

文章编号 1004-924X(2007)04-0557-07

# 基于支持向量回归的小尺寸零件精密测量

贺秋伟<sup>1</sup>, 王龙山<sup>1</sup>, 刘庆民<sup>2</sup>, 李国发<sup>1</sup>

(1. 吉林大学 机械科学与工程学院, 吉林 长春 130022;

2. 杭州电子工业大学, 浙江 杭州 310018)

**摘要:**为提高小尺寸零件测量精度和速度,提出了基于支持向量回归(SVR)的小尺寸零件精密测量方法。系统以齿形链板为研究对象,对其主要参数进行测量。系统采用透射照明方式,使用A102FCCD数字摄像头采集齿形链板的图像,经过IEEE1394数字接口卡传输到计算机。对含有噪声的原始数字图像实施中值滤波降噪、二值化,轮廓提取及图像旋转等处理,使图像转变成易于检测的单像素宽边缘信息。然后根据齿形链板长度与宽度比例确定待检测区域,以待检测区域内的边缘轮廓上的各像素点构成对应线段的训练集,进行支持向量回归,获得具有亚像素表示的各检测线段的回归函数,并据此对齿形链板的主要参数进行测量。最后,对测量误差进行了分析。测量结果满足零件的公差要求,测量精度可达 $2\mu\text{m}$ 。理论分析及实验结果表明,该方法测量速度快,测量精度高,同时对图像平面内旋转、尺度变化、噪声等具有较强的鲁棒性。

**关键词:**图像处理;精密测量;CCD;支持向量回归(SVR);齿形链板

**中图分类号:**TP274.5, TG806 **文献标识码:**A

## Precision measurement for small size parts based on support vector regression

HE Qiu-wei<sup>1</sup>, WANG Long-shan<sup>1</sup>, LIU Qing-min<sup>2</sup>, LI Guo-fa<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical Science and Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China;

2. Hangzhou Electron University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** In order to improve measurement precision and measurement speed of small size parts, a new kind of precision measurement method based on Support Vector Regression(SVR) for micro size parts was put forward. Taking the tooth shape chain board as the study object, its main parameters were measured. Using a transillumination in this system, the digital image of tooth shape chain board was collected by A102FCCD device, and was input into computer by IEEE1394 digital card. Then, the original gray level image was processed by reducing noise with median filtering, creating a binary image with threshold method, extracting contour and rotating the image. The image rotation can be realized using Hough transform to detect the longest line. After the image processing, the original gray level image with noise was changed into edge information with single-pixel width. Based on the theory parameter calculation of the tooth shape chain and SVR principle, the detected regions were determined according to the proportions of the length and width of tooth shape chain board. By pixel points on edges in the detected regions, the training set of corresponding line section was made up for

收稿日期:2006-12-22;修订日期:2007-02-18.

基金项目:吉林省科技发展计划项目(No. 20040534)

the support vector regression to obtain the regression function of every detected line section, which is the expression of the sub-pixel, and then the main parameters of the tooth shape chain board were measured. Finally, the measurement error was analyzed. The measurement results meet tolerance requirement of the part. The measurement precision can reach  $2\ \mu\text{m}$ . Theory analysis and experimental results show that the proposed method significantly reduces the effect of the discreteness of CCD and the system noise on the measurement precision, and is characterized by high speed and high precision. At the same time, this method is very robust to image in plane rotation, scale variation and noise.

**Key words:** image processing; precision measurement; CCD; Support Vector Regression (SVR); tooth shape chain board

## 1 引言

目前工业领域中对微小尺寸零件的测量精度及速度等要求越来越高,传统测量方法难以或无法达到测量要求。随着计算机图像处理技术的发展,以 CCD 为图像传感器,利用计算机图像处理技术对零件几何参数进行非接触测量的方法得到了越来越广泛的应用。但由于 CCD 性能、镜头畸变、量化误差、噪声、测量算法等影响<sup>[1]</sup>,使得测量结果存在一定误差,降低了零件参数的测量精度。因此,利用图像处理技术进行各种精密测量时,如何提高测量精度是一项很有意义的工作。提高 CCD 分辨率、采用放大倍数较高的光学成像系统、适当的标定技术及软件算法都可提高系统测量精度。考虑到系统成本和可测量面积,本文采用一种机器学习方法-支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 方法对零件参数进行精密测量。

