

## SVM 的光栅成像光谱仪图像畸变校准方法

韩 军<sup>1</sup>, 常 波<sup>1</sup>, 路邵军<sup>1</sup>, 吴玲玲<sup>1</sup>, 占春连<sup>2</sup>

(1. 西安工业大学 光电工程学院, 陕西 西安 710032; 2. 西安应用光学研究所, 陕西 西安 710065)

**摘 要:** 成像光谱仪是一种“图谱合一”的光学遥感仪器。光栅成像光谱仪在获取数据立方体时, 由于色散元件本身光谱展开的非线性, 导致获取的条带像出现畸变, 致使采样频率与拼接方式合理匹配时, 获取的图像依然会出现畸变。利用边缘到中心灰度值渐变原理和遗传算法, 更准确的提取畸变特征点, 选择合适的参数, 建立支持向量机回归数学模型, 对畸变图像进行校正。与其常规畸变校正方法相比, 该方法能够有效的兼顾全局校正法中存在的局部误差, 提高校正精度。实验验证校正检验误差可以控制在 $\pm 0.5$ 个像素之内。

**关键词:** 光栅成像光谱仪; 图像畸变校正; 遗传算法; 支持向量机

**中图分类号:** TH741 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)09-3099-06

## Image distortion calibration of imaging spectrometer with grating by SVM

Han Jun<sup>1</sup>, Chang Bo<sup>1</sup>, Lu Shaojun<sup>1</sup>, Wu Lingling<sup>1</sup>, Zhan Chunlian<sup>2</sup>

(1. School of Optoelectronic Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710032, China;

2. Xi'an Institute of Applied Optics, Xi'an 710065, China)

**Abstract:** Imaging spectrometer was a kind of optical remote sensing instruments which combined image with spectrum. Grating imaging spectrometer can acquire data cube. When the sampling frequency and splicing was reasonable, because of the nonlinear about dispersive elements making spectral expansion, lead to the distortion of strip image, as well as the distortion of spliced image. The distortion feature points were extracted more accurate by using the gray gradient from the edge to the center and genetic algorithm. By choosing appropriate parameters, we established the support vector machine regression mathematical model to correct the distortion. Compared with the conventional distortion correction method. This method was able to balance effectively the error from the global and the local and improve the accuracy of correction. The calibration of error can be controlled within  $\pm 0.5$  pixels by experimental verification.

**Key words:** grating imaging spectrometer; image distortion calibration; genetic algorithm; support vector machine

收稿日期: 2014-01-05; 修订日期: 2014-02-10

基金项目: 国防科工局(J092010A002); 西安市科技计划项目(CXY12188(2))

作者简介: 常波(1987-), 男, 硕士生, 主要从事色散成像光谱仪等方面的研究。Email: diudiulucky123@126.com

导师简介: 韩军(1966-), 男, 教授, 博士, 主要从事空间光学方面的研究。Email: hanjun513@126.com

## 0 引言

20 世纪 80 年代开始,光栅型成像光谱仪以其技术成熟、性能稳定并且能够获取目标物的高光谱图像被广泛应用<sup>[1]</sup>。由于色散型成像光谱仪获取的图像存在畸变,要避免图像畸变对结果产生的不利影响,必须对畸变进行分析和校正。产生图像畸变的主要原因:一是由于色散元件光谱展开的非线性等导致的条带像弯曲引起;另一是采样频率与拼接方法的不匹配造成<sup>[2]</sup>。对于由采样频率和拼接的不合理引起的畸变,前人已经做了大量研究。而对于条带像的畸变导致拼接后的图像失真,通常是建立精确的数学模型进行校正,如多项式模型,但是运算速度和处理精度都不能满足某些特殊要求。鉴于支持向量机在回归分析、函数估计以及曲线拟合方面的成功应用,同时它在不需要精确的数学模型条件下,可以保证很高的处理精度。所以,文中利用支持向量机的方法对由于条带像的弯曲导致的图像畸变进行校正,即在保证采样频率和拼接方式合理匹配时获取高精度图像信息。

## 1 支持向量机介绍

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是由 AT&T 贝尔实验室的 V-apnik 及其研究小组 1995 年在统计学习理论 (Statistical Learning Theory, SLT) 的基础上提出的一类新型的机器学习方法。

