

改进 IMM 算法在机器人目标跟踪中的应用

张璐,张国良,张维平,敬斌
(第二炮兵工程大学,陕西 西安 710025)

摘要:在机器人对运动目标跟踪的过程中,由于目标运动状态具有多样化的特点,不能运用单一的运动模型对其进行跟踪。文中将当前统计模型(CS)和匀速模型(CV)交互,并自适应调节“当前”统计模型中的目标加速度和模型之间的转移概率,形成新的 CVCSIMM 算法,使其能够更有效地反映目标的机动特性。在 Matlab 上对本算法进行了仿真研究,并与基本 CVCAIMM 算法、改进前的 CVCSIMM 算法进行了比较。Monte Carlo 仿真结果表明:本算法减小了跟踪过程中的误差,提高了对机动目标的跟踪精度。

关键词:目标跟踪;“当前”统计模型;交互式多模型算法

中图分类号:TP242

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2013)02-0149-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2013.02.038

Application of Improved IMM Algorithm in Robot Target Tracking

ZHANG Lu,ZHANG Guo-liang,ZHANG Wei-ping,JING Bin
(The Second Artillery Engineering University,Xi'an 710025,China)

Abstract:In the tracking process of robot for moving target,since the target motion state has diversified characteristics,can not use a single movement model to carry on the track. In this paper,the current statistical model (CS) and uniform model (CV) is interacted,and the target's acceleration of the "current" statistical model and the transition probability between the models are adjusted adaptively to form a new CVCSIMM algorithm, so that it fully reflects the maneuvering characteristics of the target. The Monte Carlo simulation is carried out using Matlab software,which is compared with basic CVCAIMM algorithm and the old CVCSIMM algorithm. The results show that the proposed algorithm reduces the error in the tracking process and improves the tracking precision of maneuvering target.

Key words:target tracking;"current" statistical model;Interactive Multi-Model algorithm

0 引言

对机动目标进行跟踪、实时精确地估计出目标的相应状态,是机器人系统研究的重要内容之一。通常机器人利用视觉、激光等传感器实时获取环境信息,通过图像处理^[1-3]、数据关联等技术得到可靠的目标信息。实际情况下,目标的运动并不是规则的,其包含多种运动方式。因此,如果采用单一的运动模型跟踪目标的运动,势必会因模型和实际运动不匹配而降低跟踪精度,甚至造成跟踪失败。

为更好地反应被跟踪目标的运动情况,近年来,很多学者开展了广泛而深入的研究,提出了更合理描述机动目标的运动模型。目前,目标跟踪的模型主要有

CV(匀速)模型、CA(匀加速)模型、Singer 模型^[4]、Jerk 模型^[5]以及“当前”统计模型(CS)^[6]等,获得了不错的效果,其中“当前”模型比较经典,其本质是非零均值时间相关模型,用修正的瑞利分布描述加速度的“当前”概率密度。但是在实际应用中,发现这些模型都有自身的局限性。

因此,基于全面自适应滤波原理,文中将改进的“当前”统计模型应用于 IMM 算法^[7-11],并自适应调节模型转移概率,以此跟踪目标。仿真结果表明了算法的有效性,为机器人对机动目标的状态估计提供了有效方法。

1 IMM 算法原理

文中 IMM 算法基于 CS 和 CV 模型,模型转移概率矩阵为:

$$\Pi = \begin{bmatrix} \pi_{11} & \pi_{12} \\ \pi_{21} & \pi_{22} \end{bmatrix} \quad (1)$$

收稿日期:2012-04-23;修回日期:2012-07-25

基金项目:第二炮兵“国家重点学科”专项(092D0307)

作者简介:张璐(1986-),男,硕士,研究方向为先进控制理论及应用、机器人路径规划与导航;张国良,博士,教授,研究方向为先进控制理论及应用、组合导航、智能机器人。

其中: $\pi_{ij}(i, j=1, 2)$ 表示模型 i 转移至模型 j 的概率。

用 $\hat{X}_i(k|k)$ 、 $P_i(k|k)$ 分别表示 k 时刻第 i 个模型的状态估计和协方差阵, $u_i(k)$ 为模型概率。求取 $k+1$ 时刻的目标状态估计 $\hat{X}(k+1|k+1)$ 的流程如下:

