

红外序列图像目标跟踪的自适应 Kalman 滤波方法

高 璐, 张大志, 田金文

(华中科技大学 多谱信息处理技术国防重点实验室, 湖北 武汉 430074)

摘 要: 提出了一种用于动态序列图像目标跟踪的自适应 Kalman 滤波方法。该方法用函数估计的思想估计目标的当前运动模型, 同时实时修改滤波器的统计模型, 并将最小二乘支持向量机应用于对当前目标运动模型的估计。实验表明, 此种改进的 Kalman 滤波器的算法在跟踪机动目标时具有良好的性能。

关键词: 目标跟踪; 红外序列图像; Kalman 滤波; 自适应滤波; 运动模型估计; 最小二乘支持向量机

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1007-2276(2007)05-0729-04

Moving object tracking based on adaptive Kalman filter

GAO Lu, ZHANG Da-zhi, TIAN Jin-wen

(State Laboratory of Multi-spectral Information Processing Technologies,
Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Target tracking has been widely applied in military and civil fields. An adaptive Kalman filter algorithm is described for moving object tracking. Such approach uses function estimation strategy to estimate the movement models of the target. LS-SVM is applied to estimate the movement models of the target and the statistical models of the system. Experimental results show that the approach has a satisfactory tracking performance in case of moving object tracking.

Key words: Object tracking; Infrared imagery series; Kalman filter; Adaptive filter; Moving model estimation; LS-SVM

0 引 言

跟踪问题被认为是一个概率推理问题。一般被抽象为三个步骤: (1) 根据过去的观测值对当前状态做预测; (2) 根据当前的观测信息获取目标的状态; (3) 对当前状态做校正^[1]。

线性 Kalman 滤波器广泛应用于目标跟踪中, 但也存在着一些问题。在工程实践中, 要完全满足滤波器所假定的条件是困难的。比如说, 目标运动的数学模

型事先难以确定。也就是说, 当目标存在着未知的机动时, Kalman 滤波器的性能会变得很糟。Singer 首先提出了基于模型的自适应滤波器^[2], 他将机动目标的未知输入当作相关白噪声过程来处理。也有人将未知输入作为扩展的状态向量对待。但是, 在很多情况下基于模型的自适应滤波器跟踪效果并不能令人满意。Chan 等人使用最小二乘法估计未知机动, 将其作为一个额外的估计过程加入到标准的 Kalman 滤波器当中^[3]。也有人提出了所谓的机动目标“当前”统计模

收稿日期: 2006-11-08; 修订日期: 2007-02-01

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60572048)

作者简介: 高璐 (1981-), 男, 湖北武汉人, 硕士生, 主要研究方向为模式识别和计算机视觉。Email: gaok108@sohu.com

导师简介: 田金文 (1960-), 男, 河北秦皇岛人, 教授, 博士生导师, 博士, 长期从事遥感图像信息处理、流媒体技术及其应用、小波变换理论及其应用、图像数据压缩、目标检测与识别、增强现实与计算机软件仿真等方面的研究。Email: jwitian2000@sina.com

型,进行机动目标跟踪的 Kalman 滤波器设计,构造自适应滤波方法^[4-5]。文中展开这个思路,用过去若干个时刻的状态估计结果,估计目标“当前”的运动模型。从而实时修改 Kalman 滤波器的结构,达到一定的自适应的效果。

文中将讨论一种基于最小二乘支持向量机 (LS-SVM)的方法对过去的 n 个状态进行拟合,对“当前”的运动模型做个初步估计。也有文献采用普通的最小二乘法。但是,在很多情况下,最小二乘支持向量机表现出更好的性能。