支持向量机的产生最初为了解决小样本的模式分类问题,后来 V-apnik 等人又对其进行了研究,将其分类思想推广到回归分析。与分类思想相似,在回归分析中同样使用 Lagrange 乘子,最终转化为 Wolfe 对偶优化问题,求出最优解。在实际问题中,出现的回归分析主要以非线性回归为主,支持向量机在解决非线性回归中的手段主要是:把低维空间的非线性问题转化到高维特征空间,使其线性化,然后利用支持向量机线性回归理论,进行拟合分析。在向高维特征空间转化过程中,只需要对  $x$  做一个非线性变换  $x \rightarrow \varphi(x)$ 。在求解最优值的过程中,由于非线性变换函数  $\varphi(x)$  一般为未知量,且特征空间的维数很高(甚至无穷),最优解很难确定。为了解决这一问题,引入了核函数的概念(核函数的选择,理论

上必须满足 mercer 条件)。巧妙地绕过了非线性函数  $\varphi(x)$  的计算。利用核函数可以直接在输入空间进行变换,得到拟合函数<sup>[3]</sup>。拟合函数形式为:

$$f(x) = \omega K(\varphi(x_i) \cdot \varphi(x)) + b \quad (1)$$

可以看出,核函数在函数拟合过程中起关键控制作用,决定了拟合函数的训练能力和泛化能力<sup>[4]</sup>。在畸变校正领域,核函数的选择决定了全局校正或局部校正能力。常用的核函数有:

(1) 多项式核函数:  $k(x, x_i) = (x \cdot x_i + 1)^d$ ,  $d$  为自由度;

(2) 高斯径向基核函数:  $k(x, x_i) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_i\|^2}{2p^2}\right\}$ ,

$p$  为形状参数;

(3) Sigmoid 核函数:  $k(x, x_i) = S[v(x \cdot x_i) + c]$ 。

## 2 色散成像光谱仪获得图像特征点的提取

利用推扫式色散型成像光谱仪拍摄如图 1(a) 所示的目标物,仪器光谱范围:400~900 nm,光谱分辨率为 5nm,入射口径为 100 mm,信噪比为 400:1,均匀性为 0.6%。利用卓立汉光 RSA200 电控转台进行模拟推扫,目标物距离为 2m。在采样频率和拼接方式匹配合理时获取如图 1(b) 所示的目标物的像,其中,可发现存在一定程度的畸变。这种畸变主要是由于色散元件本身的色散原理导致的条带像畸变,最终导致拼接后整幅图像的失真,这种畸变与采样和拼接方式无关。

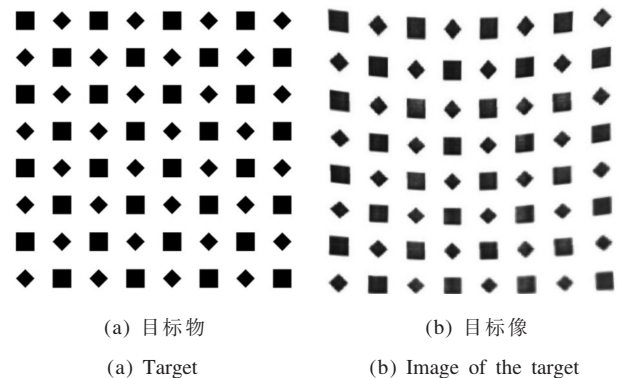


图 1 目标物像图

Fig.1 Picture of object and image

### 2.1 畸变分析与特征点提取

#### 2.1.1 灰度值分析

在畸变校正过程中,要获得高精度的校正结果必须保证:(1) 畸变坐标点的提取精度;(2) 理想坐标点的获取精度;(3) 校正模型的合理性。文中利用渐变斜坡加遗传算法的方法来提取畸变特征点(需要提取的点已用白点标出),得到了更接近目标物真实

情况的结果。渐变斜坡是指:在获取目标像时,其边缘到内部的灰度值不是突变,而是表现为如图 2 所示的渐变特性<sup>[5]</sup>,图(a)、(b)为目标物局部像,图(c)为理想成像边缘,图(d)为实际成像边缘。