1) 输入交互。

$$\hat{X}_{oi}(k|k) = \sum_{j=1}^N \hat{X}_j(k|k) u_{ij}(k) \quad (2)$$

$$P_{oi}(k|k) = \sum_{j=1}^N u_{ij}(k) \{ [P_j(k|k) + [\hat{X}_j(k|k) - \hat{X}_{oi}(k|k)] [\hat{X}_j(k|k) - \hat{X}_{oi}(k|k)]'] \} \quad (3)$$

其中:

$$u_{ij}(k) = C_i \pi_{ij} u_j(k) \quad (4)$$

$$C_i = \sum_{i=1}^N \pi_{ij} u_j(k) \quad (5)$$

2) 滤波。

将 $\hat{X}_{oi}(k|k)$ 、 $P_{oi}(k|k)$ 作为 k 时刻第 i 个模型的输入, 经过卡尔曼滤波递推得到 $k+1$ 时刻模型 i 的状态估计 $\hat{X}_{oi}(k+1|k+1)$ 、 $P_{oi}(k+1|k+1)$ 。

3) 模型概率更新。

若 $k+1$ 时刻模型 i 的信息为 $v_i(k+1)$, 相应的协方差为 $S_i(k+1)$, 并假定服从高斯分布, 则模型 i 的可能性为:

$$\Lambda_i = \frac{1}{\sqrt{|2\pi S_i(k+1)|}} \exp \left[-\frac{1}{2} v_i(k+1)' S_i(k+1)^{-1} v_i(k+1) \right] \quad (6)$$

式中

$$\begin{cases} v_i(k+1) = Z(k+1) - H_i(k+1) \hat{X}_i(k+1|k) \\ S_i(k+1) = H_i(k+1) P_i(k+1|k) H_i(k+1)' + R(k+1) \end{cases} \quad (7)$$

则模型概率为:

$$u_i(k+1) = \frac{\Lambda_i C_i}{\sum_{j=1}^N \Lambda_j C_j} \quad (8)$$

4) 输出交互。

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \sum_{j=1}^N \hat{X}_j(k+1|k+1) u_j(k+1) \quad (9)$$

$$P(k+1|k+1) = \sum_{j=1}^N u_j(k+1) \{ P_j(k+1|k+1) + [\hat{X}_j(k+1|k+1) - \hat{X}(k+1|k+1)] [\hat{X}_j(k+1|k+1) - \hat{X}(k+1|k+1)]' \} \quad (10)$$

2 目标运动数学模型

(1) CV(匀速)运动模型。

设状态变量 $X_k = [x, \dot{x}, y, \dot{y}]'$, 则 CV 模型的状态方程如下:

$$X(k+1) = F_{CV} X(k) + G_{CV} w(k) \quad (11)$$

$$\text{其中 } F_{CV} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$G_{CV} = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

$w(k)$ 是零均值的高斯白噪声序列, T 是系统采样周期。

(2) CA(匀加速)运动模型。

设状态变量 $X_k = [x, \dot{x}, \ddot{x}, y, \dot{y}, \ddot{y}]'$, 则 CA 模型的状态方程为:

$$X(k+1) = F_{CA} X(k) + G_{CA} w(k) \quad (12)$$

$$\text{其中 } F_{CA} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$G_{CA} = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(3) CS(当前)运动模型。

设状态变量 $X_k = [x, \dot{x}, \ddot{x}]'$, 则 CS 运动模型的状态方程如下:

$$X(k+1) = F_{CS} X(k) + \bar{U}a + w(k) \quad (13)$$

$$\text{其中: } F_{CS}(T, \alpha) = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{\alpha T - 1 + e^{-\alpha T}}{\alpha^2} \\ 0 & 1 & \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix},$$

$$U = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha} \left(-T + \frac{\alpha T^2}{2} + \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \right) \\ T - \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \\ 1 - e^{-\alpha T} \end{bmatrix}$$