最后,将改进的 Kalman 滤波器应用到红外图像序列的目标跟踪上来,并做了一定量的对比实验,以验证改进后的自适应滤波器的性能。

1 改进的 Kalman 滤波过程

1.1 非自适应的 Kalman 滤波器

设随机线性离散系统的方程为^[6]:

$$x(k)=Ax(k-1)+Gw(k-1) \quad (1)$$

$$z(k)=Hx(k)+v(k) \quad (2)$$

式中: $x(k)$ 为 k 时刻系统的 n 维状态向量; $z(k)$ 为系统的 m 维观测向量; $w(k)$ 为系统噪声; $v(k)$ 为观测噪声。则有如下 Kalman 滤波方程。

一步预测误差方差矩阵:

$$P(k|k-1)=AP(k-1)A^T+GQ(k-1)G^T \quad (3)$$

估计滤波方差矩阵:

$$P(k)=[I-K(k)H(k)]P(k|k-1) \quad (4)$$

$E[w(k) \cdot w(j)^T]=Q(k)\delta(kj), E[v(k)v(j)^T]=R_k\delta(kj)$ 。关于 Kalman 滤波器的详细推导读者可以参阅参考文献[4],文中不再复述。

1.2 改进的自适应 Kalman 滤波器

在很多实际系统中,系统的噪声方差阵和观测噪声方差阵事先并不知道,有时,状态转移矩阵 A 和测量矩阵 H 也不能确定。如果根据不确切的模型进行滤波就可能会引起滤波发散。有时,即使开始模型的选择比较符合实际,但在运动过程中,模型存在摄动,也就是说 Q 、 R 、 A 、 H 起了变化。在这种情况下要估计变化了的 Q 、 R 、 A ,进而调整滤波增益矩阵 K 。

自适应滤波器就是要在滤波计算的过程中,一方面利用观测不断地修正预测值,同时也对未知的或者不确切知道的系统模型参数和噪声统计参数进行估计和修正。下面介绍一种实时修改目标运动模型的自

适应滤波器。

设系统的状态转移矩阵为时间的函数: $A=A(t)$ 。

根据过去的 N 状态的估计值,由 $\hat{X}(k|k-1)=A\hat{X}(k-1)$ 的变形($A=\hat{X}(k)\hat{X}(k-1)^{-1}$),计算出过去几个时刻精确的状态转移矩阵 $A(k-1)$ 、 $A(k-2)$ 、 \dots 、 $A(k-N)$ 。然后采用函数估计的方法估计出 $A(t)$,并计算出当前的状态转移矩阵 $A(k)$ 。根据 Kalman 滤波器的迭代过程,可以计算出更新后的 $P(k)$ 和 $K(k)$ 。

采用函数估计方法做预测是在目标运动模型未知情况下的一个较好的解决方案。实验证明,这样修正 Kalman 滤波器在系统模型未知或系统模型时常变化的情况下可以获得更好性能。

2 最小二乘支持向量机与函数估计

支持向量机(SVM)以统计学习理论为基础,对于少样本学习问题表现出很强的认知能力^[7]。作为函数估计器,SVM 不仅与最小二乘法等传统函数估计方法有异曲同工之处,而且在估计精度和适用性方面甚至胜过后者。SVM 几乎可以估计任意形状的函数而且无须事先假定函数的形式,它会根据样本分布,自动估计出最佳拟合函数。通过采用不同的核函数,SVM 对同样的样本集可以估计出满足不同需要的函数。这里采用最小二乘支持向量机作为函数估计器。

考虑如下 N 个样本点 $\{x_k, y_k\}_{k=1}^N$,其中输入为 $x \in R^n$ 、输出为 $y \in R$ 。在特征空间,SVM 模型有如下的形式:

$$y(x)=w^T \varphi(x)+b \quad (5)$$

其中非线性映射 $\varphi(\cdot)$ 将输入数据映射到更高维的特征空间。根据用于函数估计的 LS-SVM 模型,可以将问题归结到如下的一个最优化问题上来。

$$\min J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (6)$$

服从如下的等式约束:

$$y(x) = w^T \varphi(x_k) + b + e_k \quad k=1, \dots, N \quad (7)$$

LS-SVM 同普通 SVM 不同之处在于这个等式约束以及优化指标采用了损失函数为误差 e 的二次项。

引入 Lagrange 函数:

$$L(w, b, e, \alpha) = J(w, e) - \sum_{k=1}^N \{w^T \varphi(x_k) + b + e_k - y_k\} \quad (8)$$

