

基于TMS320C6678的KLT跟踪算法的改进与实现

胡楷 钱惟贤 陈钱 顾国华 任建乐

南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094

摘要 目前存在的大多数特征点跟踪算法只考虑了相邻两帧的情况,而忽略了之前图像帧的特征信息。在Kanade-Lucas-Tomasi(KLT)算法的基础上,提出了一种新的特征跟踪方法:首先通过实时训练特征空间,构成图像训练的集合,然后通过高斯-牛顿迭代方法取出目标的特征点。该算法有效地避免了目标尺度、角度的大幅度变化以及遮挡情况。通过实际的序列图像分析了算法的性能,并与其他算法做了比较。同时研究设计了以八核数字信号处理顺序(DSP)TMS320C6678为核心处理器,且结合了现场可编程门阵列(FPGA)数字视频图像采集的硬件平台,并且针对TMS320C6678的内部特点,提出了算法优化的方法。最终实现了对实时传输的视频图像中运动目标的准确跟踪。

关键词 图像处理; Kanade-Lucas-Tomasi算法; 主成分分析; 特征跟踪; TMS320C6678

中图分类号 TN29 文献标识码 A doi: 10.3788/LOP51.041001

Improvement and Implementation of KLT Tracking Algorithm Based on TMS320C6678

Hu Kai Qian Weixian Chen Qian Gu Guohua Ren Jianle

*School of Electronic Engineering and Optoelectronic Technology, Nanjing University of Science and
Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China*

Abstract Most existing feature point tracking algorithms only consider two adjacent frames at a time and neglect the feature information of previous frames. In this paper, based on the original Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) algorithm, a new feature tracking method is presented that learns an eigenspace representation of training features online, and finds the target feature point with Gauss-Newton style search method, effectively avoiding the troubles introduced by target dimension, large angular changes and occlusion. By analyzing the performance of the algorithm by the actual image, it is compared with other algorithms. Meanwhile, we design a hardware platform using the eight-core digital signal processor (DSP) TMS320C6678 as the core processor, in combination with field programmable gate array (FPGA) digital video image acquisition device. A series of strategies of the algorithm optimization are proposed. Finally, tracking of moving target is achieved by the real-time transmission of video images.

Key words image processing; Kanade-Lucas-Tomasi algorithm; principal component analysis; feature tracking; TMS320C6678

OCIS codes 100.4999; 100.2000; 100.6890; 140.6910

1 引言

运动目标的检测和跟踪是数字图像处理技术的一个重要部分。它包含了模式识别、计算机视觉^[1]、视频信号处理等多个学科,对该技术的应用也是日益增多,尤其在军用^[2-3]、民用上得到了广泛的引用。动态目标跟踪的基本概念首先由Wax在1955年提出^[4]。20世纪70年代初期,随着递推卡尔曼滤波技术的提出,目标的检测与跟踪理论开始引起人们的极大关注。Bar-Shalom和Singer将数据关联与滤波理论相结合,进一步发展了动态目标跟踪理论^[5-6]。针对各种应用环境的目标检测与跟踪算法也相继涌现。特别是近几年来

收稿日期: 2013-10-11; 收到修改稿日期: 2013-12-03; 网络出版日期: 2014-03-28

基金项目: 江苏省“六大人才高峰”支持计划(2010-DZXX-022)、国家自然科学基金(61271332)

作者简介: 胡楷(1988—),男,硕士研究生,主要从事图像处理、数字信号处理方面的研究。E-mail: ygbx_1988@163.com

导师简介: 钱惟贤(1980—),男,副研究员,硕士生导师,主要从事目标探测方面的研究工作。

E-mail: developer_plus@vip.163.com

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网www.opticsjournal.net

数字信号处理器(DSP)及现场可编程门阵列(FPGA)等可编程芯片的应用^[7],极大地降低了对算法复杂度的要求,使对目标的检测与跟踪达到了一个新的高度。尤其是对实时性要求较高的应用系统,由于采用硬件来实现检测与跟踪算法,可以利用稍复杂的算法完成稳健性更强、精确度更高的运动目标的检测与跟踪。近年来,国际上一些重要学术期刊和重要会议发表了大量的有关视觉跟踪方面的论文。国外的一些大学(如卡内基梅隆大学、麻省理工学院、剑桥大学等)都有专门的计算机视觉研究团队,对视觉跟踪问题进行了深入研究,为视觉跟踪技术的发展作出了重要贡献^[8]。

