

## 滑动窗口核岭回归运动目标轨迹预测算法

赵 菲, 卢焕章, 张志勇

(国防科学技术大学 ATR 国防科技重点实验室, 湖南 长沙 410073)

**摘 要:** 针对序列图像中非线性运动目标轨迹的预测问题, 文中提出了一种滑动窗口核岭回归运动目标轨迹预测算法。文章推导了完整的核岭回归算法, 并得出了高斯核函数的条件下滑动窗口核岭回归算法的递推形式。算法的实现基于滑动窗口的方式, 在每帧图像中以最近几帧中的目标轨迹位置为输入, 使用核岭回归算法对下一帧轨迹位置, 进行预测。实验结果表明, 该算法能够较好的预测非线性的目标运动轨迹, 预测误差较小, 且算法结构简单, 具有较强的实用性。

**关键词:** 核岭回归; 滑动窗口; 轨迹预测; 非线性

**中图分类号:** TN911.73    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1007-2276(2013)03-0829-07

## Sliding window kernel ridge regression trajectory predicting algorithm

Zhao Fei, Lu Huanzhang, Zhang Zhiyong

(National Key Laboratory of Automatic Target Recognition (ATR), National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** Due to the requirement for prediction of nonlinear target trajectory in image sequences, a sliding window kernel ridge regression(KRR) target trajectory predicting algorithm was proposed. The full KRR which posses the bias item was deduced first, and then the iterative form of sliding window KRR algorithm was also derived in this paper. The algorithm was carried out in a sliding way, and the trajectory information in latest frames was used to predict the position in the next frame, which was achieved by using the KRR. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm can predict the nonlinear trajectories accurately, and the prediction error is small. The structure of the proposed algorithm is simple and practicable in engineering application.

**Key words:** kernel ridge regression; sliding window; trajectory prediction; nonlinear

收稿日期: 2012-07-23; 修订日期: 2012-08-29

基金项目: 国家“863”重大项目; 武器装备预研基金项目

作者简介: 赵菲(1983-), 男, 博士生, 主要研究方向为实时系统、红外图像处理技术。Email: f\_z2010@126.com

导师简介: 卢焕章(1963-), 男, 教授, 主要研究方向为实时系统与专用集成电路技术。Email: luhuanzhang@nudt.edu.cn

## 0 引言

基于序列图像检测运动目标的轨迹检测是自动目标识别武器系统的关键技术之一。一般来说,为进行目标运动轨迹的检测,首先需从原始单帧图像中提取出潜在的目标,然后通过目标轨迹的检测寻找到在时域上具有运动连续性的目标。其中,轨迹检测主要包括轨迹预测和数据关联两部分。当目标的运动轨迹可以用线性动态系统方程进行描述时,经典的 KALMAN 滤波<sup>[1]</sup>可以给出最小均方误差准则下的最优估计;当目标的运动轨迹使用非线性动态系统方程进行描述时,扩展 KALMAN 滤波(EKF)<sup>[1]</sup>粒子滤波(PF)<sup>[2]</sup>等可以进行较好的预测和滤波。这类方法可归结为基于目标模型的预测-滤波方法,算法的实现需要知道目标在成像平面上的运动模型和目标的观测模型,在成像目标跟踪应用中,目标模型参数不一定可知,因此实际使用往往受限。参考文献[3-4]使用基于最小二乘预测的方法进行目标轨迹的预测。这种方法假设目标在成像平面上的运动是时间的线性函数,利用最近几帧目标的位置基于最小二乘的准则来预测轨迹在下一帧中的位置。当目标距离很远且成像帧频较高时,该方法能获得较好的效果,但当目标的距离较近或成像采样频率较低时,目标运动轨迹会呈现一定的非线性,使用线性模型进行最小二乘轨迹预测会存在较大误差。

近年来,基于核的方法<sup>[5-10]</sup>广泛应用于非线性分类和回归等问题。其思想是将非线性函数的输入经映射函数映射到高维特征空间后,转化成线性函数,从而可以采用对线性函数的处理方式完成分类或回归等。利用 Kernel trick 可以在不知道  $\varphi()$  和原始非线性函数的情况下完成求解。参考文献[10]推导了具有增益系数的核岭回归的算法形式,为在高维核空间求解非线性回归问题提供了思路。