α_k 为 Lagrange 乘子(α_k 在 J 中,具体推倒过程不再列

出)。于是,问题划归到下面的线性方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & \vec{1}^T \\ \vec{1} & \varphi(x_k)^T \varphi(x_l) + \gamma^{-1} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: $y=[y_1; \dots; y_N]$, $\vec{1}=[1; \dots; 1]$, $\alpha=[\alpha_1; \dots; \alpha_N]$ 。

同时,要满足 Mercer 条件:

$$\Psi(x_k, x_l) = \varphi(x_k)^T \varphi(x_l) \quad k, l=1, \dots, N \quad (10)$$

那么,这个函数估计的最终结果为:

$$y(x) = \sum_{k=1}^N \alpha_k \Psi(x, x_k) + b \quad (11)$$

式中: $\Psi(\cdot, \cdot)$ 表示将输入空间 x 非线性映射到一个高维的空间。

选择不同的核函数 $\Psi(\cdot, \cdot)$, 可构造不同支持向量机。不同的核适用的范围也不同。很多情况下径向核函数(RBF)具有一定的适用性,只要轨迹被认为是较为平滑的,使用径向核的最小二乘支持向量机通常就能表现出很好的性能。但如果系统的噪声较大,噪声的频率很高,则使用径向核并不能表现出较好的性能。

3 稳定性及其计算复杂度

采用卡尔曼滤波器的目的就是希望根据卡尔曼滤波方程能够尽量准确地估计出系统的真实状态,要求滤波过程具有某种稳定性,从而表明实际的滤波器是否有效。参考文献[8]讨论了滤波的内部稳定性和输出稳定性的关系,认为如果滤波过程是输出稳定的,那么也必然是内部稳定的,则可以得到如下的稳定性判别方法。

如果存在可容许的 ε , 总可以找到 N , 当 $k \geq N$ 时,使得 $\left| \hat{Z}_k - Z_k \right| = \left| Z_k - \hat{Z}_k \right| < \varepsilon$ 恒成立,则系统输出稳定,也可得出系统内部稳定。而由公式(3)、(4)得:

$$\begin{aligned} \hat{Z}(k|k-1) &= Z(k) - H(k) \hat{X}(k|k-1) = \\ &= Z(k) - H(k) A(k) \hat{X}(k-1) = \\ &= Z(k) - H(k) A(k) [X(k-1) + \delta(k-1)] = \\ &= Z(k) - A(k) Z(k-1) - H(k) A(k) \delta(k-1) \end{aligned} \quad (12)$$

式中: $\delta(k-1)$ 是上一步的预测误差,假定 H 是不变的。由上式可知, $A(k)$ 是影响系统稳定性的重要因素,如

果 $A(k)$ 预测不准,预测误差会被逐渐放大,系统必然不稳定。由此可知,文中论述的自适应 Kalman 滤波器稳定条件:系统的运动模型可以在某时刻发生变化,但运动模型在变化后一个较长的时间内保持稳定。

“运动模型在变化后一个较长的时间内保持稳定”,使得系统对 A 的预测也会收敛到真实的运动模型上来,保证了整个自适应 Kalman 滤波器的稳定。与普通的 Kalman 滤波过程相比,文中介绍的方法只是增加了对 A 预测的过程。这个过程采用滑窗的方式处理,只使用前 n 个状态作为样本放入到 LS-SVM 中预测当前的 A , 一般情况下 n 取得并不大 (LS-SVM 在少样本时也能表现出较好的性能), 求解 LS-SVM 的计算过程并不复杂。在数字信号处理系统飞速发展的今天,本自适应滤波器在计算量上增加的代价应该是完全可以接收的。