$w(k)$ 是零均值,方差为:

$$\mathbf{Q}_k = 2\alpha\sigma_a^2 \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix} \text{ 的白噪声序列,其中:}$$

$$q_{11} = (1 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T + 2\alpha^3 T^3/3 - 2\alpha^2 T^2 - 4\alpha T e^{-\alpha T})/2\alpha^5$$

$$q_{12} = (e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T} + 2\alpha T e^{-\alpha T} - 2\alpha T + 2\alpha^2 T^2)/(2\alpha^4)$$

$$q_{13} = (1 - e^{-2\alpha T} - 2\alpha T e^{-\alpha T})/(2\alpha^3) = q_{31}$$

$$q_{22} = (4e^{-\alpha T} - 3 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T)/2\alpha^3$$

$$q_{23} = (e^{-2\alpha T} + 1 - 2T e^{-\alpha T})/2\alpha^2 = q_{32}$$

$$q_{33} = (1 - e^{-2\alpha T})/2\alpha$$

(14)

$\bar{a}(k)$ 为当前的加速度均值, α 为机动时间常数的倒数, T 是系统采样周期。 σ_a^2 为机动加速度方差, a_{\max} 和 $a_{-\max}$ 分别为最大正、负加速度,且:

$$\sigma_a^2 = \begin{cases} \frac{(4 - \pi)}{\pi} [a_{\max} - \bar{a}(k)]^2, & \bar{a}(k) \geq 0 \\ \frac{(4 - \pi)}{\pi} [a_{-\max} + \bar{a}(k)]^2, & \bar{a}(k) < 0 \end{cases} \quad (15)$$

3 改进的 IMM 方法

3.1 改进的当前模型

利用 IMM 算法中得到的模型概率自适应调节 a_{\max} 和 $a_{-\max}$, 提高对机动目标的跟踪性能。引入模型概率后,系统方差的计算为:

$$\sigma_a^2 = \begin{cases} \frac{(4 - \pi)}{\pi} [a_{\max} u_{\text{CS}}(k) - \bar{a}(k)]^2, & \bar{a}(k) \geq 0 \\ \frac{(4 - \pi)}{\pi} [a_{-\max} u_{\text{CS}}(k) + \bar{a}(k)]^2, & \bar{a}(k) < 0 \end{cases} \quad (16)$$

其中 $u_{\text{CS}}(k)$ 为“当前”模型在 k 时刻计算得到的模型概率。

在与 CV 模型交互过程中,其实际意义为:若 $u_{\text{CS}}(k)$ 较大,即当前模型匹配程度更高,目标有明显机动,则以较大的 σ_a^2 与之相适应,反之亦然。提高了跟踪性能。

3.2 自适应模型转移概率

IMM 算法中的模型转移概率通常是人为给定的。但实际上先验信息是不确定的,转移概率也是不准确的。因此,需要利用先验信息对转移概率进行改进,使其更贴切实际情况。

引入误差压缩率的概念,将各单模型滤波器估计和交互后的估计的偏差同单模型滤波器估计和最终融合估计的偏差作比较,定义:

$$\lambda_i(k) = \left\| \frac{\hat{\mathbf{X}}_{oi}(k) - \hat{\mathbf{X}}_i(k)}{\hat{\mathbf{X}}(k) - \hat{\mathbf{X}}_i(k)} \right\| \quad (17)$$

文中采用两模型交互,可以得到^[12]:

$$\lambda_1(k) = \frac{\pi_{21}}{\pi_{11}u_1(k) + \pi_{21}u_2(k)} \quad (18)$$

$$\lambda_2(k) = \frac{\pi_{12}}{\pi_{12}u_1(k) + \pi_{22}u_2(k)} \quad (19)$$

当 $u_1 > u_2$ 时, $\frac{\lambda_1}{\lambda_2} < 1$; 当 $u_1 < u_2$ 时, $\frac{\lambda_1}{\lambda_2} > 1$ 。此

