

基于粒子滤波的机载目标跟踪系统设计

房文涛,王向军,汤其剑

(天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室,天津 300072)

摘要:基于微小型机载成像跟踪系统设计思想及需求,设计并实现了以高性能的 DSP 芯片 TMS320 - DM642 为核心处理器,结合可编程逻辑器件 CPLD 和 FPGA 的实时图像跟踪处理平台。平台采用基于粒子滤波的目标跟踪算法,实现对目标的实时跟踪。采用卡尔曼滤波器,提高了粒子的利用效率,在改进了算法实时性的同时解决了图像跟踪系统的延时性问题,提高了跟踪系统的稳定性。算法仿真结果表明,与传统相关匹配算法相比,基于粒子滤波的跟踪算法具有更好的鲁棒性和实时性,能满足机载成像跟踪系统实时图像跟踪的要求。

关键词:微小型机载成像跟踪系统;粒子滤波;实时跟踪;卡尔曼滤波

中图分类号:TN216 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2012.07.026

Object tracking system for MUAUV based on particle filter

FANG Wen-tao, WANG Xiang-jun, TANG Qi-jian

(State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: To meet the requirements of micro airborne electro-optical tracking system for MUAUV, a real-time image tracking processing system is introduced. The system is constructed by the high performance DSP chipset TMS320 DM642 as the core digital processor, integrated with the reprogrammable logic chipset CPLD and FPGA as the image preprocessing chipset. Particle filter is implemented as object tracking algorithm. Kalman filter is applied to increasing the speed of computation and solving the delay of image tracking system. Finally, the experiment is given to demonstrate that the algorithm work well in real-time and robust.

Key words: electro-optical tracking system for MUAUV; particle filter; real-time tracking; Kalman filter

1 引言

从 20 世纪 60 年代开始,随着微电子技术、计算机技术和数字图像处理技术的发展,电视跟踪技术得到了迅速的发展。电视跟踪器在靶场测量、高速导弹制导、火控系统对目标的自动跟踪和工业自动化生产监控等广泛的领域中得到了应用^[1]。

一套完整的机载成像跟踪系统由 CCD 相机、图像信号处理单元、上位机控制单元、电机伺服控制单元和两轴转台组成。本文重点讨论图像信号处理单元。

图像信号处理单元对实时性要求较高,在相邻两帧时间内需要处理的数据量大且算法的复杂度高。因此,本单元采用 Altera 公司的 EP2C20 实现

图像预处理功能及系统间通信功能;采用 TI 公司的 6000 系列高性能 DSP 芯片 TMS320 DM642 作为数据处理核心^[2],实现目标实时跟踪图像处理算法。

本文设计并实现了以高性能 DSP 芯片为核心的目标实时跟踪图像处理平台,在保证系统实时性的基础上研究了具有较高稳定性的目标跟踪算法,并通过实验证明了本算法的有效性和稳定性。

2 单元硬件设计

图像信号处理单元采用 DSP + FPGA 的复杂数

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 60872097);国家高技术研究发展计划(“863”计划)(No. 2010AA122200)资助。

作者简介:房文涛(1988 -),男,硕士研究生,主要研究方向是图像目标跟踪及其应用。E-mail:fw20081988@126.com

收稿日期:2011-11-23

字信号处理系统架构。FPGA 模块实现系统间通信及图像预处理功能,DSP 模块逐帧完成图像处理,得到目标的脱靶量信息,通过串口将脱靶量信息送至电机伺服控制模块。电机伺服控制模块驱动电机,电机带动 CCD 镜头转动使目标始终位于视场中心位置,实现对目标的实时跟踪。

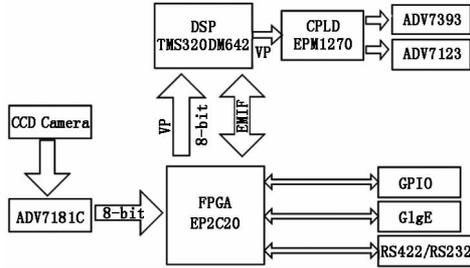


图 1 图像信号处理单元硬件整体结构框图

如图 1 所示,CCD 端 PAL 制视频信号通过解码器 ADV7181C 转化成数字信号后进入 FPGA,在 FPGA 中进行图像中值滤波。预处理后的图像通过 DSP 的片上资源 VP 口(视频端口)进入 DSP,在 DSP 内部运行目标跟踪算法。经 DSP 处理后的图像再通过 VP 口输出到 CPLD(EPM1270),转换成后端编码器所适应的格式,经过编码器编码转换为标准视频后输出。