4 仿真实验的设计

将上述跟踪算法应用到跟踪红外序列图像上的某个目标。

设系统的状态向量为 $X(k)=[x(k), \dot{x}(k), y(k), \dot{y}(k)]^T$, $x(k)$ 和 $y(k)$ 分别是所拍摄目标在图像中的横纵坐标,为了方便起见,只讨论目标运动的横向分量。此时,状态向量为: $X(k)=[x(k), \dot{x}(k)]^T$, 设速度的转移标量为 $a(t)$,

$$\text{则有:} \quad x(k|k-1) = x(k-1) + a(t)T \quad (13)$$

$$\dot{x}(k) = a(t)x(k-1) \quad (14)$$

$$\text{状态转移矩阵为:} \quad A(t) = \begin{bmatrix} 1 & a(t)T \\ 0 & a(t) \end{bmatrix}$$

式中: T 为序列图像每一帧之间的时间间隔。此时,只需要拟合出 $a(t)$, 就可以拟合出状态转移矩阵 $A(t)$ 。

由 $a(k) = \dot{x}(k)/x(k-1)$, 可以计算出 $a(k-1), a(k-2), \dots, a(k-N)$ 。将它们作为样本输入到最小二乘支持向量机,拟合出 $a(t)$, 然后计算出 $a(k)$ 。

整个系统流程为:计算出精确的状态转移矩阵 $A(k-1), A(k-2), \dots, A(k-N) \rightarrow$ 应用支持向量机,得出 $A(t) \rightarrow$ 计算出 $A(k)$, 并更新 $K(k)P(k) \rightarrow$ 进行下一步状态预测,并进行状态估计 \rightarrow 进行下一步。

分别采用模拟轨迹和真实测得数据进行实验。比较改进后的 Kalman 滤波器和普通 Kalman 滤波器的

结果。实测数据为红外序列图像中的目标,目标为一水面船只在做圆周运动,如图 1 所示。

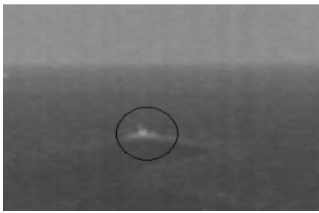


图 1 序列图像中的目标(圆圈内为目标)

Fig.1 Real object in image sequences (object is in the circle)

5 仿真实验及其结果

实验采用三组数据。第一组是仿真目标先做直线运动,然后再突然转向。假设有一红外传感器实时拍摄,测得的数据为目标在所拍摄图片中的横、纵(x, y)坐标;第二组是仿真目标做圆周运动,目标一直在做变加速度;第三组是实测数据,事先估计目标在做圆周的动作,噪声模型未知。目标的移动机理未知,红外传感器在抖动,抖动的数学模型也未知。文中采用均方根误差(RMSE)来评价结果,将目标的横纵坐标分开处理。下面显示的结果为横坐标的结果。

(1) 先做直线运动,然后再突然转向的实验结果,图 2 所示。图中 * 号表示观测值,实线为真实轨迹,黑点为普通 Kalman 滤波的结果,十字表示改进的 Kalman 滤波的结果。纵坐标表示目标在 x 方向上的位移,横坐标表示时间 t (图 3、图 4 同上)。采用普通 Kalman 滤波器的 $RMSE=6.830\ 544\ 895\ 772\ 68$; 而采用改进的 Kalman 滤波器的 $RMSE=0.402\ 840\ 971\ 215\ 27$ 。