目前存在大量的运动目标跟踪的算法,如 Mean-shift 跟踪算法、Condensation 跟踪算法、Kanade-Lucas-Tomasi(KLT)^[9-11]跟踪等,这些算法都具有各自的优缺点:Condensation 跟踪算法对噪声类型不敏感,但其求解速度相对较慢,对不同的视频跟踪效果差别较大;Mean-shift 跟踪算法在目标运行速度快时,其效果不是很理想,优点在于运算量不大,可以满足实时的要求。给出一组序列图像,特征点跟踪主要是提取当前图像帧中目标的特征点与不同时刻的目标特征点的相关性^[12],由于目标的尺度和姿态、环境的光照变化以及目标的遮挡等因素的干扰,特征点会在视场中消失,在这种情况下,用传统的目标跟踪算法就无法完成目标的精确跟踪。文献[13]提出了多级跟踪队列的方法来解决多目标跟踪过程中的遮挡问题。而本文针对以上各因素的干扰提出了一种基于特征的跟踪算法,其优越性主要体现在:在存在遮挡、复杂背景、噪声干扰的情况下仍能对目标持续地跟踪。

由于需要对视频的每帧进行处理,因此处理的数据量比较大、算法复杂度较高,传统的处理器一般不能满足速度的要求。本系统采用的是 TI 公司最新推出的八核 DSP 处理器 TMS320C6678,该处理器具有 8 个核,其每个核最高工作频率高达 1.25 GHz,单个指令周期可以执行 32 个定点数据运算,或者执行 16 个浮点数据运算。整个芯片提供 320 G MAC 定点计算或者 160 G FLOP 浮点计算能力。

2 改进的 KLT 特征跟踪算法的具体实现

KLT 跟踪算法是一种运用很广泛的基于特征点的跟踪算法,利用帧间匹配方法对检测到的运动目标进行跟踪。其主要的缺点在于只考虑了当前两帧中图像的特征信息,而忽略了前面图像帧的特征信息,因此 KLT 算法在有目标遮挡的情况下不能很好地对目标进行持续跟踪。针对该问题,很多算法进行了改进^[14-16],但还是存在目标丢失的情况。

为了解决上面算法的不足,本文提出将主成分分析(PCA)算法与 KLT 跟踪算法结合的基于特征的跟踪算法,通过 PCA 算法中的奇异值分解方法找出图像帧中的特征信息,结合本文提出的计算仿射变换的最优迭代方法,对目标进行跟踪,在跟踪的同时不断地学习特征空间、不断更新图像特征,因此在遇到特征点被遮挡后又重新出现的情况时显得更加稳健。具体算法实现过程如下。

2.1 特征描述

给出一系列需训练特征点的图像,定义一个 $K \times n$ 的矩阵 $A = \{I_1, \dots, I_n\}$,其中列向量 I_i 是由第 i 个图像的每一列向量堆叠成一列的 K 维列向量。我们假设 $n \ll K$,训练图像的均值用 I_A 表示,即 $I_A = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i$ 。利用奇异值分解方法分解 $(A - I_A)$,即

$$(A - I_A) = U \Sigma V^T, \quad (1)$$

式中 Σ 是由计算 $(A - I_A)(A - I_A)^T$ 得到的特征值 $\delta_1, \dots, \delta_n$ 进行递减排列构成的斜对角矩阵, U 和 V 是正交矩阵。

如果奇异值 δ_i 在 $i > L$ 时很小,那么我们只保留 U 矩阵的前 L 列,因此构成了下面的简化式^[17]:

$$Y_L = U_L^T (A - I_A). \quad (2)$$

2.2 更新特征向量以及均值

假设新的图像数据用 $d \times m$ 的矩阵 B 表示,则由旧图像和新图像构成了一个更大的矩阵 $C = [A \ B]$,主要目的是对其奇异值分解: $(C - I_C) = U' \Sigma' V'^T$ 。文献[11]中已经证明了 $(C - I_C)$ 的奇异值分解等同于 $(A - I_A)$ 和 $(B - I_B)$ 横向合并的奇异值分解,以及附加量 $\sqrt{\frac{nm}{n+m}}(I_B - I_A)$ 。令 $\hat{B} = [I_{m+1} - I_B \ I_{m+n} - I_B \ \dots \ \sqrt{\frac{nm}{n+m}}(I_B - I_A)]$,设 \tilde{B} 正交于 B 和 U 的一部分,因此得到

$$[A - I_A \hat{B}] = [U \tilde{B}] \begin{bmatrix} \Sigma & U^T B \\ 0 & \tilde{B}^T B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V^T & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}. \quad (3)$$

