ &= \sum_{i=1}^n \alpha_i \phi(x_i) \cdot \phi(x) + b = \\ &= \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_i, x) + b \end{aligned} \quad (9)$$

对于 LSSVR 模型, 必须预先确定惩罚参数  $\gamma$  及核函数  $K(x_i, x_j)$ 。核函数<sup>[8]</sup>主要有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数和 Sigmoid 核函数。由线性核函数得到的回归函数即是线性函数, 由其它核函数得到的回归函数为非线性函数。

## 2 图像处理

### 2.1 图像采集及预处理

系统采用德国 Basler 公司生产的 A102F 型 CCD 数字摄像头采集数字图像。由于被测零件小, 在采集零件图像时, 为使图像清晰, 物体和背景的对亮度大, 系统采用 LED 照明光源提供高强度背光照明。CCD 采集到的原始灰度图像中存在各种噪声, 需要对原始图像进行平滑去噪。目前常用的图像平滑方法很多<sup>[9]</sup>, 由于图像边缘对于零件测量非常重要, 所以本文采用边缘保持滤波, 可以实现去噪和保持图像边缘信息的折中。图 1 为去噪后图像。

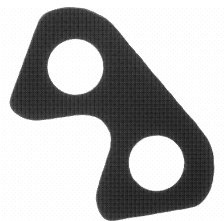


图 1 去噪后图像  
Fig. 1 Image after noise reduction

### 2.2 图像分割

要进行图像中目标物的几何参数测量, 首先要用图像分割的方法从去噪后图像中提取出目标物体的边缘信息。图像分割的方法有两种<sup>[9]</sup>: 梯度法, 如果图像某个像素在其邻域内出现灰度显著变化, 则认为出现了边缘, 通常将图像与各种边缘提取算子作卷积运算, 可获得图像边缘信息; 阈值法, 基于图像的灰度直方图统计信息确定阈值, 将图像转换

为二值图像再提取目标轮廓信息。图 2 为针对本系统图像使用几种常用的边缘提取算子寻找图像边缘的结果比较,由于目标图像外形简单,边缘较为明显,Gauss-Laplace 算子、Sobel 算子、Canny 算子和 Roberts 算子都能检测到图像边缘,前两种算子获得的边缘较粗,由于 Canny 算子受噪声影响致使图像中出现了过多细纹,只有 Roberts 算子边缘清楚,图像整洁,但仍为灰度图像,不能得到单像素图像边缘。图 3a 给出了图像的灰度直方图,可见目标信息和背景信息双峰特征明显,容易确定分割阈值,将图像从背景中分离出来,得到二值图像,从而获得目标的单像素轮廓信息。故本系统采用灰度直方图法,取阈值  $T = 120$ ,获得目标的二值图像和单像素轮廓如图 3b、3c 所示。