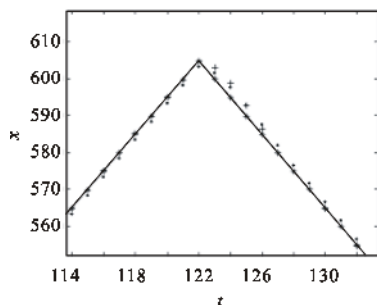


图 2 目标先做直线运动,然后再突然转向的实验结果

Fig.2 Experimental results when object moves in line and then veers suddenly

(2) 目标做标准圆周运动时的实验结果,如图 3 所示。采用普通 Kalman 滤波器的 $RMSE=0.283\ 562\ 787\ 178\ 34$; 而采用改进的 Kalman 滤波器的 $RMSE=0.079\ 365\ 405\ 215\ 87$ 。本次实验没有加入噪声,从图

中可以发现,蓝色十字总是在黑点和红点之间。说明在变加速度并且运动模型双方都未知的情况下,改进后的滤波器所得结果比普通的滤波器更接近真实值。

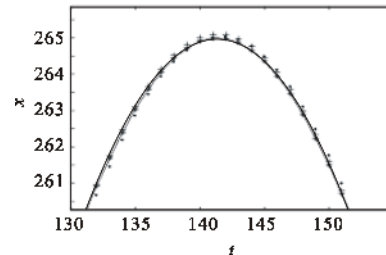


图 3 目标做标准圆周运动时的实验结果

Fig.3 Experimental results when the object moves in standard circle

(3) 目标做标准圆周运动,并且加有未知噪声的实验结果,如图 4 所示。采用普通 Kalman 滤波器的 $RMSE=0.356\ 643\ 207\ 964\ 02$; 而采用改进的 Kalman 滤波器的 $RMSE=0.234\ 945\ 950\ 978\ 65$ 。

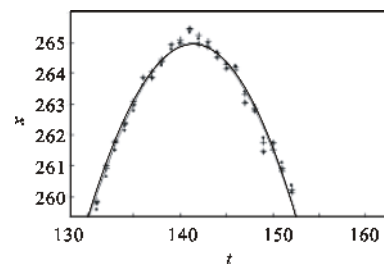


图 4 目标做标准圆周运动,加有未知噪声的实验结果

Fig.4 Experimental results when the object moves in standard circle, with adding unknown noise

(4) 实验结果分析。在本次实验中,估计目标运动模型时,采用了线性核函数。从对动态序列图像目标跟踪的效果来看,改进后的 Kalman 滤波算法具有良好的机动目标跟踪能力,对一般的非机动目标也有很好的跟踪能力。与改进前相比,改进后的滤波算法具有更强的跟踪运动目标的能力,它不仅增大了跟踪机动目标的动态范围,而且还大大提高了跟踪机动目标和非机动目标的精度。

6 结论

讨论了一种改进的 Kalman 滤波方法,并将其应用于目标跟踪。这种改进的 Kalman 滤波器,是采用函数估计的方法进行状态预测。研究发现,采用最小二乘支持向量机的方法来实现函数估计具有比采用最小二乘法更好的效果。这种改进的 Kalman 滤波器,在某些情况下有着比普通 Kalman 滤波器更好的性能。

(下转第 757 页)

4 结 论

由此可见对于传统的神经网络非均匀校正如果只根据图像梯度改善其处理像素的期望值,红外焦平面的非均匀性性能指标光滑度得到改善,但是算法的收敛速度没有大的变化。如果同时在算法中引入自适应学习速度,这时算法的收敛速度有了显著提高,虽然非均匀性性能指标光滑度此时有所下降,但是相对传统算法非均匀性性能指标仍有显著提高。

参考文献:

- [1] SCRIBNER D A, SARKAY K A, KRUEER M K, et al. Adaptive nonuniformity correction for IR focal plane arrays using neural networks[C]//**SPIE, Infrared Sensors: Detectors, Electronics, and Signal Processing**, 1991, **1541**: 100–110.
- [2] SCRIBNER D A, SARKADY K A, CAULFIELD J T, et al. Nonuniformity correction for staring IR focal plane arrays using scene based techniques [C]//**Proceedings of SPIE Infrared Detectors and Focal Plane Arrays**, 1990, **1308**: 224–233.
- [3] TORRES S N, VERA E M, REEVES R A, et al. Adaptive

scene-based non-uniformity correction method for infrared-focal plane arrays[C]//**Proceedings of SPIE Infrared Imaging Systems: Design, Analysis, Modeling, and Testing XIV**, 2003, **5076**: 130–139.