设 $R = \begin{bmatrix} \Sigma & U^T B \\ 0 & \tilde{B}^T B \end{bmatrix}$, 则 R 的奇异值分解 $R = \tilde{U} \tilde{\Sigma} \tilde{V}^T$, 代入(3)式得

$$[A - I_A \hat{B}] = ([U \tilde{B}] \tilde{U}) \tilde{\Sigma} \left(\tilde{V}^T \begin{bmatrix} V^T & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \right). \quad (4)$$

最后其更新过程就是求 $U' = ([U \tilde{B}] \tilde{U})$, $\Sigma' = \tilde{\Sigma}$, $I_c = \frac{n}{n+m} I_A + \frac{n}{n+m} I_B$ 。

2.3 特征点跟踪

假设新的帧图像表示为 $J(x+u)$, u 是点 $x = [x \ y]^T$ 经过仿射运动得到的, 表达式如下:

$$u = D x + d, \quad (5)$$

式中 D 是 2×2 矩阵, $D = \begin{bmatrix} d_{xx} & d_{xy} \\ d_{yx} & d_{yy} \end{bmatrix}$; d 是特征窗口中心的平移量, $d = [d_x \ d_y]^T$ 。跟踪主要是确定 D 和 d 中的 6 个参数。

将 $J(x+u)$ 向量化:

$$J(x+u) = \text{vec}[J(x+u)]. \quad (6)$$

给出一个特征样本 $J(x+u)$, 定义 ε 表示特征样本到特征空间中心的距离。如果这个样本是由特征空间产生的, 那么 ε 越小, 这个特征样本越是接近目标的特征。我们认为 ε 最小时, 其特征信息就最准确。所以求出最小 ε 时的 D 和 d 就可以完成特征点的跟踪。 ε 表示为

$$\varepsilon^2 = \frac{1}{s^2} \underbrace{\| [J(x+u) - I] - U_L U_L^T [J(x+u) - I] \|^2}_{d_l^2} + \underbrace{\| \Sigma_L^{-1} U_L^T [J(x+u) - I] \|^2}_{d_w^2}. \quad (7)$$

ε 由两部分组成, 第一部分 d_l 是样本到特征空间投影点的距离, 第二部分 d_w 是样本在子空间中心的投影的马氏距离。 Σ_L' 是由 $\sqrt{\delta_1}, \dots, \sqrt{\delta_L}$ 组成的斜对角矩阵, d_l 受 s^2 的限制, 当其增加时 d_l 就减小, 为了得到最小的 ε 我们需要 s^2 尽可能大, 文献[18]中给出了 s^2 可能的最大值:

$$s^2 = \frac{1}{K-L} \sum_{i=L+1}^K \delta_i. \quad (8)$$

假设位移量 u 很小, 则可将 $J(x+u)$ 泰勒展开, 去除高次项, 只保留前面两项得

$$J(x+u) = J(x) + g^T(x)u, \quad (9)$$

其中

$$g = \begin{bmatrix} \frac{\partial J}{\partial x} & \frac{\partial J}{\partial y} \end{bmatrix}^T. \quad (10)$$

定义

$$\hat{d} = [d_{xx} \ d_{yx} \ d_{xy} \ d_{yy} \ d_x \ d_y]^T, \quad (11)$$

主要由仿射矩阵的参数和平移量构成。

再定义

$$h(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial J(x)}{\partial x} & \frac{\partial J(x)}{\partial y} & \frac{\partial J(x)}{\partial x} & \frac{\partial J(x)}{\partial y} & \frac{\partial J(x)}{\partial x} & \frac{\partial J(x)}{\partial y} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

且满足

$$h(x) \hat{d} = g^T(x)u. \quad (13)$$

将(13)式代入(9)式得

$$J(x+u) = J(x) + h(x) \hat{d}. \quad (14)$$

将(14)式代入(7)式得

$$\varepsilon^2 = \frac{1}{s^2} \left\| [J(x) - I] - U_L U_L^T [J(x) - I] + [h(x) - U_L U_L^T h(x)] \hat{d} \right\|^2 + \left\| \Sigma_L^{-1} U_L^T [J(x) - I] + \Sigma_L^{-1} U_L^T h(x) \hat{d} \right\|^2. \quad (15)$$

为了简化,定义

$$\mathbf{E} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) - \mathbf{U}_l \mathbf{U}_l^T \mathbf{h}(\mathbf{x}), \quad (16)$$

$$\mathbf{F} = [\mathbf{J}(\mathbf{x}) - \mathbf{I}] - \mathbf{U}_l \mathbf{U}_l^T [\mathbf{J}(\mathbf{x}) - \mathbf{I}], \quad (17)$$

$$\mathbf{M} = \Sigma_l^{-1} \mathbf{U}_l^T \mathbf{h}(\mathbf{x}), \quad (18)$$

$$\mathbf{N} = \Sigma_l^{-1} \mathbf{U}_l^T [\mathbf{J}(\mathbf{x}) - \mathbf{I}], \quad (19)$$