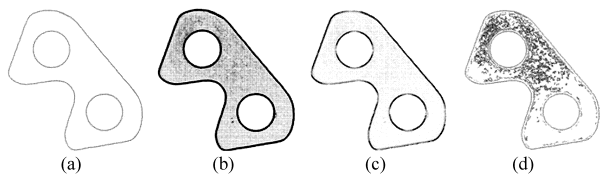


图 2 边缘检测结果

Fig. 2 Edge detection results

(a) Roberts 算子 (b) Gauss-Laplace 算子

(c) Sobel 算子 (d) Canny 算子

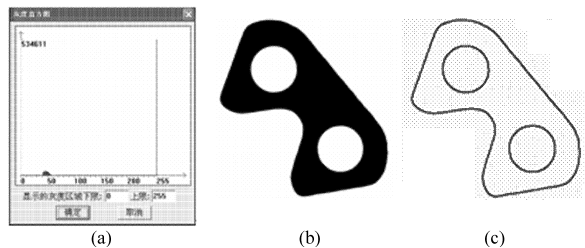


图 3 灰度直方图法获取的目标轮廓

Fig. 3 Edge contour extraction by histogram

(a) 灰度直方图 (b) 二值图像 (c) 轮廓提取结果

### 3 基于 LSSVR 的函数回归

本系统运用最小二乘支持向量回归拟合齿形链板 4 条直线和 2 个圆孔,为描述方便,将待回归几何元素标号如图 4。

进行直线和圆的最小二乘支持向量回归,首先要采集训练点。根据零件的形状特征和零件上线条之间的位置关系自动搜索待测区域,如图 4 所示,将采集区域内像素点坐标作为训练点集。其次确定  $\gamma$  值和核函数  $K(x_i, x_j)$ ,  $\gamma$  值目前还没有标准的选择原则,本系统经过实验数据的训练得到最佳  $\gamma$  值。核函数的选择同样没有统一的标准,根据先验知识,即直线的回归属于线性回归,可以不使用核函数,即不必将输入训练点由二维空间向高维空间映射;圆的拟合是关于训练点的非线性回归,使用径向基核

函数  $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma^2)$ 。

对于从 CCD 获取的机械零件图像中的直线和圆形边缘,上述方法能够得到其亚像素表示,可较好地滤除样本噪声和最大限度地降低数据离散性的影响。

### 4 测量过程及结果

测量对象为合格的圆销式齿形链板,测量目标为部分关键尺寸,如图 5。零件技术要求为两销孔直径  $D = 2.82 \pm 0.01$  mm,节距  $p = 6.42 \pm 0.06$  mm,夹角  $\phi_1 = 60^{+0.5}$  ( $^\circ$ )。

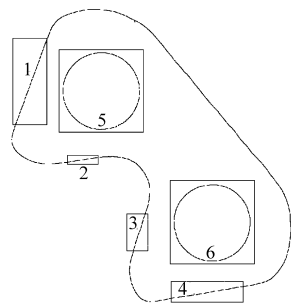


图 4 待测区域编号

Fig. 4 Under-detection region numbering

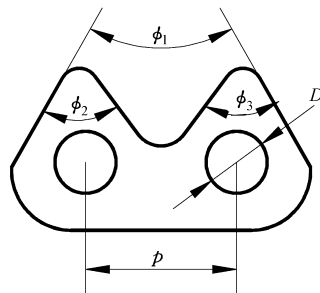


图 5 齿形链板结构与关键尺寸图

Fig. 5 Structure and key dimensions of tooth shaped chain

为了验证方法的正确性,本系统使用 VC++ 和 Matlab 联合编程,将 VC++ 强大的语言优势和 Matlab 的大矩阵快速处理功能结合起来,大大加快了回归训练的速度,可以满足实时测量的要求。这里  $\gamma$  值为 2,  $\sigma$  值为 10。直线的回归可以得到线性方程,圆的回归则不能一次得到圆方程,需采用分段拟合的方法。用最小二乘支持向量回归方法得到的亚像素回归结果为

直线 1  $y = -2.7528x + 554.9598$

直线 2  $y = -0.1405x + 519.8623$

直线 3  $y = -3.324157x + 2171.339423$

直线 4  $y = -0.173033x + 996.070956$

圆 5: 圆心(325.6567, 272.5068), 半径 115.9140

圆 6: 圆心(662.3125, 671.9826), 半径 115.5656

图 6 为根据计算结果在 Matlab 中绘制的回归直线和回归圆,从图中可以看到所得到的回归直线

和回归圆与待测位置完全吻合。

根据直线方程可计算出各条直线间的夹角。直线 1 和直线 2 的夹角为  $62.0379^\circ$ , 直线 3 和直线 4 的夹角为  $63.4404^\circ$ , 直线 1 和直线 4 夹角为  $60.2188^\circ$ , 直线 2 和直线 3 的夹角为  $65.2595^\circ$ 。经验证各角度完全符合几何

关系。对圆直径和节距的测量要进行标定, 将以像素表示的尺寸转换为以 mm 为单位表示的尺寸。采用相对标定的方式, 将长度为 10 mm 的标准量块和待测齿形链板并排放在检测工作台上, 经过图像处理得到标准量块长度所对应的像素数, 计算出每像素所代表的 mm 数, 计算得标定值为  $0.0122 \text{ mm/像素}$ 。计算得到两圆柱销孔直径  $D_5 = 2.8198 \text{ mm}$ ,  $D_6 = 2.8283 \text{ mm}$ , 节距  $p = 6.3735 \text{ mm}$ 。