基于核方法能够将非线性问题转化为线性问题的这一特点,可以将目标的非线性运动轨迹预测问题转换为核空间的线性预测问题,进而很好的解决轨迹预测问题。根据这一思想,文中提出一种滑动窗口核岭回归运动目标轨迹预测算法。文章首先推导

了具有偏移系数的完整核岭回归算法,并在高斯核函数的条件下推导了算法的递推形式。算法以滑动窗口的方式预测目标的运动轨迹,在每帧图像中以最近几帧中的目标轨迹位置为输入,使用核岭回归算法对下一帧轨迹位置进行预测。实验结果表明,文中提出的算法能够较好的预测非线性的目标运动轨迹,预测误差较小。

## 1 算法原理

### 1.1 滑动窗口核岭回归算法

文中假设目标运动轨迹可用动态系统方程描述,即目标的当前位置与目标最近  $D$  帧( $D \geq 1$ )位置有关,即:

$$\begin{cases} X_t = f_x(X_{t-D}, \dots, X_{t-1}) \\ Y_t = f_y(Y_{t-D}, \dots, Y_{t-1}) \end{cases} \quad D \geq 1 \quad (1)$$

当动态系统方程(线性或非线性)的参数已知时,可以使用 KALMAN 滤波或 PF 等进行预测并得到较好的结果。但当参数未知时,使得对于  $t+1$  时刻的轨迹位置预测变得困难。文中借鉴基于核的思想,首先将系统方程的输入映射到高维特征空间中,将非线性的动态系统方程转变为线性,然后利用核岭回归方法在高维空间中对线性方程的参数进行估计,最后使用估计的参数预测下一帧估计的位置。为方便叙述,以  $X$  方向为例,并令公式(1)中第  $t$  帧的输入为  $\vec{X}_t = [X_{t-D}, \dots, X_{t-1}]$ 。

设  $\varphi()$  将  $\vec{X}_t$  从维映射到高维(甚至可以是无穷维)特征空间  $F$  为  $\varphi(\vec{X}_t) = [\varphi_1(\vec{X}_t), \varphi_2(\vec{X}_t), \dots]^T$ , 高维特征空间  $F$  是一个由核函数所张成的再生希尔伯特核空间(RHKS),在该空间中内积可以转变为核函数的计算,即:

$$\langle \varphi(\vec{X}_1), \varphi(\vec{X}_2) \rangle = \kappa(\vec{X}_1, \vec{X}_2) \quad (2)$$

一般常用的核函数有高斯核函数  $\kappa(\vec{X}_1, \vec{X}_2) = \exp(-\|\vec{X}_1 - \vec{X}_2\|^2 / (2\sigma^2))$ , 多项式核函数  $\kappa(\vec{X}_1, \vec{X}_2) = (1 + \vec{X}_1 \vec{X}_2)^d$  等(其中  $\sigma$  和  $d$  为相应的参数)。在高维特征空间中  $X_t = f_x(\vec{X}_t)$  将转化为线性函数,即  $X_t = w^T \varphi(\vec{X}_t) + b$ , 其中  $w$ 、 $b$  为相应的增益和偏移系数。假设最近  $N$  帧的输入分别映射为  $\varphi = [\varphi(\vec{X}_{t-N+1})^T, \dots, \varphi(\vec{X}_{t-1})^T, \varphi(\vec{X}_t)^T]^T$ ,

根据  $\mathbf{X}=[\mathbf{X}_{t-N+1}, \dots, \mathbf{X}_{t-1}, \mathbf{X}_t]^T$  对系数进行岭回归估计得到  $\hat{\mathbf{w}}, \hat{\mathbf{b}}$ 。令  $\mathbf{e}_k = \mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{w}}^T \varphi(\vec{\mathbf{X}}_k) - \hat{\mathbf{b}}$ , 根据岭回归估计原理, 设置代价函数  $J$  为:

$$J = \lambda \|\hat{\mathbf{w}}\|^2 + \sum_{k=t-N+1}^t \mathbf{e}_k^2 \quad (3)$$