则(7)式可简化成

$$\varepsilon^2 = \frac{1}{s^2} \left\| \mathbf{F} + \mathbf{E} \hat{\mathbf{d}} \right\|^2 + \left\| \mathbf{N} + \mathbf{M} \hat{\mathbf{d}} \right\|^2. \quad (20)$$

由此可以看出主要是找到使 ε^2 最小的 $\hat{\mathbf{d}}$ 值通过高斯-牛顿迭代方法寻找最优解。将(20)式的两边同时对 $\hat{\mathbf{d}}$ 求导,当导数为0时, ε 取得最小值,即有

$$\frac{\partial \varepsilon^2}{\partial \hat{\mathbf{d}}} = \frac{2}{s^2} \mathbf{E}^T (\mathbf{F} + \mathbf{E} \hat{\mathbf{d}}) + 2 \mathbf{M}^T (\mathbf{N} + \mathbf{M} \hat{\mathbf{d}}) = 0. \quad (21)$$

在跟踪期间,假设相邻两帧的运动量比较小,所以特征窗口的仿射矩阵 \mathbf{D} 的值很小,因此可以将 \mathbf{D} 简化为只含两个参数, $\mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_{xx} & -d_{yx} \\ d_{yx} & d_{xx} \end{bmatrix}$, (12)式可变成

$$\mathbf{h}_{ns}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{J}(\mathbf{x})}{\partial x} x & \frac{\partial \mathbf{J}(\mathbf{x})}{\partial y} y & \frac{\partial \mathbf{J}(\mathbf{x})}{\partial y} x & -\frac{\partial \mathbf{J}(\mathbf{x})}{\partial x} y & \frac{\partial \mathbf{J}(\mathbf{x})}{\partial x} & \frac{\partial \mathbf{J}(\mathbf{x})}{\partial y} \end{bmatrix}. \quad (22)$$

(11)式简化为

$$\hat{\mathbf{d}}_{ns} = [d_{xx} \ d_{yx} \ d_x \ d_y]^T. \quad (23)$$

更简化的是把仿射运动变为平移运动,则仿射矩阵为零矩阵,这样就得到

$$\mathbf{h}_{pt}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{J}(\mathbf{x})}{\partial x} & \frac{\partial \mathbf{J}(\mathbf{x})}{\partial y} \end{bmatrix}, \quad (24)$$

从而有

$$\hat{\mathbf{d}}_{pt} = [d_x \ d_y]^T. \quad (25)$$

3 软件系统的实现

一般的 DSP 的处理速度都难以满足系统性能要求,因此本文选用了 TI 公司的一款八核 DSP 芯片 TMS320C6678,每个 TMS320C6678 芯片的 C66x CorePac 都包含一个 512 kB 二级存储器(L2),一个 32 kB 一级程序存储器(L1P)和一个 32 kB 数据存储器(L1D),该器件还包含一个 4096 kB 的多核共享存储空间^[19]。本文将 L2 缓存划分为 Cache、RAM 两部分,只修改其中的 RAM 部分,实时性要求高的数据代码放入具有 100% 的击中率的 RAM 中,利用 EDMA 总线进行内存与 RAM 的数据搬移以及乒乓操作的优化,实时性要求低的放入 Cache,直接由 SYS/BIOS 系统处理,从而实现数据传输与数据处理的并行处理。

3.1 硬件系统简介

如图 1 所示,该硬件系统由以下几个功能模块组成:视频采集模块、图像预处理模块、数字图像处理模块、显示模块。整个系统的工作流程是:通过 CCD 处理单元传来的模拟视频经过视频 A/D 转换成数字视频存储到高速 FPGA 的外部存储器 SDRAM 中并进行数字图像的预处理,然后通过 FPGA 与 DSP 的 SRIO 进行数据通信,把图像数据传输到 DSP 中通过 SDRAM 存储并进行算法处理,最终 DSP 将数据通过 UDP 网络协议传输给 PC 机进行实时显示。

在实时视频处理系统中,对视频数据的实时性、高效性、稳定性具有极高的要求,这里运用了高速串行接口 SRIO,其传输速率可达 3.125 Gb/s,可将图像从采集系统传输到 DSP。

3.2 软件算法的实现步骤

图 2 为整个跟踪算法的流程图,其运算主要应用的是卷积运算,对金字塔的每层图像进行梯度运算,由于要遍历整幅图像所以要进行多次循环,算法主要的运算就集中在卷积以及卷积的循环,而特征点跟踪则主要是迭代运算。误差在从一帧到下一帧跟踪特征点的过程中会不断累积。如果在当前帧图像窗口的特

