

文章编号: 0258-7025(2010)03-0800-04

惯性约束聚变实验靶姿态的检测技术

刘国栋 吴慧兰* 胡涛 浦昭邦

(哈尔滨工业大学自动化测试与控制系, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要 针对常用的回归算法由于回归模型不够稀疏而导致的在线检测速度慢的问题, 提出基于相关向量机 (RVM) 回归的惯性约束聚变 (ICF) 实验靶姿态初步估计。实验中, 利用主成分分析法 (PCA) 提取 ICF 实验靶图像的代数特征作为 RVM 的输入样本特征, 解决了镜头景深小引起的图像模糊问题。与常用的几种回归算法如支持向量机回归 (SVR), K-最近邻法 (KNN) 及最小均方算法 (LMS) 进行了实验对比, 结果表明, RVM 与 SVR 算法测试误差方差最小, 准确率最高, 并且几种算法中 RVM 所用检测时间最短, 更适合在线检测。

关键词 惯性约束聚变实验靶; 相关向量机; 姿态估计; 回归

中图分类号 TP391; TL632+.1 文献标识码 A doi: 10.3788/CJL20103703.0800

Inertial Confinement Fusion Experiment Target Gesture Estimation Technology

Liu Guodong Wu Huilan Hu Tao Pu Zhaobang

(Department of Automatic Measurement and Control, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract In order to deal with the problem of the slow on-line testing speed which is caused by the traditional regression model that is not sparse enough, a method based on the relevance vector machine (RVM) regression is proposed in the inertial confinement fusion (ICF) experiment target gesture estimation. In the experiment, the algebra features extracted by the principal component analysis (PCA) is used as the sample features of the RVM, which can deal with the blur problem caused by the small depth of field. A comparison between the commonly used regression algorithms such as support vector regression (SVR), K-nearest neighbor (KNN) and least mean square (LMS) has been done in this paper, the result shows that the testing error square of the RVM and SVM are the smallest, and the testing accuracy of them are the highest also. The testing time of the RVM is the lowest in the several algorithms, which shows that the RVM is more suitable for on-line testing.

Key words inertial confinement fusion experiment target; relevance vector machine; gesture estimation; regression

1 引言

在惯性约束聚变 (ICF)^[1] 实验中, 靶位置和姿态的检测是打靶的关键环节。由于靶的形式多种多样, 需要研究普适性强的靶姿态检测方法, 以适应 ICF 实验的复杂性, 提高靶的引导效率。

ICF 实验靶的姿态检测除了要解决一般意义上的姿态检测问题外, 还存在如下特点: 1) 在线检测, 对检测的速度要求较高; 2) 实验靶的图像通过显微

镜头获得, 显微镜头景深较小, 超出景深的部分成像模糊; 3) 检测装置空间的大小限制了照明光源的大小, 造成像面内照明不均。

图像的模糊和照明不均使得常规的如基于形状的几何法^[2] 和基于纹理的模板匹配法应用在 ICF 实验靶姿态检测上难以达到理想的效果。基于回归的方法如支持向量机回归 (SVR)^[3,4], K-最近邻法 (KNN)^[5] 及最小均方算法 (LMS)^[6] 等由于回归模

收稿日期: 2009-04-25; 收到修改稿日期: 2009-07-03

基金项目: 中国博士后基金 (20060400820) 资助课题。

作者简介: 刘国栋 (1974—), 男, 博士, 教授, 主要从事精密仪器与光电测试技术方面的研究。E-mail: lgd@hit.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: whl3003@163.com

型不够稀疏,需要的时间较长,不能满足在线处理要求。

本文提出利用相关向量机(RVM)回归算法建立稀疏回归模型,描述 ICF 实验靶整体代数特征与其姿态角之间的对应关系,通过关系函数预测未知姿态。

2 RVM 回归算法简介

RVM 是 2001 年 Tipping^[7]提出的一种基于稀疏贝叶斯框架的学习机,主要应用于分类和回归两方面的问题中,其中回归算法在人的头部姿态检测和物体跟踪等领域得到成功应用^[8,9]。