时,模型转移概率修正为:

$$[\pi'_{ij}] = \begin{bmatrix} 1 - (\frac{\lambda_1}{\lambda_2})^l \pi_{12} & (\frac{\lambda_1}{\lambda_2})^l \pi_{12} \\ (\frac{\lambda_2}{\lambda_1})^l \pi_{21} & 1 - (\frac{\lambda_2}{\lambda_1})^l \pi_{21} \end{bmatrix}, 0 \leq l \leq 1 \quad (20)$$

其实际意义为:若模型 2 为匹配模型,即 $u_1 < u_2$, 则 π'_{12} 增大, π'_{21} 减小,使模型 1 向模型 2 转移的概率增大,同时减小模型 2 向模型 1 转移的概率,反之亦然。取 $l \in [0, 1]$ 为调节系数, l 取值越大,转移概率调节越快。具体推导参见文献[14]。

4 仿真实验

4.1 应用说明

视觉伺服机器人的控制系统基于视觉,利用摄像头捕捉图像,从每一帧图像中检测并识别目标,而后确认目标的形心位置,作为观测值。应用中,运用基于特征差异的彩色目标识别方法^[15]。运用文中方法对目标当前的运动状态进行估计,并根据滤波残差序列构造预测门^[16],估计当前时刻目标可能出现的位置,从而缩小目标查找范围,减小计算量。

4.2 条件设定

设目标 1 从位置(0,0)以 x 方向 0.4m/s、 y 轴方向 0.5m/s 速度匀速运动 5s,然后以 x 方向 0.1m/s²、 y 轴方向 -0.1m/s² 的加速度匀加速运动 6s,再以 x 方向 -0.1m/s²、 y 轴方向 0.2m/s² 的加速度匀加速运动 4s,最后以此速度匀速运动 4s;目标 2 从位置(2,1)以 x 方向 0.2m/s、 y 轴方向 -0.2m/s 的速度匀速运动 4s,然后以 x 方向 -0.1m/s²、 y 轴方向 -0.1m/s² 的加速度匀加速运动 6s,然后以 x 方向 0.3m/s²、 y 轴方向 0.2m/s² 的加速度匀加速运动 4s,最后以此速度匀速运动 5s。

参与比较的算法有 CVCA 交互算法、改进前的 CVCS 交互算法,初始模型转移概率矩阵均为: $\pi = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.1 & 0.9 \end{bmatrix}$,在同样的观测下,进行 50 次 Monte Carlo 仿真,均方根误差曲线如图 1 ~ 图 3 所示。

4.3 结果分析

图 1 为模拟的真实目标轨迹。由图 2、图 3 可以看出,在对机动较强的目标进行跟踪时,引入了当前模型

的 CVCSIMM 算法跟踪精度要明显高于一般 CV-CAIMM 算法,而改进后的自适应 CVCSIMM 算法虽然增加了部分计算量,在切换时速度较一般 CVCAIMM 算法稍慢,跟踪精度短时间下降,但整体精度得到了提高,对机动目标的跟踪效果更好。