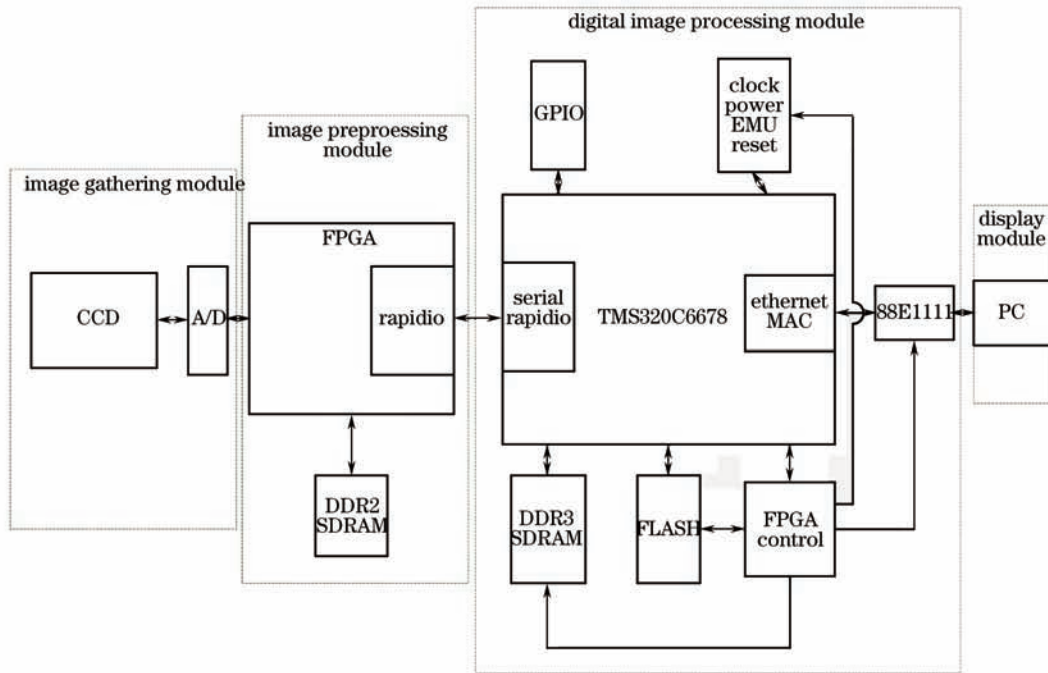


图1 系统硬件整体结构框图
Fig.1 System hardware diagram of the whole structure

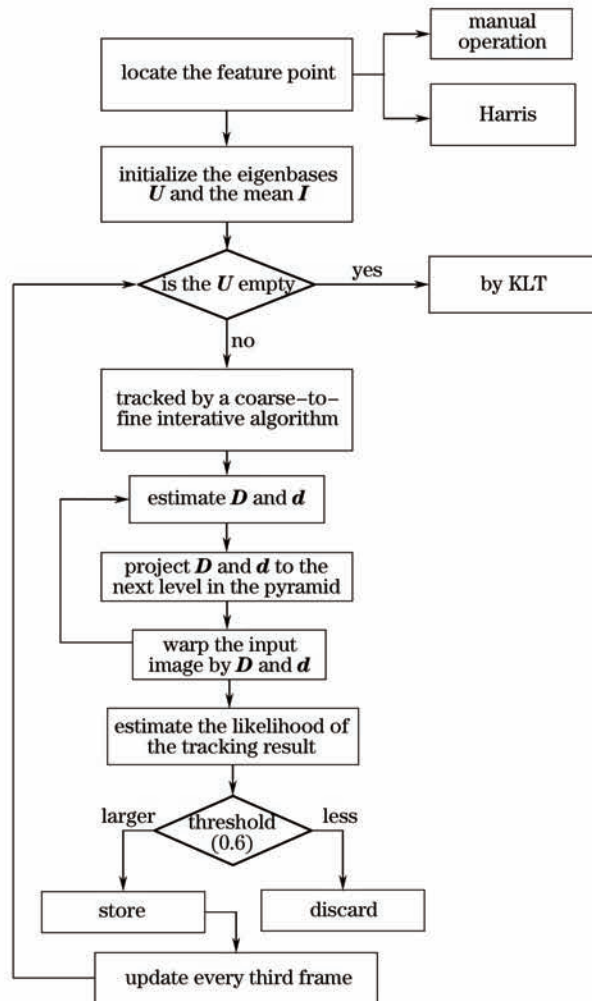


图2 算法流程
Fig.2 Process of the algorithm

征信息与第一帧的特征类似,为了检测潜在的不良特征点,需要不断地监控。由于特征点的跟踪是通过多帧图像实现的,图像的信息往往会发生畸变,因此需要一致性检查。对于从帧到帧的特征跟踪,用简单的平移变换进行一致性检查往往是不足的,因此选用仿射映射来实现一致性的检查。具体实现如图3所示。