串口由 DSP 控制,数据通过 DSP 的 EMIF 接口传给 FPGA,FPGA 经过处理,传送给串口转串口芯片,后端通过电平转换芯片产生标准的串口信号。4 个 TTL 输入及 4 个 TTL 输出通过光耦隔离及 FPGA 连接到 DSP 的通用输入/输出端口(GPIO)上。

3 基于粒子滤波的目标跟踪算法

3.1 图像预处理

根据本文所要处理的图像和所要检测目标的特点,采用了非线性滤波算法中的中值滤波。中值滤波能够去除点状尖峰干扰而且能够很好地保护边缘特征。

3.2 基于粒子滤波的目标跟踪算法

粒子滤波是基于蒙特卡罗方法,用样本点(粒子)表示概率密度,它可以用于任何状态矢量空间,是传统卡尔曼滤波方法的一般化^[3]。粒子滤波算法能够处理任意非线性、非高斯的问题,不受系统模型约束,而且粒子滤波算法的复杂度与精确度与状态空间的维数没有直接关系,只与粒子数量及其本身算法设计有关,因此它在高维状态估计上更加具有优势。

将目标跟踪问题转换为贝叶斯估计问题,已知

目标状态的先验概率,在获得新的量测值后不断求解目标状态的最大后验概率的过程^[4]。

本系统跟踪算法是基于采样重要性采样(sampling importance resample,SIR)粒子滤波算法,且选择的重要性函数独立于观测值,即选择具有先验性质的系统状态转移概率密度作为重要性概率密度。

基于粒子滤波的目标跟踪算法的具体步骤如下:

(1) 粒子初始化

在跟踪开始($t=0$)的初始帧要对粒子进行初始化,确定目标(粒子)的初始状态。本文采用平移运动模型,即仅考虑目标的平移运动,则目标的运动数: $T=(TX,TY)$ 。其中, TX 和 TY 分别为水平方向和垂直方向上目标中心点在图像中的位置坐标。

设定粒子为 N_s ,每个粒子代表目标的一种可能的运动状态,也就是具有一组可能的运动参数 $T^i=(TX^i,TY^i)$, $i=1,2,\dots,N_s$,粒子初始化阶段, $TX^{initial}$ 和 $TY^{initial}$ 在本系统中由人机交互得到。粒子初始权值设为 1,粒子初始参数值为:

$$\begin{cases} TX_0^i = TX^{initial} + b_0\xi \\ TY_0^i = TY^{initial} + b_1\xi \end{cases} \quad i=1,2,\dots,N_s \quad (1)$$

其中, b_0,b_1 为常数; ξ 为 $[-1,1]$ 内的随机数。

以 $TX^{initial}$ 和 $TY^{initial}$ 为中心,取大小为 21×31 区域的灰度图像来表征目标。

(2) 粒子状态转移

在下一时刻($t>0$),利用系统状态转移方程根据上一时刻的状态(TX_{t-1}^i,TY_{t-1}^i)对每个粒子进行状态预测。取一阶 ARP 方程 $x_t = Ax_{t-1} + Bw_{t-1}$,即粒子状态转移方程为:

$$\begin{cases} TX_t^i = A_1 TX_{t-1}^i + B_1\xi \\ TY_t^i = A_2 TY_{t-1}^i + B_2\xi \end{cases} \quad i=1,2,\dots,N_s \quad (2)$$

其中, $A_1=A_2=1,B_1,B_2$ 为粒子传播半径; ξ 为 $[-1,1]$ 内的随机数,即随机在一定范围内随机播撒粒子。

(3) 系统观测

当每个粒子通过状态转移方程对目标状态进行预测后,观察每个粒子所代表目标的可能状态和目标真实状态之间的相似程度。依据相似度对每个粒子赋予不同的权值,与目标真实状态较接近的赋予较大的权值,反之赋予较小的权值。