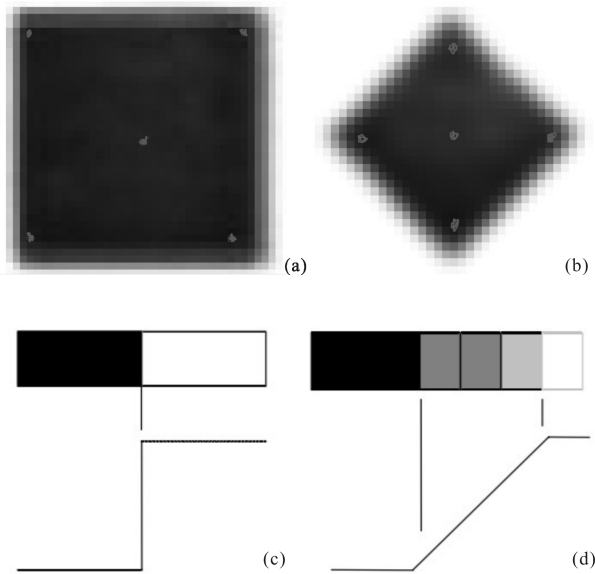


图 2 图像边缘灰度变化特性

Fig.2 Variable character of grey level of image edge

利用渐变斜坡的方法,获取理想灰度值的数学模型如图 3 所示。

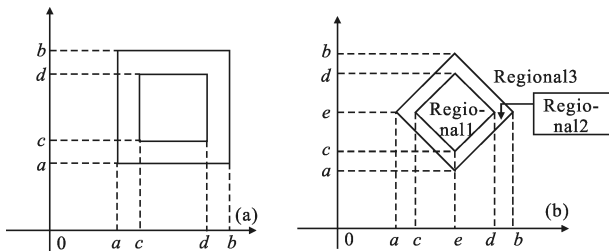


图 3 灰度值提取数学模型

Fig.3 Mathematical model of gray extraction

$$p(x,y)= \begin{cases} p_{\max} & c \leq x \leq d, c \leq y \leq d \text{ 或者, 区域 1} \\ p_{\min} + \frac{p_{\max} - p_{\min}}{(c-a)}(c-x)(b-y) & a \leq x \leq c \text{ 或 } d \leq x \leq b, a \leq y \leq b \\ p_{\min} + \frac{p_{\max} - p_{\min}}{(c-a)\sqrt{2}}(c-x)(b-y) & \text{区域 2} \\ p_{\min} & x \leq a \text{ 或 } x \geq b, y \leq a \text{ 或 } y \geq b, \text{ 或者区域 3} \end{cases} \quad (2)$$

根据上述数学模型计算中心灰度值时,利用渐变斜坡可以得到更精确的灰度值。经过分析,影响图像质量的主要噪声为高斯噪声,笔者可以把获得的

理想灰度值融入高斯噪声,即可得到和实际相符合的图像灰度信息。

### 2.1.2 遗传算法对畸变特征点提取

利用遗传算法进行畸变特征点提取时,斜坡矩形模型的参数,通过优化处理,可得到斜坡矩形中矩形的角点坐标和矩形中心点的坐标。

基于斜坡矩形模型的角点坐标和中心点坐标提取算法流程图如图 4 所示。

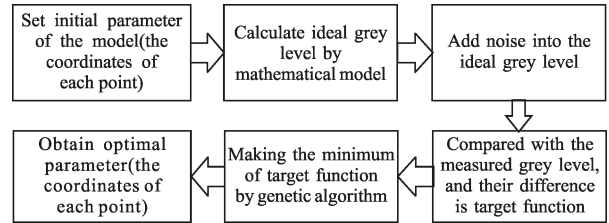


图 4 遗传算法畸变特征点提取流程图

Fig.4 Flow chart of distortion feature point extraction with genetic algorithm

经过分析,目标函数值越小,利用此模型和噪声模型计算得到的像素灰度值越接近实际灰度值,因此优化得到的参数越接近实际参数,即斜坡矩形模型的角点和中心点坐标越精确。对目标物上的小矩形进行表编号,从左到右,从上到下一次为 1,2,3……利用遗传算法对获得的图像进行畸变特征点提取,最后得到的畸变特征点坐标如表 1 所示。

表 1 提取的畸变坐标点

Tab.1 Distortion coordinates of extraction

Rectangle	Angular and central coordinates
1	(32.458, 450.486)(39.675, 451.069)
	(35.524, 447.049)
	(31.896, 442.669)(40.846, 443.895)
	(60.547, 445.598)(64.546, 450.921)
2	(64.695, 446.869)
	(68.921, 444.869)(64.942, 440.547)
	(88.356, 450.694)(96.487, 450.897)
	(92.521, 445.987)
3	(87.968, 442.362)(95.867, 443.698)
	:
	(204.687, 222.541)(212.487, 222.178)
	(208.678, 226.841)
62	(204.978, 230.487)(212.874, 221.987)
	(232.412, 226.148)(236.978, 222.789)
	(236.487, 226.149)
	(241..324, 226.045)(236.148, 230.164)
63	(262.148, 222.123)(268.479, 221.976)
	(265.549, 225.997)
	(261.987, 230.610)(268.988, 231.066)
64	