支持向量机<sup>[2-4]</sup> (Support Vector Machine, SVM) 是基于统计学习理论的一种新的通用机器学习方法,是继模式识别和神经网络之后机器学习领域的研究热点。该方法通过建立一套较好的有限样本下机器学习的理论框架和通用方法,克服了神经网络等其他机器学习方法存在的一些问题,不存在局部极小值和维数灾问题,泛化能力强。在解决小样本、非线性及高维函数拟合问题中表现出许多特有的优点。其核心思想就是学习机器要与有限的样本相适应。支持向量机在非线性的建模、图像识别与分类等方面得到了越来越多的应用<sup>[5,6]</sup>。

本文以齿形链链板为研究对象,以面阵 CCD 作为图像传感器,利用图像处理技术,以回归型支

持向量机为主要算法对零件主要参数进行测量,论述了从图像采集、处理到通过支持向量回归拟合函数,从而进行参数测量的一系列过程。

## 2 系统结构及工作原理

测量系统由光学照明系统、CCD 摄像机、图像采集卡、计算机及相应的软件组成,具体结构如图 1 所示。其工作原理为:照明系统发出的平行光线使被测零件产生阴影轮廓,经透镜系统放大后成像于 CCD 面阵上。CCD 将图像信号变为电荷信号,通过数字接口卡存入计算机内存,然后由软件对所采集到的图像进行处理并计算出零件参数。因被测物体属扁平零件,为了取得良好的照明效果,并适当提高被测图像的对比度,从而提高图像处理中边缘提取的精度,本系统采用透射照明,这样有利于提取被测物体的有效轮廓,提高图像测量的精度。

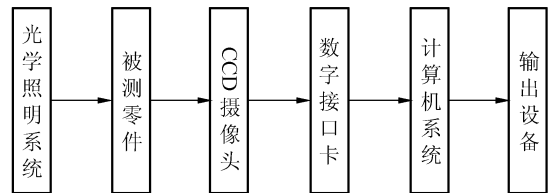


图 1 测量系统结构

Fig. 1 Measurement system structure

## 3 图像处理

### 3.1 图像采集及预处理

本测量系统使用德国 Basler 公司生产的 A102FCCD 数字摄像头采集数字图像,通过

IEEE1394 数字接口卡将采集到的数字图像传输到计算机内存。图 2(a)为 CCD 采集的齿形链板的原始灰度图像。

在图像采集过程中,由于成像条件、光照不均匀、光电转换过程中的噪声、A/D 转换带来误差等因素的影响,会在图像中引入一定的噪声,使图像变得模糊,难以辨别图像边缘及捕捉图像特征。因此,必须对采集到的图像进行平滑处理,以降低噪声的影响。对图像进行平滑处理的方法有很多种<sup>[7]</sup>。本系统采集的图像,物体和背景的亮度各自均匀且单一,它们的对比度很大,无其它线条及难以区分的细节,采用中值滤波可以达到很好的效果。

### 3.2 阈值法及轮廓提取

降噪后的图像包括物体和背景,为了将物体分离出来,首先需要对图像进行分割,图像分割方法有多种<sup>[7,8]</sup>。在齿形链板图像中,只有一个目标与背景,而且目标与背景的灰度分布都比较均匀,故采用阈值法进行二值化处理。