对于回归问题,给定训练样本集 $\{x_i, t_i\}_{i=1}^M$; $x_i \in R^d, t_i \in R$, 广义线性回归模型为

$$t = y(x, \omega) + \varepsilon, \quad (1)$$

式中 $t = (t_1, t_2, \dots, t_M)^T, \omega = (\omega_0, \omega_1 \dots \omega_M)^T$, 可以用来描述输入向量 \mathbf{X} 和目标 t 的映射关系。RVM 的模型输出

$$y(x, \omega) = \sum_{i=1}^M \omega_i \cdot k(x, x_i) + \omega_0 \quad (2)$$

为若干非线性核函数 $k(x, x_i)$ 的线性加权和,其中 $\{\omega_i\}$ 为权重。假设目标 t 为独立同分布,噪声 ε_i 服从均值为 0 方差为 σ^2 的高斯分布,则训练样本的似然函数为^[7]

$$p(t | \omega, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{M}{2}} \exp\left(-\frac{\|t - \Phi\omega\|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (3)$$

式中 Φ 为大小为 $M \times (M+1)$ 的决策矩阵

$$\begin{aligned} \Phi &= [\varphi(x_1), \dots, \varphi(x_M)]^T, \\ \varphi(x_i) &= [1, \dots, k(x_i, x_M)]^T. \end{aligned} \quad (4)$$

如果不对权值做约束,直接对(1)式进行极大似然估计求解 ω 和 σ^2 将导致过学习。为此,RVM 引入贝叶斯概率论,对每个权值定义了高斯先验概率分布 $\omega_i \sim N(0, \alpha^{-1})$, α 是决定权值 ω 先验分布的超参数。根据贝叶斯规则, ω 的后验分布为

$$\begin{aligned} p(\omega | t, \alpha, \sigma^2) &= (2\pi)^{-\frac{M+1}{2}} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}} \times \\ &\exp\left[-\frac{1}{2}(\omega - \mu)^T \Sigma^{-1} (\omega - \mu)\right]. \end{aligned} \quad (5)$$

它的方差和均值分别是 $\Sigma = (\Phi^T \mathbf{B} \Phi + \mathbf{A})^{-1}$ 和 $\mu = \Sigma \Phi^T \mathbf{B} t$, 其中 $\mathbf{A} = \text{diag}(\alpha_0, \alpha_1 \dots \alpha_M), \mathbf{B} = \sigma^{-2} \mathbf{I}_M$ 。 $\alpha = [\alpha_0, \alpha_1 \dots \alpha_M]$ 是超参数向量, \mathbf{I}_M 为单位矩阵。权值 ω 的估计值由后验分布的均值给出,同时它也是权值的最大后验(MAP)估计。权值的 MAP 估计取决于超参数 α 和噪声方差 σ^2 , 它们的估计值 $\hat{\alpha}$ 和 $\hat{\sigma}^2$ 可以通过最大化边缘似然分布

$$\begin{aligned} p(t | \alpha, \sigma^2) &= (2\pi)^{-\frac{M}{2}} |\mathbf{B}^{-1} + \Phi \mathbf{A}^{-1} \Phi^T|^{-1/2} \times \\ &\exp\left[-\frac{1}{2} t^T (\mathbf{B}^{-1} + \Phi \mathbf{A}^{-1} \Phi^T)^{-1} t\right] \end{aligned} \quad (6)$$

求解得到。

后验分布反映出权值最优值的不确定性,可以表示模型预测的不确定性。若给定输入值 x_3 , 相应输出的概率分布服从高斯分布的形式,即 $p(t_3 | x_3, \hat{\alpha}, \hat{\sigma}^2) = N(y_3, \sigma_3^2)$, 其中预测均值和方差(不确定性)分别为

$$y_3 = \mu^T \Phi(x_3), \sigma_3^2 = \hat{\sigma}^2 + \Phi^T(x_3) \Sigma \Phi(x_3). \quad (7)$$

3 ICF 实验靶姿态检测

ICF 实验靶的姿态检测分两步完成,首先在大范围内初步估计实验靶的姿态,并将其调整到预定的小角度范围内,然后在小范围内通过几何方法精确定位。如图 1 所示,ICF 实验靶沿 y 轴和 z 轴的旋转会引起图像的反射变换,带来 3D 信息丢失,较难检测。实际上,ICF 实验靶绕 y 轴旋转角度范围较小,可以放在精确检测这一步来处理,只有沿 z 轴旋转的角度范围较大,为 $[-45^\circ, 45^\circ]$ 。小范围内通过几何量测量精确定位的方法较为成熟,在此不做讨论,重点研究沿 z 轴旋转的姿态角的初步估计。