由于估计目标是在  $\mathbf{e}_t = \mathbf{X}_t - \hat{\mathbf{w}}^T \varphi(\vec{\mathbf{X}}_t) - \hat{\mathbf{b}}$  的约束下令代价函数  $J$  达到最小, 因此对该估计问题引入拉格朗日约束项, 并加入乘数因子  $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_{t-N+1}, \dots, \alpha_{t-1}, \alpha_t]^T$ , 代价函数  $J$  最终可表示为:

$$J = \lambda \|\hat{\mathbf{w}}\|^2 + \sum_{k=t-N+1}^t \mathbf{e}_k^2 + \sum_{k=t-N+1}^t \alpha_k (\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{w}}^T \varphi(\vec{\mathbf{X}}_k) - \hat{\mathbf{b}} - \mathbf{e}_k) \quad (4)$$

对各参数求偏导, 有:

$$\begin{cases} \frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{w}}} = 2\lambda \hat{\mathbf{w}} - \sum_k \alpha_k \varphi(\mathbf{t}) = 0 \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{e}_k} = 2\mathbf{e}_k - \alpha_k = 0 \\ \frac{\partial J}{\partial \alpha_k} = \mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{w}}^T \varphi(\mathbf{t}) - \hat{\mathbf{b}} - \mathbf{e}_k = 0 \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}} = \sum_k \alpha_k = 0 \end{cases} \quad (5)$$

对公式(5)整理后, 可得:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{w}} = \frac{1}{2\lambda} \boldsymbol{\varphi}^T \boldsymbol{\alpha} \\ \mathbf{e} = \frac{1}{2} \boldsymbol{\alpha} \\ \mathbf{X} - \mathbf{X} \hat{\mathbf{w}} - \hat{\mathbf{b}} \mathbf{1} - \mathbf{e} \\ \mathbf{1}^T \boldsymbol{\alpha} = 0 \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{e} = [\mathbf{e}_{t-N+1}, \dots, \mathbf{e}_{t-1}, \mathbf{e}_t]$ ,  $\mathbf{1}$  为  $N \times 1$  的单位向量。首先消掉公式(6)中的  $\hat{\mathbf{w}}$  和  $\hat{\mathbf{e}}$ , 可得:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{b}} = \frac{\mathbf{1}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{X}}{\mathbf{1}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{1}} \\ \hat{\mathbf{w}} = \boldsymbol{\varphi}^T \mathbf{A}^{-1} (\mathbf{X} - \hat{\mathbf{b}} \mathbf{1}) \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{A} = (\boldsymbol{\varphi} \boldsymbol{\varphi}^T + \lambda \mathbf{I})$ ,  $\mathbf{I}$  为  $N \times N$  的单位矩阵。根据公式(2)有:

$$\boldsymbol{\varphi} \boldsymbol{\varphi}^T = \mathbf{K} = \begin{bmatrix} \kappa(\vec{\mathbf{X}}_{t-N+1}, \vec{\mathbf{X}}_{t-N+1}) & \kappa(\vec{\mathbf{X}}_{t-N+1}, \vec{\mathbf{X}}_{t-N+2}) & \dots \\ \kappa(\vec{\mathbf{X}}_{t-N+2}, \vec{\mathbf{X}}_{t-N+1}) & \ddots & \\ \dots & & \kappa(\vec{\mathbf{X}}_t, \vec{\mathbf{X}}_t) \end{bmatrix} \quad (8)$$

根据第  $t$  帧中估计出的  $\hat{\mathbf{w}}, \hat{\mathbf{b}}$ , 可以对第  $t+1$  帧中

的轨迹位置进行预测, 其预测值为:

$$\vec{\mathbf{X}}_{t+1} = \boldsymbol{\varphi}(\vec{\mathbf{X}}_{t+1})^T \hat{\mathbf{w}} + \hat{\mathbf{b}} = \mathbf{C}^T \mathbf{A}^{-1} (\mathbf{X} - \hat{\mathbf{b}} \mathbf{1}) + \hat{\mathbf{b}} \quad (9)$$

其中,

$$\mathbf{C} = [\kappa(\vec{\mathbf{X}}_{t-N+1}, \vec{\mathbf{X}}_{t+1}) \dots \kappa(\vec{\mathbf{X}}_t, \vec{\mathbf{X}}_{t+1})]^T \quad (10)$$