畸变坐标提取出来后,要对图像进行校正就必须有理想坐标点。理想坐标点的获取有两种方法:(1)直接使用原始物体的物理坐标,经坐标变换,使其与畸变点在同一坐标系下。(2)通过畸变坐标点和几何关系获得理想坐标点。第一种方法在变换后要进行灰度插值,引入人为误差比较大,影响图像处理精度。文中使用第二种方法,第二种方法的流程图如图 5 所示。

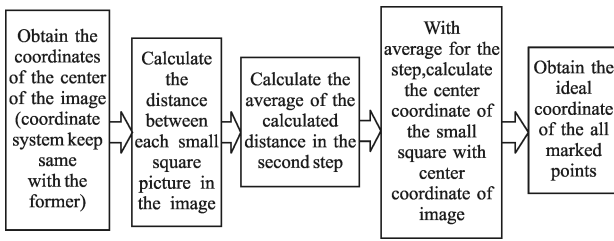


图 5 理想坐标点获取流程图  
Fig.5 Flow chart of obtained ideal coordinate

### 3 支持向量回归机的畸变校正模型的选择与建立

图像畸变的校正的核心思想是,建立图像特征点的畸变坐标和特征点理想坐标之间对应的函数关系,从而把畸变坐标以某一精度通过函数模型,拟合到理想坐标位置。多项式核函数多用于全局拟合,对整个训练参数的整体拟合效果很好,但局部效果不是很理想。拟合精度上,随着多项式次数的增加而精度递增,但运算量也随之加大;高斯径向基核函数只是在被测样本点很小邻域内拟合精度比较高,在远离被测样本点处,拟合误差比较大,单个的核函数不能完全涵盖被测样本点的分布特性<sup>[6]</sup>。因此文中采用多项式与高斯径向基的线型组合,建立混合核函数,这样就可以调和全局与局部的矛盾,兼顾全局特性与局部特性。

混合核函数为:

$$k_{\text{mix}} = mk_{\text{poly}} + (1-m)k_{\text{rbf}} \quad (3)$$

式中:  $k_{\text{poly}}(x, x_i) = (x \cdot x_i + 1)^d$ ;  $k_{\text{rbf}}(x, x_i) = \exp\left\{-\frac{\|x-x_i\|^2}{2p^2}\right\}$ ;

$m$  为多项式核与高斯径向基核在混合核函数中的比例,  $m \in (0, 1)$ 。通过调整  $m$  的值可以很好的调整二者之间的比例,从而保证全局与局部之间的合理拟合校正关系。

建立畸变校正数学模型如下:

$$F(x) = \omega^* k_{\text{mix}} + b \quad (4)$$

式中:  $k_{\text{mix}} = mk_{\text{poly}} + (1-m)k_{\text{rbf}}$ ;  $k_{\text{poly}}(x, x_i) = (x \cdot x_i + 1)^d$ ;  $k_{\text{rbf}}(x, x_i) =$

$$\exp\left\{-\frac{\|x-x_i\|^2}{2p^2}\right\}$$

$m \in (0, 1)$ , 校正模型以精度  $\varepsilon$  拟合, 考虑允许拟合误差下, 引入松弛因子  $\xi_i^* \geq 0, \xi_i \geq 0$ , 得到条件函数如下:

$$\begin{cases} F_i(x) - (\omega^* k_{\text{mix}} - b) \leq \varepsilon + \xi_i \\ \omega^* k_{\text{mix}} + b - F_i(x) \leq \varepsilon + \xi_i^* \quad i=1, 2, \dots, k \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (5)$$

在以上约束条件下, 构造 Lagrange 最小化函数:

$$R(\omega, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^k (\xi_i + \xi_i^*) \quad (6)$$

结合训练样本, 利用 Lagrange 乘子, 转化为 Wolfe 对偶优化问题, 最后可以解出参数  $\omega$ , 则

$$\omega = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i = \sum_{i \in S\nu} (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i \quad (7)$$