在图 1 所示的姿态中,图像聚焦在实验靶前面的柱腔部分,后面的靶杆部分出现模糊,另外整个像面照明不均匀,使得提取完整可靠的几何特征或者纹理特征成为难点。因此,基于形状的几何法或基于纹理的模板匹配法在 ICF 实验靶姿态检测上难以达到理想的效果。

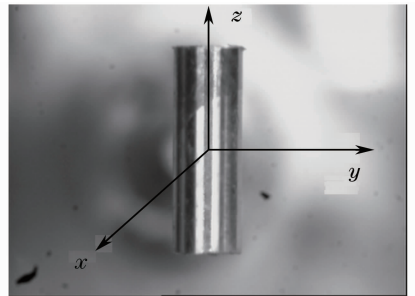


图 1 ICF 实验靶三维坐标定义

Fig. 1 Three dimensional coordinates definition of the ICF experiment target

在利用 RVM 回归算法建立稀疏回归模型前要提取可靠的图像特征作为 RVM 回归函数的学习样本。在前面的叙述中可知几何特征或纹理特征不能满足要求,因此选用对图像模糊不敏感的主成分分

析法(PCA)代数特征^[10,11]作为RVM回归函数的学习样本。此外,通过对图像的亮度归一化消除照明不均的影响,则可以同时解决图像模糊与光照不均两方面的问题。

基于RVM回归的实验靶的姿态估计流程可以归结为如下几步:1)根据需要设置角度采集间隔 K° ;2)在实验靶姿态角变化范围内,每隔 K° 采集一幅图像;3)利用PCA方法提取所采集图像的代数特征;4)利用RVM回归算法训练RVM姿态角估计函数。这里图像的代数特征是RVM函数的一个输入样本,即(1)式中的 x ,与之对应的角度是RVM函数的目标,即(1)式中的 t ;5)将新的图像特征 x_{new} 输入训练得到的RVM回归函数,估计其姿态角 t_{new} 。

实验测试时由步进电机带动ICF实验靶旋转。在本部分实验中,由于 $[-45^\circ, 0]$ 与 $[0, 45^\circ]$ 图像呈现对称性,因此仅由步进电机带动ICF实验靶在 $[0, 45^\circ]$ 范围内进行采样。步进电机步距 1.8° ,采用四细分电路对其发送驱动脉冲。训练样本从 0° 开始每5个脉冲采样一次,即每转过 2.25° 采样一次,共采集21幅图像;测试样本从 3.6° 开始,每5个脉冲采样一次,共采集19个样本。如果姿态估计值与

真实值误差绝对值在 2.0° 范围以内,则认为估计值是准确的,即 $|t_{\text{estimate}} - t_{\text{truth}}| < 2.0^\circ$ 。

表1给出了本文算法与常用的回归算法SVR, KNN和LMS在姿态估计准确率、测试效率、稀疏度(支持向量数量,这里将参与回归函数拟合的训练样本统称为支持向量)及估计误差方差几个方面的对比,可以看出虽然RVM,SVR准确率都在89%以上,但RVM算法的误差方差是最小的,其支持向量数量也是最少的,即RVM算法是最稀疏的,因此RVM算法所用时间是最短的,KNN与LMS方法在准确度与效率方面都稍差。图2给出了几种方法的估计误差曲线,可以看出,利用回归算法估计ICF实验靶姿态,除个别视角估计误差较大外,大部分误差都在精确调节范围内,对于误差较大的角度可以通过连续转动、多次测量来调整。几种方法中,虽然SVR误差曲线与RVM误差曲线同样平坦,在准确率、误差方差方面性能也相近,但RVM算法支持向量数量比SVR算法支持向量数量少,因此节约了24%的测试时间,是几种算法中所用时间最短的,并且随着训练样本的增多,在测试效率方面的优势越明显^[12]。