本文中采用的相似度度量为 MAD 准则,则各粒子的权值为:

$$W_t^i = p(z_t | x_t^i) = \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \text{MAD}^i\right\} \quad (3)$$

$$\text{MAD}^i = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |T(x, y) - F(x + TX_t^i, y + TY_t^i)| \quad (4)$$

其中, σ 为常数; $T(x, y)$ 为模板图像, 且 $F(x, y)$ 为待匹配图像; $T(x, y)$ 和 $F(x, y)$ 均为图像灰度值, 且大小都是 $M \times N$ 像素。

通过系统观测得到每个粒子的权值后对其进行归一化:

$$\tilde{W}_t^i = \frac{W_t^i}{\sum_{i=1}^{N_s} W_t^i} \quad (5)$$

(4) 后验概率计算

$t(t > 0)$ 时刻的后验概率, 也就是目标跟踪中所期望的目标参数 $(TX_t^{\text{opt}}, TY_t^{\text{opt}})$, 可以由各粒子的加权求和来表示:

$$\begin{cases} TX_t^{\text{opt}} = \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{W}_t^i TX_t^i \\ TY_t^{\text{opt}} = \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{W}_t^i TY_t^i \end{cases} \quad (6)$$

(5) 粒子重采样

赋值保留权值大的粒子, 抛弃权值小的粒子。重采样后每个粒子的权值被重新设置为 1。

至此, 一次完整的跟踪过程结束, 返回步骤 2 继续下一次的跟踪。

4 Kalman 滤波预测

卡尔曼滤波是一种递归的估计, 即只要获知上一时刻状态的估计值以及当前状态的观测值就可以计算出当前状态的估计值, 不需要记录观测或者估计的历史信息。

在本系统中卡尔曼滤波器有两个作用: ①在式(2)系统状态转移方程中, 粒子是随机传播的, 而帧间目标的运动一般都具有比较明显趋势, 随机播撒的许多粒子对后来目标状态估计的贡献就很小了, 大量的计算浪费在了这些对目标状态估计贡献微不足道的粒子上, 影响了跟踪的效果。利用卡尔曼滤波器就可以确定粒子状态转移模型中的确定性漂移部分, 使粒子状态估计值分布更精确地趋向目标的概率分布, 大大提高了粒子的利用效率, 提高了算法的实时性^[5]; ②对于图像跟踪系统来说, 由于图像获取及处理延时加上控制系统延时的存在, 使得 CCD 镜头的随动始终慢于目标的运动, 因而不能使运动目标始终保持在 CCD 镜头的视场中心, 导致系统跟踪的稳定性降低。卡尔曼滤波器根据前期目标

的运动状态和位置信息以及系统信息, 预测出目标下一时刻可能所处的位置, 提前调整 CCD 镜头到适当的位置, 消除 CCD 镜头随动的滞后性。

运动目标的位置以及速度(或者更加一般的, 一个粒子的运动状态)可以被线性状态空间描述如下:

$$X_t = (Px, Py, Vx, Vy) \quad (7)$$

其中, Px, Py, Vx, Vy 分别表示运动目标在 X 轴和 Y 轴方向的位置和速度。

在相邻两帧间隔时间内, 运动目标可以看作是匀速运动的, 因此定义系统状态转移矩阵 A 为:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中, Δt 为相邻帧的时间间隔, 通常取 $\Delta t = 1$ 。

由系统状态和观测状态的关系可知, 观测矩阵 H 为:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

协方差矩阵可以根据实际情况而定。

通过 Kalman 滤波器的预测, 我们很容易得到帧间目标确定性状态转移矢量:

$$\begin{cases} \Delta X = Px_t - Px_{t-1} \\ \Delta Y = Py_t - Py_{t-1} \end{cases} \quad (10)$$