式中:  $\alpha_i^*$  为 Lagrange 乘子  $\alpha_i^* \in (0, C)$ ,  $x_i$  为训练样本向量。常数  $C > 0$ , 控制对超出误差  $\varepsilon$  的样本的惩罚程度, 即  $C$  值得大小决定了模型的泛化能力<sup>[7]</sup>。如果  $C$  无穷大, 则所有的约束条件都满足, 这样意味着所有训练样本都被准确的拟合, 但这样得到的拟合函数泛化性差, 算法复杂度高。因此对  $C$  值的选取要结合实际应用, 在满足拟合精度的情况下, 取尽可能小的值来获得泛化性好的拟合函数。

### 4 利用支持向量机混合核函数进行畸变校正

使用前面建立的数学模型对提取的畸变特征点进行校正。该实验总共提取样本点(角点和中心点)为 320 个, 等间隔选取 100 个点作为训练样本点, 总样本点作为测试样本点。选择不同的参数, 利用混合核函数支持向量机对训练样本点进行处理。通过反复调整混合核函数的参数和先前分析, 得到训练样本点误差最小的拟合参数。图 6 为训练样本点的误差变化。

图中可以看出, 训练样本点的校正误差保持在  $-0.14 \sim 0.14$  个像素变化。此时得到的混合核函数的参数为:  $C=90, \varepsilon=0.14, d=1, p=15, m=0.8$ 。

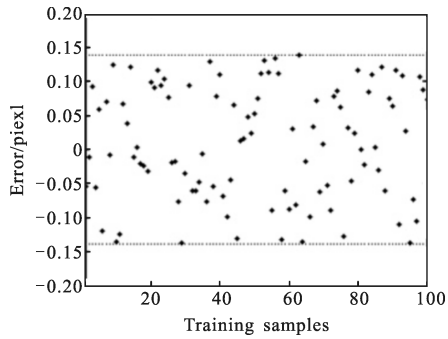
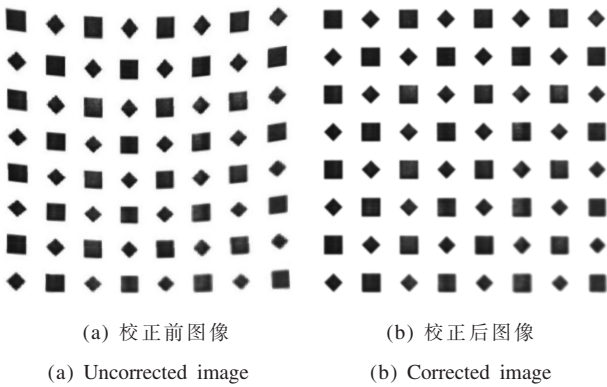


图 6 训练样本点误差变化

Fig.6 Error variation of the training samples

利用上述训练样本得到的参数，对整幅图像进行畸变校正，即对所有样本点进行泛化。校正前后结果如图 7 所示。

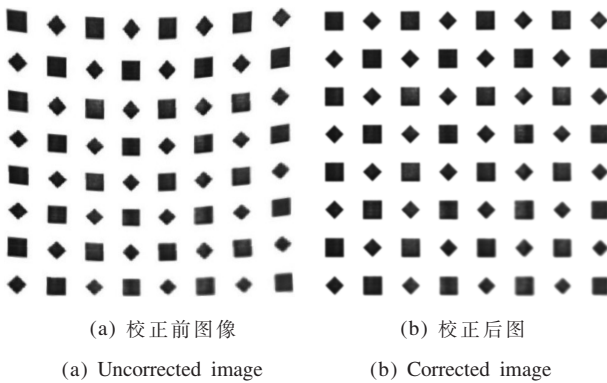


(a) 校正前图像 (b) 校正后图像  
(a) Uncorrected image (b) Corrected image

图 7 图像校正前后对比图

Fig.7 Correlation picture of before and after

利用前文提取的特征点，建立 3 次多项式校正模型，校正前后结果如图 8 所示。



(a) 校正前图像 (b) 校正后图  
(a) Uncorrected image (b) Corrected image

图 8 图像校正前后对比图

Fig.8 Correlation picture of before and after

为了对校正结果进行定性分析，建立校正模型的误差评价函数见下文。

平均误差<sup>[8]</sup>：

$$RMSE = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\hat{f}(x_i) - f(x_i)]^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