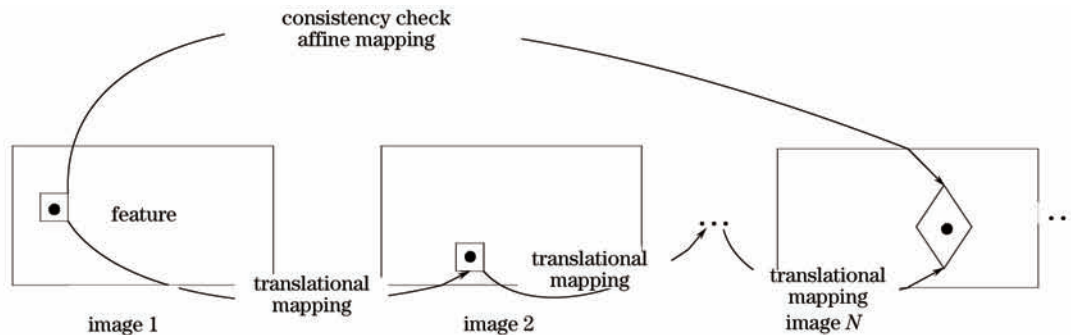


图3 一致性检查流程图

Fig.3 Process of consistency check

4 基于TMS320C6678的改进KLT算法的并行实现方法及优化

4.1 算法并行实现方法

C66x具备4倍的乘累加能力,每个周期32个(16×16 bit)或者8个单精度浮点乘法。而且C66x包含许多内联函数(intrinsics),尤其是可以实现单指令多数据流(SIMD)的优化。

TMS320C6678是基于KeyStone构架的高性能多核DSP,片内有8个C66x核,单独的每个核较以前的C6000系列的单核DSP处理能力有很大的提升。考虑到算法的复杂度,本文选择的任务并行方式为数据流模式。

数据流模式的最大优点是分散控制、分散执行。由于实时性和精确性的要求,对硬件平台的要求很高,尤其是对芯片的处理速度要求极高。将以上算法模块化分解成几个子模块,包括特征点选取、特征点更新、特征点一致性检查、特征点跟踪以及跟踪结果的可靠性检查,它们之间是具有数据关联的,而且整个算法的最终效率取决于子模块中最慢者,每个子模块的通信是通过传递信息的机制来实现的,调用DSP集成开发环境提供的SYS/BIOS和IPC工具,SYS/BIOS主要完成核间的任务调度,IPC实现核间同步和通信。

4.2 算法优化过程

一般的代码优化分为三个层次:1)项目级优化,使用C6000 DSP提供的C\C++编译器,对代码进行不同级别的优化;2)C语言级优化,包括合理安排算法流程、调整数据类型、使用内联函数、循环展开等;3)线性汇编程序级优化,使用线性汇编改写代码中被反复调用并且运行时间过长的代码等。除了进行以上三个层次的优化外,还需对Cache以及数据的搬移等方面进行优化。

经过比较以及试验,本文选用的编译方法是: -k、-mt、-o3、-mw、-ss、“filename”。该编译方式去掉了全部的符号和行号信息,所以“out”文件比较小。

直接使用内联指令。由于算法中存在着大量的加法运算和乘法运算,选用内联指令add2、mpyh1、mpyh完成两组16位数的加法和乘法,效率比单纯16位数的加法和乘法提高一倍。

特征点的提取是遍历整幅图像且对选取的特征点进行排序,在此过程中存在大量的多重循环,在执行时占用大量的时间。多重循环的特点是在优化器优化时在最内层循环中形成一个流水线,该循环就不能充分利用C66X的软件流水线。基于以上特点,在优化算法时将多重循环拆开形成一个单层循环,以减少循环次数和增加并行处理的操作数,从而实现运算速度的提高。

5 实验结果与分析

将图3的算法流程用C语言实现,实验基于TMS320C6678硬件平台,集成开发环境是CCS_5.0.3。图像采集卡的采集速度是25 frame/s,视频图像尺寸设定为720 pixel×576 pixel,利用摄像机实时地对运动目标进行跟踪。