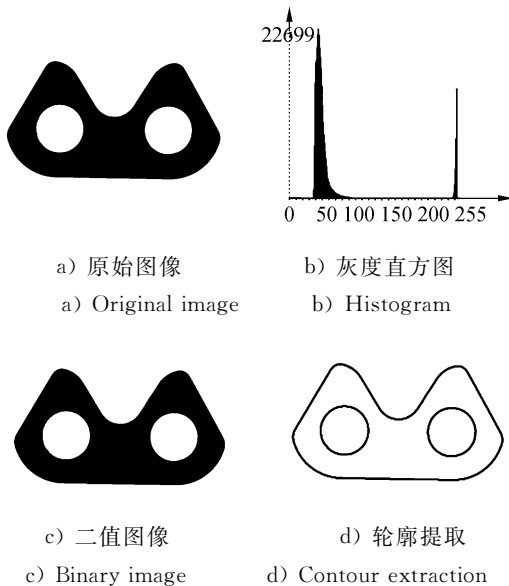


图2 原始图像及图像处理

Fig.2 Original image and image processing

图 2(b)为灰度直方图,由此容易确定阈值,这里取阈值  $T=140$ 。图 2(c)为二值图像。将图 2(c)进行轮廓提取,并对其轮廓跟踪获得完整的边缘轮廓,如图 2(d)所示。

### 3.3 图像旋转

采集图像时,零件的位置与方向是任意的,这给自动检测带来了困难。解决方法是将采集到的

每一幅任一方向的数字图像旋转至水平位置,即使其最长的直线边缘处于水平位置且在最下方,如图 2(d)所示。首先对提取的图像轮廓进行 Hough 变换,求出最长直线的斜率,由斜率确定该直线的倾斜角度,然后将其旋转至水平位置。旋转至水平位置后可能出现水平直线在最下方和最上方两种情况,需进一步进行处理,可对水平直线上方 50 个 pixel 进行水平扫描,如扫描线上有许多像素黑点,说明水平直线在最下方,为预期的旋转位置,如图 2(d)所示,否则将图像旋转  $180^\circ$ ,达到图 2(d)所示的位置。依据图 2(d)提取的轮廓,利用支持向量回归方法即可实现对零件参数的测量。

## 4 基于支持向量回归的参数测量

### 4.1 支持向量回归原理

设给定训练集

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$$

式中:  $x_i \in R^d, y_i \in R, i = 1, 2, \dots, n$ 。假定训练集是按  $R^d \times R$  上的某个概率分布  $P(x, y)$  选取的独立分布的样本点,又设给定损失函数  $c(x, y, f)$ , 试寻求一个函数  $f(x)$ , 使得期望风险

$$R(f) = \int c(x, y, f) dP(x, y)$$

达到极小。

这里选择损失函数为  $\epsilon$ -不敏感损失函数<sup>[6]</sup>:

$$c(x, y, f(x)) = |y - f(x)|_\epsilon = \max\{0, |y - f(x)| - \epsilon\}$$

它意味着不惩罚偏差小于  $\epsilon$  的误差项,取经验风险

$$R_{\text{emp}}(f) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c(x_i, y_i, f) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i)|_\epsilon$$

来估计期望风险。

回归问题就是要找出一个函数  $f(x)$ , 使之通过样本训练后,对样本以外的  $x$ , 通过  $f(x)$  找出对应的  $y$  值。

对于线性回归问题,回归的目标就是求下列线性函数:

$$y = f(x) = (w \cdot x) + b$$

使目标函数  $Q(w)$  最小:

$$Q(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + CR_{\text{cmp}}(f) =$$

$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i)|_e$$

式中:  $\omega \in R^d$ ;  $b \in R$ ;  $(\omega \cdot x)$  为  $\omega$  与  $x$  的内积, 且满足结构风险最小化原理。  $C > 0$ , 为惩罚因子, 实现在函数  $f(x)$  的复杂程度和样本拟合精度之间的折中。考虑到允许拟合误差, 引入松弛因子  $\xi_i \geq 0$  和  $\xi_i^* \geq 0$ , 回归问题等价于求解下面的带约束的优化问题<sup>[9,10]</sup>:

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$$

$$\text{s. t. } y_i - (\omega \cdot x_i) + b \leq \epsilon + \xi_i$$

$$(\omega \cdot x_i) - y_i + b \leq \epsilon + \xi_i^*, \quad (1)$$

这是一个凸的二次规划问题, 采用 Lagrange 优化方法可以得到其对偶问题, 式(1)的对偶形式如下:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (a_i^* - a_i)(a_j^* - a_j)(x_i \cdot x_j) +$$

$$\epsilon \sum_{i=1}^n (a_i^* + a_i) - \sum_{i=1}^n y_i (a_i^* - a_i), \quad (2)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^n (a_i^* - a_i) = 0, 0 \leq a_i, a_i^* \leq C, i=1, 2, \dots, n$$