公式(9)给出了根据具有偏移系数的核岭回归算法推导出的轨迹预测公式, 可以看出对于第  $t+1$  帧中的轨迹位置的预测与矩阵  $\mathbf{C}$  成线性关系, 即第  $t+1$  帧中的轨迹位置的预测值是  $\mathbf{C}$  矩阵中各元素的线性组合。

### 1.2 滑动窗口核岭回归的递推

假设第  $t$  帧中的矩阵  $\mathbf{K}$  和向量  $\mathbf{C}$  为  $\mathbf{K}_t$  和  $\mathbf{C}_t$ , 分别如公式(8)、(10)所示, 从中可以看出, 矩阵  $\mathbf{K}$  是对称矩阵, 当选择的核函数为单位范数核函数(如高斯核函数)<sup>[8]</sup>时, 其对角线元素均为 1。根据矩阵  $\mathbf{K}$  的定义可知, 第  $t+1$  帧中矩阵  $\mathbf{K}$  为:

$$\mathbf{K}_{t+1} = \begin{bmatrix} \kappa(\vec{\mathbf{X}}_{t-N+2}, \vec{\mathbf{X}}_{t-N+2}) & \kappa(\vec{\mathbf{X}}_{t-N+2}, \vec{\mathbf{X}}_{t-N+3}) & \dots \\ \kappa(\vec{\mathbf{X}}_{t-N+3}, \vec{\mathbf{X}}_{t-N+2}) & \ddots & \\ \dots & & \kappa(\vec{\mathbf{X}}_{t+1}, \vec{\mathbf{X}}_{t+1}) \end{bmatrix} \quad (11)$$

对比公式(8)和(10)、(11)可以看出, 矩阵  $\mathbf{K}_{t+1}$  与  $\mathbf{K}_t$  第  $t$  帧中的向量  $\mathbf{C}_t$  的计算有重叠, 因此可以利用在第  $t$  帧中的矩阵  $\mathbf{K}_t$  递推的计算第  $t+1$  帧中的矩阵  $\mathbf{K}_{t+1}$ , 同时采用高斯核函数, 即  $\kappa(\vec{\mathbf{X}}_1, \vec{\mathbf{X}}_2) = \exp(-\|\vec{\mathbf{X}}_1 - \vec{\mathbf{X}}_2\|^2 / (2\sigma^2))$ , 因此有:

$$\begin{cases} \mathbf{K}_{t+1}([1:N-1], [1:N-1]) = \mathbf{K}_t([2:N], [2:N]) \\ \mathbf{K}_{t+1}(N, [1:N-1]) = \mathbf{C}_t(1:N-1) \\ \mathbf{K}_{t+1}(N, N) = 1 \end{cases} \quad (12)$$

从公式(12)可以看出, 在选择高斯核函数的情况下, 矩阵  $\mathbf{K}_{t+1}$  不需要重新计算, 只需要根据  $\mathbf{K}_t$  和  $\mathbf{C}_t$  就可完成更新。同时, 矩阵  $\mathbf{C}$  也可进行递推计算。

假设第  $t$  帧中向量  $\mathbf{C}_t$  的第  $i$  个元素为:

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_t(i) &= \exp\left(-\frac{\|\vec{\mathbf{X}}_{t+1} - \vec{\mathbf{X}}_{t-N+i}\|^2}{2\sigma^2}\right) = \\ & \exp\left(-\frac{\sum_{j=1}^D (\vec{\mathbf{X}}_{t-D+j} - \vec{\mathbf{X}}_{t-N-D+i+j-1})^2}{2\sigma^2}\right) \quad i \in [1, N] \end{aligned} \quad (13)$$

同理, 第  $t+1$  帧中的向量  $\mathbf{C}_{t+1}$  的第  $i$  个元素为:

$$C_{t+1}(i) = \exp\left(-\frac{\|\vec{X}_{t+2} - \vec{X}_{t-N+1}\|^2}{2\sigma^2}\right) = \exp\left(-\frac{\sum_{j=1}^D (X_{t-D+1+j} - X_{t-N-D+i+j})^2}{2\sigma^2}\right) \quad i \in [1, N] \quad (14)$$