- [4] CAO Zhi-guo, WEI Luo-gang, ZHANG Tian-xu, et al. Approach based on neural network for nonuniformity correction for IRFPA[J]. **Infrared and Laser Engineering** (曹治国, 魏洛刚, 张天序, 等. 基于神经网络法的焦平面器件非均匀性校正技术研究. 红外与激光工程), 2000, **29**(1): 65–68.
- [5] XU Tian-hua, ZHANG Xiao-jun, ZHAO Yi-gong. Image segmentation and registration-based algorithm for nonuniformity correction of infrared focal plane arrays[J]. **Infrared Technology** (徐田华, 张小军, 赵亦工. 基于图像分割和配准的红外焦平面阵列非均匀校正算法, 红外技术), 2004, **26**(3): 5–10.
- [6] HOU He-kun, ZHANG Xin. Recent development of infrared focal plane arrays nonuniformity correction [J]. **Infrared and Laser Engineering** (侯和坤, 张新. 红外焦平面阵列非均匀性校正技术的最新进展. 红外与激光工程), 2004, **26**(3): 5–10.
- [7] NIU Zhao-dong, WANG Wei-hua, JIANG Wei-dong, et al. Scene-based statistical algorithms for nonuniformity correction of infrared images [J]. **Infrared and Laser Engineering** (牛照东, 王卫华, 姜卫东, 等. 场景统计类红外图像非均匀性校正算法研究. 红外与激光工程), 2005, **34**(3): 261–265.

(上接第 732 页)

特别是在目标运动模型未知, 噪声模型未知的情况, 该方法提供了一个理论上可行的方案。

参考文献:

- [1] FORSYTH D A, PONCE J. **Computer Vision: A Modern Approach** [M]. Translated by LIN Xue-yin, WANG Hong. Beijing: Publishing House of Electronics Industry (FORSYTH D A, PONCE J. 计算机视觉——一种现代方法. 林学阎, 王宏, 译. 北京: 电子工业出版社), 2004.
- [2] SINGER R A. Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering target [J]. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System**, 1970, **AES-6**(4): 473–483.
- [3] CHAN Y T, HU A G C, PLANT J B. A Kalman filter based tracking scheme with input estimation [J]. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System**, 1982, **AES-18**(5): 621–629.
- [4] FANG Qing, MEI Xiao-chun, ZHANG Yu-ping. Design of Kalman filter for maneuvering target track [J]. **Radar Science**

and Technology (方青, 梅小春, 张育平. 用于机动目标跟踪的 Kalman 滤波器的设计. 雷达科学与技术), 2006, **4**(1): 50–55.

- [5] HUNGU L, MIN-JEA T. Generalized input-estimation technique for tracking maneuvering targets [J]. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System**, 1999, **35**(4): 1288–1402.
- [6] DENG Zi-li. **Kalman Filter and Wiener Filter** [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press (邓自立. 卡尔曼滤波与维纳滤波. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社), 2001.
- [7] WANG Xiao-dong, YE Mei-ying. Nonlinear dynamic system identification using least squares support vector machine regression [C]//**Proceedings of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics**, 2004: 941–945.
- [8] QIU Kai, HUANG Guo-rong, CHEN Tian-ru, et al. Study of the stability of Kalman filtering process [J]. **System Engineering and Electronics** (邱恺, 黄国荣, 陈天如, 等. 卡尔曼滤波过程的稳定性研究. 系统工程与电子技术), 2005, **27**(1): 33–35.