求解出上式, 得到最优解  $a_i, a_i^*$ , 后就得到回归函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i^* - a_i)(x_i \cdot x) + b, \quad (3)$$

其中参数  $b$  利用 KKT 条件可以求得:

$$b = y_j - \sum (a_i^* - a_i)(x_i \cdot x_j) + \epsilon,$$

$$j \in \{m \mid 0 < a_m < C\}$$

式中, 只有少部分的  $a_i^* - a_i$  不为 0, 它们对应的样本为支持向量。

对于非线性问题, 用核函数  $K(x_i, x_j)$  来代替内积运算, 实现由低维空间到高维空间的映射, 从而使低维空间的非线性问题转化为高维空间的线性问题。引入核函数后, 优化目标函数式(2)变为如下形式:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (a_i^* - a_i)(a_j^* - a_j)K(x_i, x_j) +$$

$$\epsilon \sum_{i=1}^n (a_i^* + a_i) - \sum_{i=1}^n y_i (a_i^* - a_i), \quad (4)$$

而相应的回归函数式(3)也变为:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (a_i^* - a_i)K(x_i, \mathbf{x}) + b, \quad (5)$$

核函数  $K(x_i, x)$  是满足 Mercer 条件<sup>[9]</sup>的任意对称函数。

由上面的分析可知, 支持向量机中的支持向量是通过解一个凸二次优化问题获得的, 它保证找到的解是全局最优解。

## 4.2 齿形链板参数的理论计算

齿形链是链传动的重要分支, 它传动平稳、无噪声、速度及精度较高, 承受冲击性能好, 工作可靠。但其较滚子链结构复杂、价格较高, 制造、安装及测量较难。传统的多点接触测量不能保证较高的测量精度。链板的孔径、两直边的夹角、节距是其重要的尺寸, 它们决定链条的质量, 准确、快速地检测它们是非常必要的。

图 3 为链板设计图, 被测尺寸包括圆销孔径  $D$ 、两直边夹角及节距  $P$ 。夹角可由两侧直线方程求得。节距  $P$  可由两孔中心坐标求得。

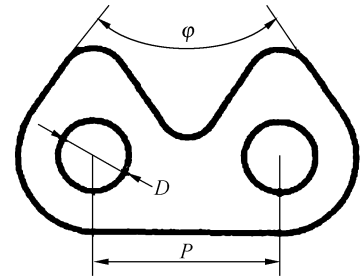


图 3 链板图形

Fig. 3 Tooth shape chain board

## 4.3 训练点采集及支持向量回归检测

图像经预处理、二值化、轮廓提取后得到单像素的边缘轮廓, 在边缘轮廓的基础上, 首先要确定待测区域, 从而采集各线段拟合所需的训练点。具体方法可根据标准链板长度与宽度, 相对于链板标准方向的边缘位置按一定比例确定出两个孔、两侧边直线段所在的各个矩形, 这些矩形就是待测区域, 即训练点采集区域, 如图 4 所示。据此以矩形内的直线段上的各像素点构成对应直线段的训练集, 以矩形内的圆形轮廓上的各像素点构成对应圆的训练集。

在获得两直边及两圆的训练集后, 根据各训练数据对支持向量回归机进行分别训练, 获得链板两侧直线和两圆的回归函数。图 5 为根据各回归函数检测到的直线和圆。

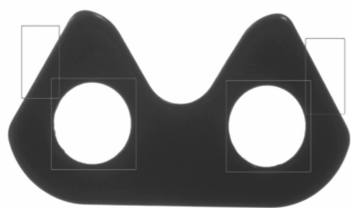


图4 训练点采集区域

Fig.4 Regions of training points collection

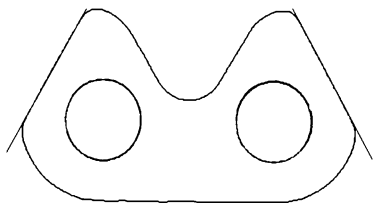


图5 支持向量回归结果

Fig.5 Result of support vector regression

项式核函数:  $K(x_i, x) = (x_i \cdot x)^2$ 。以回归型 SMO(Sequential Minimal Optimization)算法对  $\epsilon$  支持向量回归机( $\epsilon$ -SVR)进行训练<sup>[11-13]</sup>, SMO 的分解算法将二次规划问题分解成尽可能小的一系列二次规划子问题,使得该子问题可以直接解析求解而避免用数值方法,从而节约了计算的时间。