对比公式(13)与公式(14)可以看出,  $C_{t+1}(i)$  与  $C_t(i)$  的计算仍然存在交集。因此有:

$$C_{t+1}(i) = \frac{C_t(i) \times \exp\left(-\frac{(X_{t+1} - X_{t-N+i})^2}{2\sigma^2}\right)}{\exp\left(-\frac{X_{t-D+1} - X_{t-N-D+i}}{2\sigma^2}\right)} \quad (15)$$

根据公式(12)和公式(15)可以完成矩阵  $K$  和向量  $C$  的递推, 再结合公式(9)就可以进行滑动窗口核岭回归目标运动轨迹预测。

## 2 实验结果及分析

文中通过仿真两组典型的非线性运动轨迹和一组实测红外图像序列中的目标轨迹对算法进行了验证。在实验中, 文中算法选取  $N=10, D=5, \lambda=0.01, \sigma=0.006$  进行轨迹预测。由于在预测起始时, 已有轨迹位置少, 因此在预测起始阶段适当减少了算法中的训练数据长度  $N$  和数据维数  $D$ , 具体值为:

$$(N, D) = \begin{cases} (1, t-2), & \text{if } t \leq 6 \\ (2, 4), & \text{if } 6 < t \leq 10 \\ (5, 5), & \text{if } 10 < t \leq 20 \\ (10, 10), & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

第一组仿真数据选取典型的非线性动态系统方程描述的运动目标轨迹, 如下式所示:

$$\begin{cases} X_t = 9 + (0.9 - 0.1 \exp(-X_{t-1}^2))X_{t-1} - (0.9 + 0.2 \exp(-X_{t-1}^2))X_{t-2} + 0.9 \sin(X_{t-1} \times \pi) + R_x \\ Y_t = 0.5 - Y_{t-1} + \frac{25Y_{t-1}}{1+Y_{t-1}^2} + 5 \cos(1.2(t-1)) + R_y \end{cases} \quad (17)$$

其中, 方向的起始值为  $(X_{t-2}, X_{t-1}) = (10, 10)$ ,  $Y$  方向的起始值为  $Y_{t-1} = 1$ ,  $R_x$  和  $R_y$  都是均值为 0, 标准差为 0.2 的高斯噪声, 仿真的目标轨迹为 200 帧。文中算法和最小二乘算法对该组运动目标轨迹的预测结果如图 1 所示。

第二组仿真数据选取非线性即时系统方程的描述的目标运动轨迹。假设运动目标在和方向做正弦

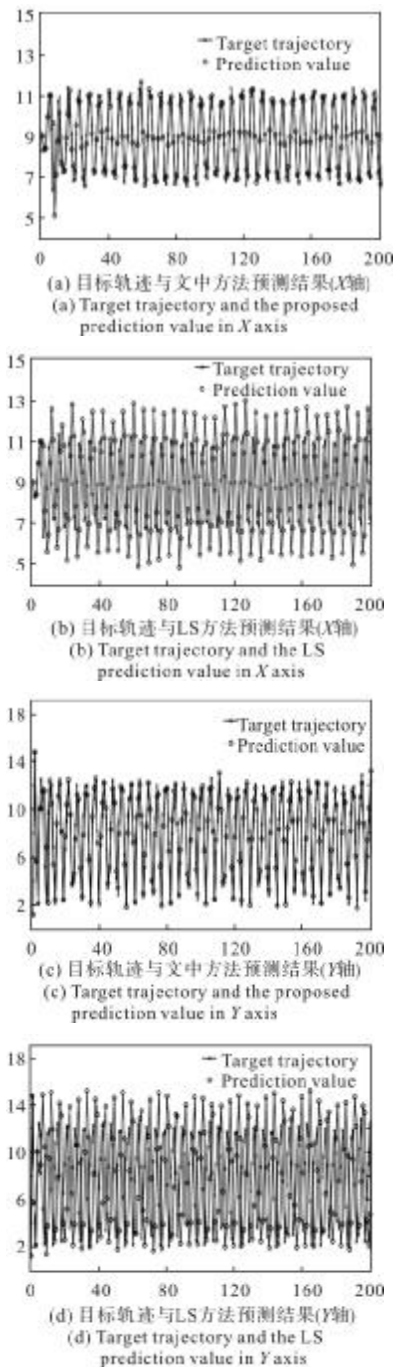


图 1 动态系统目标轨迹预测结果

Fig.1 Trajectory prediction results in dynamic system

运动, 如下式所示:

$$\begin{cases} X_t = 15 + 10 \sin(2\pi t / 15) + R_x \\ Y_t = 20 + 8 \cos(2\pi t / 10) + R_y \end{cases} \quad (18)$$