图4给出了计算机模拟的一组序列图,跟踪图的中心点,其中红色方框表示本文的跟踪算法跟踪到的点,绿色方框表示KLT跟踪算法跟踪到的点,蓝色方框表示IVT^[20]算法跟踪到的点。可以看出在图像变形很严重时本文的算法能准确跟踪,而KLT和IVT会存在偏差。

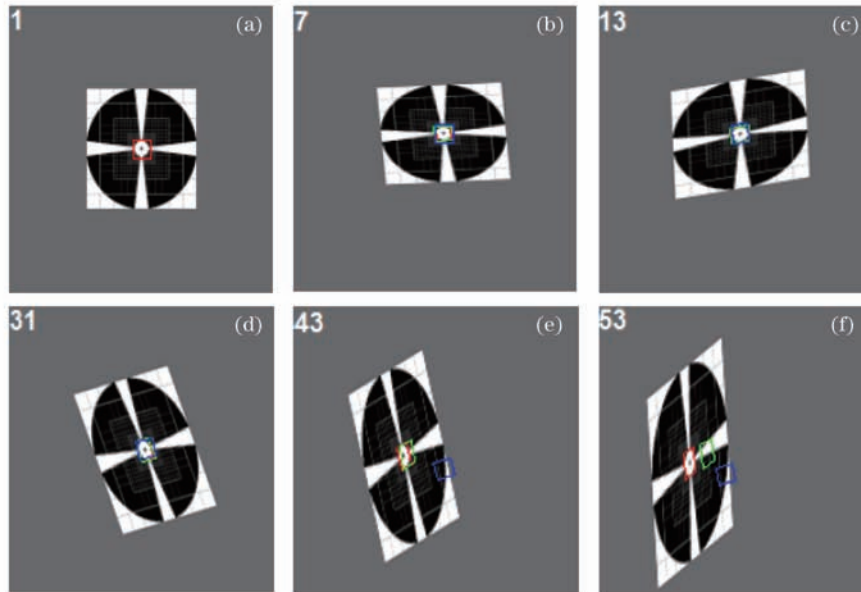


图4 模拟跟踪结果

Fig.4 Tracking results in simulation

图5是在室内用本文的跟踪算法跟踪玩具小车的特征点,能够实现很准确的跟踪。

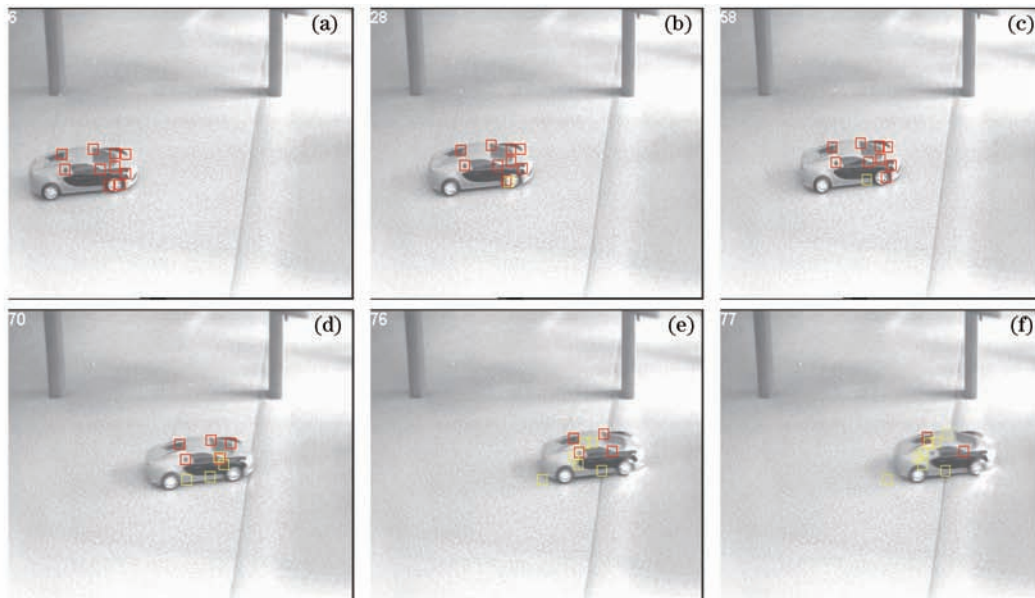


图5 跟踪运动小车

Fig.5 Tracking results of a moving car

图6是对人脸的特征跟踪,在有遮挡的情况下红色方框是本文的算法跟踪到的特征点,KLT算法跟踪到的点用绿色方框框出,黄色方框则是不可信的点。从中可以看出本文的算法在暂时的遮挡消失以后一样可以持续跟踪。