计算训练点集中各点到回归圆圆心的距离, 其最大距离和最小距离的差即为圆度误差, 计算得到圆 5 的圆度误差为  $0.0153 \text{ mm}$ , 圆 6 的圆度误差为  $0.0165 \text{ mm}$ 。测量结果符合各项技术要求, 说明实测齿形链板合格。从数据中可以看出本测量系统已达到微米级测量精度。直线和圆的拟合过程在内存 1 GB 的计算机上运行时间总计不超过 2 s, 可以实现在线检测。

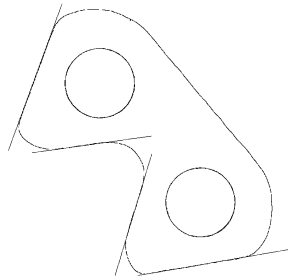


图 6 重绘的回归直线和回归圆

Fig. 6 Redraw of regression graphics

对直线 1 取不同数目训练点得到的拟合方程为

$$y_1 = -2.753353x + 555.040309$$

$$y_2 = -2.758950x + 554.973149$$

$$y_3 = -2.760049x + 555.009314$$

$$y_4 = -2.754986x + 555.057253$$

$$y_5 = -2.756456x + 555.043554$$

$$y_6 = -2.753440x + 554.952796$$

$$y_7 = -2.753973x + 554.957240$$

$$y_8 = -2.750955x + 554.943891$$

$$y_9 = -2.751789x + 554.937922$$

$$y_{10} = -2.754395x + 554.977578$$

经计算得到  $k$  和  $b$  的均方差分别为  $0.0029, 0.045$ 。对不同合格零件的圆孔进行测量, 其中 6 个圆孔以像素为单位的测量结果为:  $115.9140, 115.7564, 115.5656, 115.4869, 115.8432, 115.3756$ , 对应的以 mm 为单位的半径值分别为:  $1.4142, 1.4122, 1.4099, 1.4089, 1.4133, 1.4076$ 。重复测量的结果体现了方法的稳定性。

## 5 结束语

以圆柱销式齿形链板的几何参数测量为例, 研究了一种针对小零件几何参数的测量方法。采用面阵 CCD 作为图像传感器采集图像, 经过图像处理技术和最小二乘支持向量回归算法, 应用 VC++ 和 Matlab 联合编程, 实现了零件直线结构和圆结构的回归拟合, 从而计算出待测几何参数。检测结果证明方法收敛速度快, 测量精度高。

## 参 考 文 献

- 1 贺秋伟, 王龙山, 刘庆民, 等. 基于计算机视觉的滚珠螺母形位误差检测[J]. 农业机械学报, 2007, 38(8): 159~163. He Qiuwei, Wang Longshan, Liu Qingmin, et al. Measurement on shape and position error of ball nut based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(8): 159~163. (in Chinese)
- 2 于忠党, 王龙山, 陈向伟. 基于支持向量回归的零件直线边缘亚像素图像检测[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2006, 36(3): 371~375. Yu Zhongdang, Wang Longshan, Chen Xiangwei. Mechanical part linear edge sub-pixel image detection based on support vector regression[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2006, 36(3): 371~375. (in Chinese)
- 3 Burge C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 121~167.
- 4 Vapnik, V. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE Neural Networks, 1999, 10(5): 988~999.
- 5 Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293~300.
- 6 Suykens J A K, Vandewalle J, De Moor B. Optimal control by least squares support vector machines[J]. Neural Networks, 2001, 14(1): 105~113.
- 7 Peng Daiqiang, Liu Jian, Tian Jinwen, et al. Transformation model estimation of image registration via least square support vector machines[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(12): 1397~1404.
- 8 Gao J B, Harris C J, Gunn S R. On a class of support vector kernels based on frames in function Hilbert spaces[J]. Neural Computation, 2001, 13(9): 1975~1994.
- 9 贾云得. 机器视觉[M]. 北京: 科学出版社, 2000: 48~81.