图像处理轮廓上获取的坐标是离散的像素点,为了从目标图像像素个数计算实际尺寸,要对系统进行标定。通过对标准量块的测量试验确立物像之间的尺寸比例关系。即在图像测量系统的工作距离确定之后,先对已知尺寸为  $W$  的标准量块成像,对标准量块进行采集图像,然后按上述图像处理方法和基于支持向量回归的方法得到量块的像素个数  $N$ ,由此得到每个像素对应的标定系数  $k = W/N$ 。它表示一个像素所对应的实际尺寸。当将被测物体置于该位置,即可得到被测物体的实际尺寸。实验中使用长度为 10 mm 的标准量块在视场内不同方位对系统进行标定,求其均值得到标定系数  $k = 10/817.564 = 0.0122$  mm。测量数据见表 1。

由于测量次数不多,按  $t$  分布处理数据,误差分布系数  $k_i = 2.62$ 。测量结果如下(保留三位小数):

孔径  $R_1 = (2.569 \pm 0.001)$  mm  
 $R_2 = (2.569 \pm 0.001)$  mm  
 节距  $P = (6.301 \pm 0.002)$  mm  
 夹角  $\varphi = (60.343 \pm 0.078)^\circ$

## 5 实验与误差分析

### 5.1 实验

本系统以圆销式齿形链为例,对一技术要求为孔径  $R = (2.57 \pm 0.01)$  mm,节距  $P = 6.35_{-0.06}^{+0.04}$  mm,两直边夹角  $\varphi = 60_{-0.5}^{+0.5}$  ( $^\circ$ )的齿形链板进行了测量。实验中设置 SVR 的参数值为:  $\epsilon = 0.01, C=1$ ,核函数  $K(x_i, x)$ 采用 2 阶齐次多

表1 测量结果

Tab.1 Measurement results

序号	孔径 $R_1$ /mm	孔径 $R_2$ /mm	节距 $P$ /mm	夹角 $\varphi$ / $^\circ$
1	2.568	2.568	6.299	60.267
2	2.567	2.567	6.298	60.308
3	2.571	2.570	6.301	60.452
4	2.569	2.569	6.301	60.296
5	2.570	2.571	6.303	60.413
6	2.569	2.570	6.302	60.324

测量结果表明,各被测参数满足零件公差要求。

### 5.2 误差分析

引起测量系统误差的因素主要有光学系统误差、A/D 量化误差、噪声、软件算法误差、标定误差。

成像系统的几何畸变误差是典型的系统误差,它是多种误差的组合,是影响光学测量精度的因素之一。由于本系统使用了高质量镜头,畸变很小,即使在图像外侧,误差也不大。另外,系统在标定过程中,可通过对标准量块在摄像机视场

内不同方位进行多次采集图像进行标定,然后求其均值作为最终的标定系数,这样既可消除镜头畸变引起的误差又可去掉标定过程引入的随机误差。因此,本系统的测量误差主要来源于 CCD 分辨率引起的误差、A/D 量化误差、噪声和软件算法误差。

本系统采用的 CCD 的像素为  $1\,392\text{ pixel} \times 1\,040\text{ pixel}$ ,成像面积为  $8.978\text{ mm} \times 6.708\text{ mm}$ ,每个像素长、宽为  $6.45\text{ }\mu\text{m}$ 。链板尺寸小于  $13\text{ mm} \times 8\text{ mm}$ ,成像后占据  $1\,312\text{ pixel} \times 980\text{ pixel}$ ,故由 CCD 分辨率引起的误差为  $13/1\,312=10\text{ }\mu\text{m}$ 。软件算法误差主要来自于边缘轮廓提取时阈值的选取,且提取的轮廓边缘的定位精度为整像素,本文通过支持向量回归方法使边缘定位为  $0.1\text{ pixel}$  的亚像素精度定位,减少了量化误差、噪声对测量结果的影响。因此,考虑边缘定位为  $0.1\text{ pixel}$  的亚像素定位时,测量误差为  $1\text{ }\mu\text{m}$ ,考虑到其他影响因素不大的误差,测量