因此, 式(2)的粒子系统状态转移方程最终变为:

$$\begin{cases} TX_t^i = A_1 TX_{t-1}^i + \Delta X + B_1 \xi \\ TY_t^i = A_2 TY_{t-1}^i + \Delta Y + B_2 \xi \end{cases} \quad (11)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, N_s$ 。

5 算法在 DSP 平台上的实现

算法基于 C 语言设计, 算法中的随机数生成由 C 语言中的 `srand` 和 `rand` 函数实现。系统软件的编写和调试是在 Code Composer Studio (CCS) 3.3 环境中进行的。

本系统由人机交互方式实现对目标的捕获。系统通过 RS422 串口从上位机控制单元获得控制指令及目标在图像中的初始位置坐标。系统在每一帧中断中查询上位机的控制指令, 根据相应的指令字进行相应的操作。如果查询到跟踪指令, 则将跟踪标志位置 1, 系统进入自动跟踪状态。

6 实验结果

实验中取粒子数 $N_s = 200$, $b_0 = b_1 = 4$, $\sigma = 1$, $B_1 = B_2 = 30$ 。取目标模板 21×31 , 模板刷新方式采用固定帧数刷新。算法在 TMS320DM642 平台上达

到实时处理。图 2 和图 3 所示是用计算机进行仿真的结果,所选两幅图片分别是第 1 帧和第 30 帧的跟踪情况。

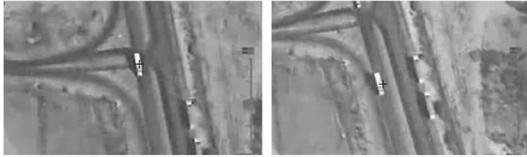


图 2 基于 MAD 准则的匹配跟踪效果

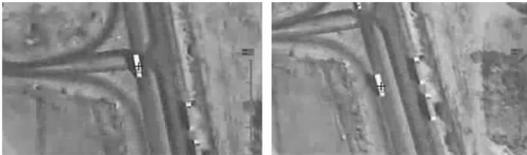


图 3 基于粒子滤波的跟踪效果

从结果可以看出,在基于 MAD 准则的匹配跟踪中代表跟踪点的黑色十字叉在跟踪过程中发生了漂移,而在基于粒子滤波的跟踪过程中,黑色十字叉始终稳定在目标上,表明粒子滤波具有较好的鲁棒性。这是由于粒子滤波与传统匹配跟踪相比具有“多峰”跟踪的特性,提高了跟踪的稳定性。

7 总 结

本文针对微小型嵌入式图像跟踪系统的需求,设计并实现了基于 TMS320DM642 的目标跟踪平台,并在平台上实现了基于粒子滤波的目标跟踪算法。与传统的匹配方法相比,算法具有较高的稳定性,且算法能够完全满足系统实时性的要求。今后的工作主要集中在多情况下跟踪算法的研究及算法智能切换、目标表征的自适应更新、目标丢失处理策略、DSP 程序优化等方面。

参考文献:

- [1] Huang Jianqun, Wang Chunping, Dong Shutang, et al. A digital television tracker and system for its test and evaluation[J]. *Electronics Optics & Control*, 2005, 12(2): 51-54. (in Chinese)
黄健群,王春平,董淑棠,等. 数字式电视跟踪器与跟踪性能检测评估系统[J]. *电光与控制*, 2005, 12(2): 51-54.
- [2] Wang Yuezong, Liu Jinghui. The design and development of TMS320DM642 DSP application system[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2009. (in Chinese)
王跃宗,刘京会. TMS320DM642 DSP 应用系统设计与开发[M]. 北京:人民邮电出版社,2009.
- [3] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non Gaussian bayesian tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.
- [4] Wang Qicong. Visual tracking based on particle filter under complex observation conditions[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2007. (in Chinese)
王其聪. 复杂观测条件下的基于粒子滤波的视觉跟踪[D]. 杭州:浙江大学,2007.
- [5] Wang Yueling, Wang Rangding. Particle filter and embedded in Kalman predictor for target tracking[J]. *Application Research of Computers*, 2010, 27(2): 468-471. (in Chinese)
王月领,王让定. 嵌入卡尔曼预测器的粒子滤波目标跟踪算法[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(2): 468-471.