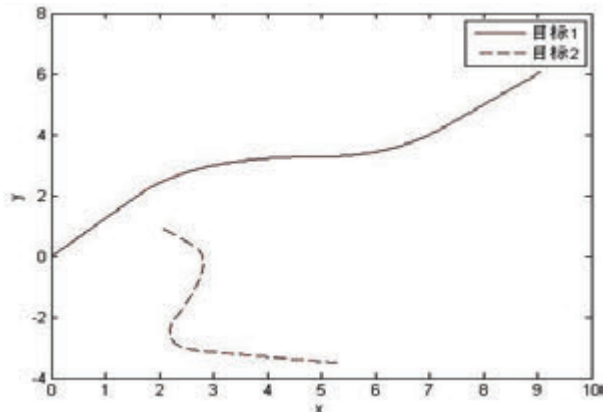


图 1 目标运行轨迹

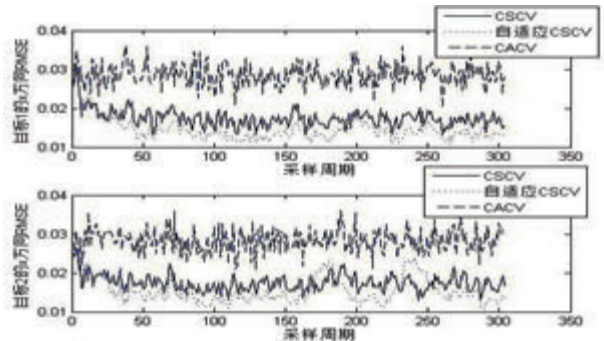


图 2 目标 x 方向 RMSE 曲线

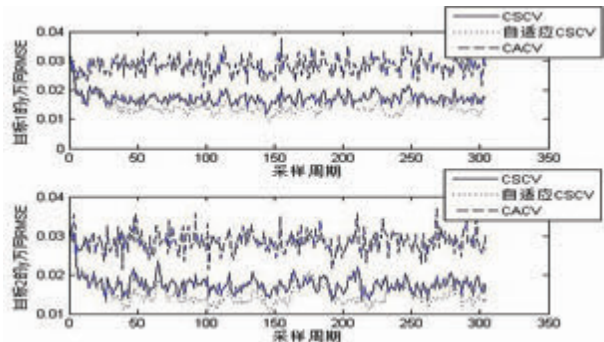


图 3 目标 y 方向 RMSE 曲线

5 结束语

文中将改进基于当前模型的 IMM 算法用于机器人对机动目标的跟踪,并进行了仿真比较。结果表明改进后的算法性能更好,能够更精确地估计机动目标的状态,具有很好的稳定性,为机器人在动态环境中的路径规划打下了基础。

参考文献:

[1] 刘卫光,李广鑫. 一种通用的视频目标跟踪系统设计[J]. 计算机技术与发展,2009,19(10):110-112.

[2] 闵华清,黄欣欣,罗荣华. 基于激光和视觉信息的机器人目标跟踪方法[J]. 计算机技术与发展,2010,20(4):113-116.

[3] 雷云,王夏黎,孙华. 基于视频的交通目标跟踪方法研究[J]. 计算机技术与发展,2010,20(7):44-47.

[4] Singer R A. Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,1970,AES-6(4):473-483.

[5] ITU-T Draft H. 263. Video Coding for Low Bit Rate Communication[S]. 1999.

[6] Zhang J S, Yang W Q, Hu S Q. Target tracking using the interactive multiple model method[J]. Journal of Beijing Institute of Technology,1998,7(3):299-304.

[7] Rong L X, Vesselin P J. A survey of maneuvering target tracking: dynamic models[C]//Proceedings of SPIE. [s. l.]: SPIE Press,2000.

[8] van der Merwe R. Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in filters for probabilistic inference in dynamic state-space models[D]. Portland: OGI School of Science & Engineering at Oregon Health & Science University,2004.

[9] 周宏仁,敬忠良,王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京:国防工业出版社,1991.

[10] 夏忠婷,汪圣利,武洋. 基于 UKF 的马尔科夫参数自适应 IFIMM 算法[J]. 现代雷达,2009,31(5):43-47.

[11] 臧荣春,崔平远. 马尔可夫参数自适应 IFIMM 算法研究[J]. 电子学报,2006(3):522-523.

[12] 陈东炎,张玘,王艳玲,等. 图像跟踪系统中机动目标预测的实现[J]. 应用光学,2007(1):33-37.

(上接第 148 页)

[10] 汪文勇,苏鹏声. 下一代互联网实名访问机制研究[J]. 电子科技大学学报,2006,35(1):82-84.

[11] 陈俊霞. 基于 HIP 的移动管理关键技术的研究[D]. 成都:电子科技大学,2008.

[12] Trent J, Frederique G, Nayeem I, et al. Role-based access control model for protection domain derivation and management[C]//Proceedings of the ACM Workshop on Role-based Access Control. [s. l.]: [s. n.],1997:95-106.

改进IMM算法在机器人目标跟踪中的应用

作者: [张璐](#), [张国良](#), [张维平](#), [敬斌](#)
作者单位: [第二炮兵工程大学, 陕西 西安 710025](#)
刊名: [计算机技术与发展](#)
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)
年, 卷(期): 2013(2)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201302040.aspx