系统误差不超过  $2\text{ }\mu\text{m}$ 。该分析结果与实测结果相吻合。因此,提高系统分辨率、有效利用相关滤波减弱或抑制各种噪声、采用合适的边缘提取方法及合理设置 SVR 参数均可提高测量精度。

## 6 结 论

本文以面阵 CCD 作为图像传感器,结合图像测量技术,以回归型支持向量机为主要算法对齿形链板进行了精密测量。实验表明,该方法收敛速度快,支持向量回归获得的决策函数是一个光滑函数,是对所求函数的最佳逼近,可获得所求线段的亚像素表示,同时也证实了该方法对图像平面内旋转、尺度变化、噪声等具有较强的鲁棒性。测量结果满足被测零件公差要求,线尺寸测量误差小于  $2\text{ }\mu\text{m}$ ,角度测量误差小于  $0.1^\circ$ 。该测量方法特别适合一些小尺寸、薄壁件、易碎件等不能用接触法进行测量的工件。

## 参考文献:

- [1] 吴晓波,安文斗,杨钢. 图像测量系统中的误差分析及提高测量精度的途径[J]. 光学 精密工程,1997,5(1):133-141.  
WU X B, AN W D, YANG G. Error analysis and approaches of improving measuring precision in image measuring system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 1997, 5(1): 133-141. (in Chinese)
- [2] STEVE G. Support vector machines classification and regression[C]. *ISIS Technical Report. Image Speech & Intelligent Systems Group, University of Southampton*, 1998.
- [3] BURGE C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. *Data Min. Knowl. Disc.*, 1998, 2:121-167.
- [4] BOSER B E, GUYON I M, VAPNIK V N. A training algorithm for optimal margin classifiers[C]. *5<sup>th</sup> Annual ACM Workshop on COLT. Pittsburgh, PA; CM Press*, 1992:144-152.
- [5] 赵吉文,刘永斌,苏亚辉,等. 新型直线电机支持向量机非线性建模研究[J]. 光学 精密工程,2006,14(3):450-455.  
ZHAO J W, LIU Y B, SU Y H, et al.. Research on SVM model of a novel cylinder linear motor[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(3): 450-455. (in Chinese)
- [6] 李粉兰,徐可欣. 一种应用于人脸正面图像的眼睛自动定位算法[J]. 光学 精密工程,2006,14(2):320-326.  
LI F L, XU K X. A algorithm applied in frontal-view face images for automatically localizing eyes[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(2): 320-326. (in Chinese)
- [7] 贾云得. 机器视觉[M]. 北京:科学出版社,2000.  
JIA Y D. *Machine Vision*[M]. Beijing: Science Press, 2000. (in Chinese)
- [8] 高春甫,邹敏. 粗糙表面精度测量系统的研究[J]. 光学 精密工程,2005,13(6):697-702.  
GAO CH F, WU M. Study of measurement system for rough surface accuracy[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2005, 13(6): 697-702. (in Chinese)
- [9] VAPNIK V N. *The nature of statistical learning theory*[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.

- [10] CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR I. *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods*[M]. Cambridge;Cambridge University Press, 2000.
- [11] PLATT I. Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization[C]. *Advances in Kernel Methods-Support Vector Learning*, MA;MIT Press,1998: 185-208.
- [12] SMOLA A,SCHOLKOPF B. A tutorial on support vector regression[J]. *Stat. Comput.*,2004,14:199-222.
- [13] SHEVADE S,KEERTHI S. Improvements to the SMO algorithm for SVM regression[J]. *IEEE Trans. Neural Networks*,2000,11(5):1183-1188.

作者简介:贺秋伟(1972—),女,汉族,吉林长春人,现在吉林大学攻读博士学位,主要从事图像处理、机器视觉等方面的研究。E-mail: hqw1972@sohu.com

(本栏目编辑 李树军)