表1 几种回归算法的实物ICF实验靶图像姿态估计对比

Table 1 Comparison between several regression algorithms on real ICF target images gesture estimation

| Parameters | Basic function | RVM | SVR | KNN | LMS |
|----------------------|--------------------|-------|----------|-------|-------|
| | Bandwidth σ | rbf | rbf | rbf | rbf |
| | Others | 1950 | 1750 | 1750 | 1950 |
| | | --- | $C=1000$ | $k=2$ | --- |
| Accuracy rate / % | | 89.47 | 89.47 | 63.16 | 84.21 |
| Variance | | 1.51 | 2.24 | 11.36 | 2.05 |
| Support vector | | 15 | 17 | 21 | 21 |
| Estimating time / ms | | 28 | 37 | 68 | 41 |

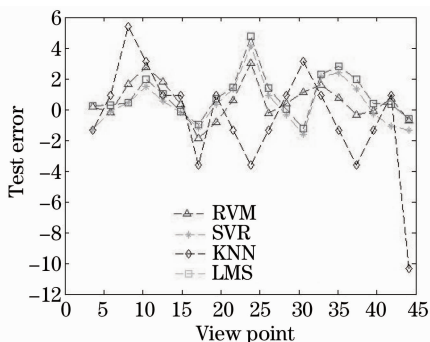


图2 实物ICF实验靶图像姿态估计误差曲线

Fig. 2 Gesture estimation error curve of real ICF target images

4 结 论

利用RVM回归算法建立描述了ICF实验靶

PCA代数特征与其姿态角之间对应关系的稀疏回归模型,完成了ICF实验靶初步姿态估计。克服了由ICF实验靶图像采集系统的景深、照明限制引起的图像局部模糊、照明不均等问题。在实验上与常规的回归算法SVR,KNN及LMS做了对比,结果表明,RVM回归算法姿态估计不但误差小,而且所需时间最短,更适用于在线检测,是最佳的ICF实验靶在线姿态估计算法。

参 考 文 献

- 1 Wang Gch. A brief review of the progress of laser inertial confinement fusion in recent years[J]. *China National Nuclear Corporation*, 1997, 17(3): 266~269
 - 2 Yi Hengyu, Hu Xiaoyang, Zhang Kai et al.. Simplified recognition of 3D axes-symmetric object[J]. *Chinese J. Lasers*, 2005, 32(4): 466~470
- 易亨瑜,胡晓阳,张凯等. 三维轴对称目标的简化识别[J]. 中

- 国激光, 2005, **32**(4): 466~470
- 3 C. Cortes, V. VaPhik. Support vector networks[J]. *Machine Learning*, 1995, (20): 273~295
- 4 Jianfeng Sun, Qi Li, Wei Lu *et al.*. Image recognition of laser radar using linear SVM correlation filter[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2007, **5**(9): 549~551
- 5 T. M. Cover, P. E. Hart. Nearest neighbor pattern classification[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1967, **13**(3): 21~27
- 6 Peter J. Rousseeuw. Least median of squares regression[J]. *J. American Statistical Association*, 1984, **79**(388): 871~880
- 7 Michael E. Tipping. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. *J. Machine Learning Research*, 2001, **1**(3): 211~244
- 8 Yong Ma, Yoshinori Konishi, Koichi Kinoshita *et al.*. Sparse Bayesian regression for head pose estimation [C]. *The 18th International Conference on Pattern Recognition*, 2006
- 9 T. Arasanathan, N. Ramanan, Björn Stenger *et al.*. Pose estimation and tracking using multivariate regression[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, **29**(9): 1302~1310
- 10 M. Turk, A. Pentland. Face recognition using eigenfaces[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994, 586~591
- 11 Feng Shaotong, Bao Yi, Nie Shuoping *et al.*. Three-dimensional object recognition under out-of-plane rotation based on multiple feature spaces[J]. *Chinese J. Lasers*, 2007, **34**(7): 952~956
- 冯少彤, 鲍毅, 聂守平等. 基于多特征空间的三维目标离面旋转识别[J]. *中国激光*, 2007, **34**(7): 952~956
- 12 Begüm Demir, Sarp Ertürk. Hyperspectral image classification using relevance vector machines [J]. *IEEE Geosciences and Remote Sensing Letters*, 2007, (4): 586~590