由于本算法被分配到DSP的8个核中并行执行,本系统处理每帧图像的时间比在一般的单核DSP上运行的时间平均节省了10 ms左右,且在TMS320C6678上运行其运算帧频可达25 frame/s,满足该跟踪系统的实时性要求。



图6 在有遮挡情况下的人脸特征跟踪

Fig.6 Tracking results of human face undergoing occlusion

6 结 论

介绍了PCA算法与KLT跟踪算法结合的基于特征的跟踪算法,给出了硬件平台的构成,比较了不同的跟踪算法的优缺点。本文提出的目标跟踪算法在跟踪目标被暂时遮挡的情况下比较有优势,将该算法移植到高性能的多核DSP处理器C6678上,利用C66x强大的定浮点混合运算能力以及多核流水线的优化,实现了对运动目标的准确跟踪。在进一步的研究中将吸取其他算法优点,以在背景更复杂、噪声更多的情况下实现对目标准确的跟踪。

参 考 文 献

- 1 Wen Qingchuan, Da Feipeng, Fang Xu. Calibration for gaze tracking system based on binocular stereo vision[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(10): 1015002.
温晴川, 达飞鹏, 方旭. 基于双目立体视觉的视线跟踪系统标定[J]. 光子学报, 2012, 32(10): 1015002.
- 2 Li Gang, Yan Zongqun, He Yongqiang, *et al.*. Omnidirectional infrared multiple target processing system[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2011, 48(6): 062201.
李刚, 闫宗群, 何永强, 等. 全向凝视红外多目标处理系统[J]. 激光与光电子学进展, 2011, 48(6): 062201.
- 3 Yan Shihua, He Yongqiang, Zhou Yulong. Maneuvering target model of the infrared fisheye detecting system[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(9): 0911002.
严世华, 何永强, 周玉龙. 基于红外鱼眼探测系统的运动目标模型[J]. 光学学报, 2012, 32(9): 0911002.
- 4 Wax N. Signal-to-noise improvement and the statistics of tracking populations[J]. Journal of Applied Physics, 1955, 26: 586-595.
- 5 Y Bar-shalom, E Tse. "Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association"[J]. Automatica, 1975, 11(5): 451-460.
- 6 CR A Singer, R G Sec. "A new Filter for Optimal Tracking in Dense Multitarget Environments"[M]. Annual Allerton Conference on Circuit and System Theory, 1971. 201-211.
- 7 Wei Yongchao. Research on video vehicle tracking based on system on programmable chip[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2011, 48(3): 032501.
魏永超. 基于片上可编程系统的视频车辆跟踪技术研究[J]. 激光与光电子学进展, 2011, 48(3): 032501.
- 8 Ma Jiaqing. Video Moving Object Tracking Method[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013.
马加庆. 视频运动目标的跟踪方法[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.
- 9 Shi Jianbo, Carlo Tomasi. Good features to track[C]. CVPR'94, 1994. 593-600.

- 10 Tomasi Carlo, Takeo Kanade. Detection and Tracking of Point Features[D]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 1991.
- 11 Lucas Bruce D, Takeo Kanade. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]. IJCAI'81, 1981, 2: 674-679.
- 12 Yilmaz Alper, Omar Javed, Mubarak Shah. Object tracking: a survey[J] ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 13.
- 13 Jin Biao, Hu Wenlong, Wang Hongqi. Occlusion handling method for multiple moving objects tracking based on multilevel tracker queues[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(8): 0815001.
金 标, 胡文龙, 王宏琦. 基于多级跟踪队列的运动目标跟踪遮挡处理[J]. 光子学报, 2011, 31(8): 0815001.
- 14 Salari V, Ishwar K Sethi. Feature point correspondence in the presence of occlusion[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(1): 87-91.
- 15 Chetverikov Dmitry, Judit Verestói. Feature point tracking for incomplete trajectories[J]. Computing, 1999, 62(4): 321-338.
- 16 Andrey Chertok, Andrey Lukyanitsa. Tracking feature points: dynamic programming algorithm[C]. CEC'09, 2009. 1032-1037.
- 17 Jolliffe Ian. Principal Component Analysis[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2005.
- 18 Tipping Michael E, Christopher M Bishop. Probabilistic principal component analysis[J]. J Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology), 1999, 61(3): 611-622.
- 19 Texas Instruments Corp. TMS320C6678 Multicore Fixed and Floating-Point Digital Signal Processor Data Manual[EB/OL]. [2012-02-15].
- 20 Ross D A, Lim J, Lin R S, *et al.*. Incremental learning for robust visual tracking[J]. International J Computer Vision, 2008, 77(1-3): 125-141.