其中,  $R_x$  和  $R_y$  都是均值为 0, 标准差为 0.2 的高斯噪声, 仿真长度为 200 帧。在该组数据中, 算法中核函数的参数  $\sigma$  设置为  $\sigma = 0.0002$ , 其他参数保持不

变。文中算法和最小二乘算法对于轨迹的预测结果如图 2 所示。

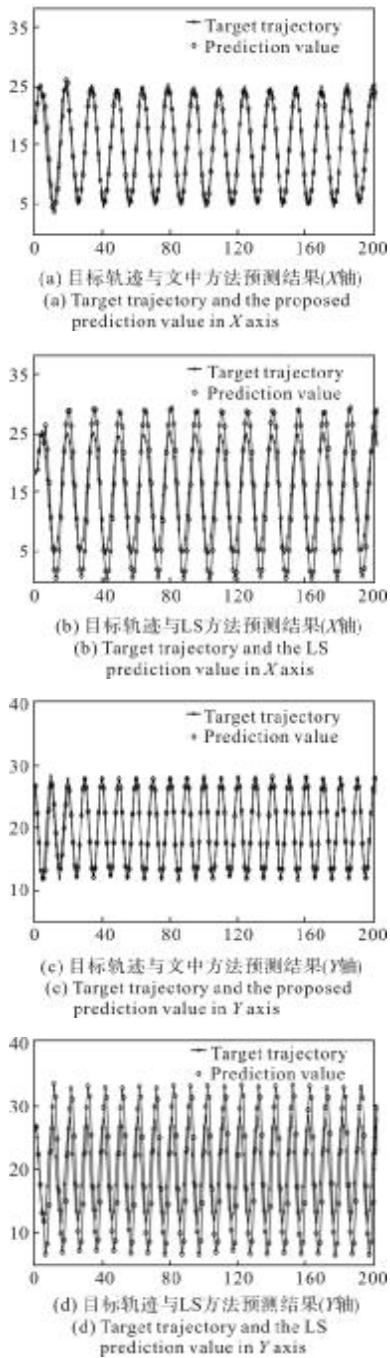


图 2 即时系统目标轨迹预测结果

Fig.2 Trajectory prediction results in instant system

文中同时选取了一组红外图像序列(如图 3 所示)中的目标轨迹对与算法的轨迹预测能力进行了测试,其中红外序列中的目标使用方框在图中进行标记。在该序列中,红外探测器的伺服系统为保证目标大致位于视场中心而不断地进行调整,因此成像