最大误差：

$$MAXE = \max |\hat{f}(x_i) - f(x_i)| \quad (9)$$

其中  $i=1, 2, \dots, n$

利用误差评价函数，对比支持向量机模型与多项式模型图像校正的误差变化范围，如图 9~10 所示。

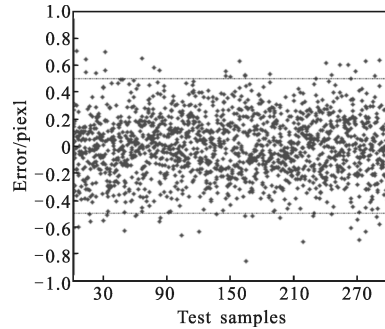


图 9 支持向量机模型校正后误差变化

Fig.9 Error variation by the correction of SVM model

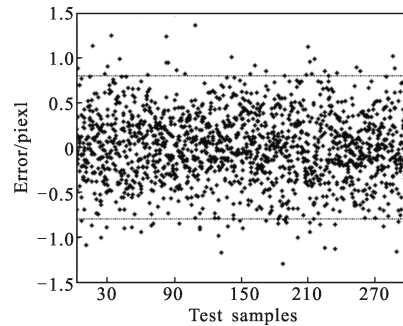


图 10 多项式模型校正后误差变化

Fig.10 Error variation by the correction of polynomial model

从图中可以看出，支持向量机模型的校正最大误差在 0.8 个像素内；而多项式模型的最大校正误差为 1.4 个像素。同时，支持向量机模型校正后，置信度为 98% 时可以保证精度在 ±0.5 个像素内。而相同的置信度，多项式模型校正后精度在 ±0.9 个像素内。另外，在 32 位 Win7 系统中使用 Matlab7.1，支持向量机算法模型校正时间为 0.021 s，多项式模型校正时间为 0.023 s。可见在算法运行时间上，二者差别不大，但从校正精度分析支持向量机模型可以获得更高的校正精度。

### 5 结 论

文中通过利用从边缘到中心灰度值渐变的思

想,建立数学模型,结合遗传算法对成像光谱仪拼接后图像畸变特征点进行准确提取,提高了特征点的提取精度。同时利用混合核函数支持向量机模型对图像进行畸变校正。保证了色散成像光谱仪在图像拼接方式合理时,把图像畸变校正到要求的精度范围内。实验证明,通过对训练样本的误差分析,可以得到最优化的模型校正参数,从而保证整体的校正精度在 $\pm 0.5$ 像素内。文中提出的方法可以很好的校正色散成像光谱仪的图像畸变。

#### 参考文献:

- [1] Xu Hong, Wang Xiangjun. Applications of multispectral/hyperspectral imaging technologies in military [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2007, 2(1): 13-15. (in Chinese)  
许洪, 王向军. 多光谱、超光谱成像技术在军事上的应用 [J]. 红外与激光工程, 2007, 2(1): 13-15.
- [2] Fang Yu, Xiang Libin, Yuan Yan, et al. Design of the airborne prism dispersive imaging spectrometer system based on offner relay configuration [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 3(3): 841-842. (in Chinese)  
方煜, 相里斌, 袁艳, 等. 基于 Offner 中继结构的机载棱镜色散成像光谱仪系统设计 [J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 3(3): 841-842.
- [3] Vladimir N, Vapnik V. An overview of statistical learning theory [J]. *IEEE Transaction on Neural Networks*, 1999, 10(5): 988-999.
- [4] Vapnik V. Estimation of Dependencies Based on Empirical Data [M]. USA: Springer New York, 1981.
- [5] Yuan Huize. Study on X-ray image dirtortion correction of sub-pixels accuracy[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2009. (in Chinese)  
袁泽慧. 亚像素精度 X 射线图像畸变校正研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.
- [6] Zhao Chunhui, Chen Wanhai, Guo Chunyan. Research and analysis of methods for multiclass support vector machines [J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2007, 2(2): 11-17. (in Chinese)  
赵春晖, 陈万海, 郭春燕. 多类支持向量机方法的研究现状与分析 [J]. 智能系统学报, 2007, 2(2): 11-17.
- [7] Li Haisheng. Algorithm and application research of support vector machine regression [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2005. (in Chinese)  
李海生. 支持向量机回归算法的研究与应用 [D]. 广州: 华南理工大学, 2005.
- [8] Vapnik V, Chapelle O. Bounds on error expectation for support vector machines [J]. *Neural Computation*, 2000, 12(9): 2013-2036.