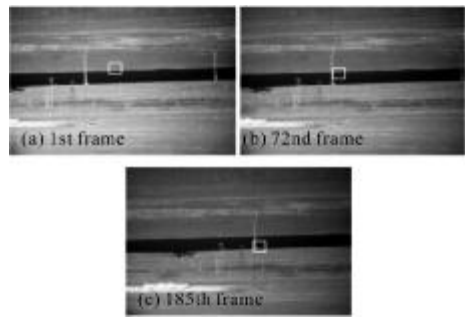


图 3 实测图像序列

Fig.3 Real image sequence

后的目标轨迹实际上是探测器运动和自身运动的耦合,表现为一条难以用模型精确描述的运动轨迹,如图 4 中实线所示。在该组数据中,算法中核函

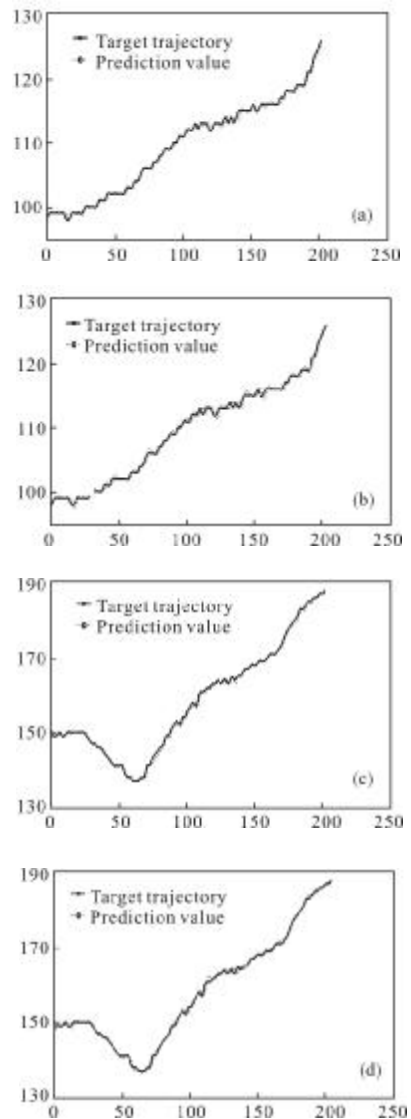


图 4 实测序列目标轨迹预测结果

Fig.4 Trajectory prediction results in real image sequence

数的参数  $\sigma$  设置为  $\sigma=0.05$ , 其他参数保持不变, 对于该运动轨迹本文算法的预测结果和最小二乘轨迹预测算法的预测结果如图 4 所示。

由于存在噪声的影响, 文中分别对两组仿真轨迹进行 50 次蒙特卡洛仿真实验, 并以平均均方误差

$$\text{MMSE} = \frac{21}{150 \times K} \sum_{n=1}^{50} \sum_{t=1}^K (\hat{X}_t^n - X_t^n), \text{ (其中 } \hat{X}_t^n \text{ 为第 } n \text{ 次实验中第 } t \text{ 帧的预测值) 为预测误差的衡量指标; 对于实测序列目标轨迹, 以均方误差 } \text{MMSE} = \frac{1}{K} \sum_{t=1}^K (\hat{X}_t -$$

$X_t)^2$  (其中  $\hat{X}_t$  为第  $t$  帧的预测值) 预测误差的衡量指标, 文中算法和最小二乘算法对于两组数据的预测误差如表 1 所示。

从图 1、图 2、图 4 和表 1 中可以看出, 文中算法的预测误差均小于最小二乘算法, 当运动轨迹较变化较平缓时, 最小二乘算法的预测误差也在可以接受的范围内。但是当目标运动轨迹呈现较强的非线性时, 最小二乘算法已无法对目标轨迹进行有效的预测, 预测误差较大。相比之下, 文中提出的滑动窗口核岭回归运动目标轨迹预测算法能够较好的预

表 1 文中算法与最小二乘算法的预测误差比较

Tab.1 Proposed algorithm and LS prediction error comparison

Data	Error of the proposed algorithm		Error of LS algorithm	
	X direction	Y direction	X direction	Y direction
Simulation trajectory 1	0.21	1.13	10.01	48.55
Simulation trajectory 2	1.09	0.51	15.57	38.83
Measured trajectory	0.12	0.31	0.24	0.41

测目标的轨迹, 具有较小的误差。这是由于该算法是基于核空间的进行轨迹的预测, 而从低维空间到核空间的映射可以较好的将解决非线性预测的问题转化为线性预测的问题, 因此算法本身对于目标轨迹的非线性具有较好的适应能力。对于目标跟踪而言, 准确的预测对于运动目标的轨迹检测是非常重要的, 准确的预测结果可以降低跟踪过程中轨迹错误关联的概率, 提高目标轨迹的检测概率。

### 3 总结与展望

针对非线性运动目标的轨迹检测问题, 文中提出了一种滑动窗口核岭回归非线性运动目标轨迹预测算法。仿真实验表明, 文中提出的算法能够有效的对非线性运动目标轨迹进行预测, 预测误差小, 预测效果好于基于最小二乘的预测算法, 并具有运算结构简单的特点。与基于模型进行预测-滤波的算法相比, 文中不需知道系统动态方程的参数就可以进行相应的预测, 具有较好的实用价值。

从实验中可以看出, 文中算法通过修改核函数的参数适应不同的非线性目标运动轨迹, 这也是基于核的方法的一个缺点, 即无法找到对于任何系统都适用的参数。因此, 如何根据已有的目标轨迹信息对于参数进行自适应的调整, 从而得到一种实用性更广的轨迹预测算法将是本文下一步的研究内容。

#### 参考文献:

- [1] Liu Fusheng, Luo Pengfei. Statistical Signal Processing [M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 1999: 196-208. (in Chinese)  
刘福声, 罗鹏飞. 统计信号处理 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1999: 196-208.
- [2] Gong Yaxin, Yang Hongwen, Hu Weidong, et al. Multiple model particle filter based track-before-detect for maneuvering weak target [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2008, 30 (4): 941-944. (in Chinese)  
龚亚信, 杨宏文, 胡卫东, 等. 基于多模粒子滤波的机动弱目标检测前跟踪 [J]. 电子与信息学报, 2008, 30(4): 941-944.
- [3] Li Shaojun, Zhu Zhenfu. Track before detect algorithm via particle filtering [J]. Infrared and Laser Engineering, 2009, 38(2): 352-357. (in Chinese)  
李少军, 朱振福. 采用粒子滤波的先跟踪后检测算法 [J]. 红外与激光工程, 2009, 38(2): 352-357.
- [4] Wang Wanping, Ren Qifeng, Liao Sheng, et al. Application of particle filtering in single moving platform passive ranging [J]. Infrared and Laser Engineering, 2009, 38(4): 716-720. (in Chinese)  
王万平, 任栖峰, 廖胜, 等. 粒子滤波器在运动单站被动测距中的应用 [J]. 红外与激光工程, 2009, 38(4): 716-720.

- [5] Zhang Bing, Lu Huanzhang. The detection algorithm for moving point target trajectory in image sequences [J]. Aata Electronica Sinca, 2004, 9(9): 1524-1526. (in Chinese)  
张兵, 卢焕章. 序列图像中运动点目标轨迹检测算法研究 [J]. 电子学报, 2004, 9(9): 1524-1526.
- [6] Zhang Lu. Research on some key techniques for image homing guidance based on strap-down platform [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010. (in Chinese)  
张路. 捷联平台成像末制导关键技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
- [7] Xiaoying Deng, Yong Luo, Tao Liu, et al. Least squares support vector regression filter [C]//2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing, 2010: 730-733.
- [8] Fernando PerezCruz, Sanjeev R Kulkarni. Robust and low complexity distributed kernel least squares learning in sensor networks [J]. IEEE Singal Processing Letters, 2010, 17(4): 355-358.
- [9] Weifeng Liu, Pokharel P P, Principe J C. The kernel least-mean-square algorithm [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(2): 543-554.
- [10] Cedric Richard, Jose Carlos M Bermudez, Paul Honeine. Online prediction of time series data with kernels [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(3): 1058-1067.
- [11] Fu Huixuan, Sun Feng, Liu Sheng. Anti-occlusion tracking algorithm based on LSSVM prediction and Kalman-mean shift [C]//Proceedings of the 8th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2010: 6031-6036.
- [12] Saunders C, Gammerman A, Vovk A. Ridge regression learning algorithm in dual variables [C]//Proceedings of the 15th International Conference on Machine Learning, 1998: 515-521.

## 下期预览

# 基于 LightTools 的大口径积分球辐射特性研究

刘洪兴<sup>1,2</sup>, 任建伟<sup>1</sup>, 万志<sup>1</sup>, 李宪圣<sup>1</sup>, 刘则洵<sup>1</sup>, 李葆勇<sup>1</sup>, 孙景旭<sup>1</sup>

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要:** 为了研制辐射特性相对理想的大口径积分球, 采用 LightTools 仿真分析了 5 种光源位置和 3 种照明模式共 15 种直径为 3 m 积分球模型的辐照度面均匀性和朗伯特特性。相比依靠经验设计积分球, 计算机仿真研究具有周期短、成本低、重复性高等优点。仿真结果表明, 照明模式和光源位置对积分球开口处辐照度面均匀性影响很小; 而对开口处朗伯特特性产生较大影响。首先, 光源方向上的朗伯特特性最差, 其次, 对称式照明模式则会改善朗伯特特性, 另外, 随着光源与积分球前后半球交汇面的距离不断增加, 积分球的朗伯特特性逐步变优。最后, 测试了直径为 3 m 积分球在不同照明模式下的辐照度面均匀性、光源方向和垂直方向的朗伯特特性, 实测辐射特性与仿真结果相吻合。