# 基于立方体模型和EKF的运动汽车跟踪算法研究

曹 洁,王 伟 CAO Jie,WANG Wei

兰州理工大学 电气工程与信息工程学院,兰州 730050

Department of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China E-mail; wwhnxc@163.com

CAO Jie, WANG Wei.Research on moving vehicles tracking algorithm based on cube model and EKF.Computer Engineering and Applications, 2010, 46(22):236-238.

Abstract: This paper presents a real-time monitoring of moving vehicles detection and tracking algorithm under wide range complex transportation scenes with a fixed camera. According to the rigid body characteristic of vehicles, uses the cube model matching with the moving cars image, avoids the three dimensional reconstruction problem, and obtains the physique information of moving cars intuitively. Combined with the non-linear motion characteristic of vehicles, the paper introduces the EKF algorithm, it can approximately forecast the related parameter information of the target, and reduce the search time of the target tracking, therefore it can track the object with real-time and accurately. Through the real transportation video simulation experiment, the algorithm has a good tracking ability and anti-disturbing capability.

Key words: cube model; Extend Kalman Filter(EKF); moving car; tracking algorithm

摘 要:针对固定摄像机、大范围复杂交通场景,提出了一种运动汽车的实时跟踪算法。根据汽车的刚体特性,采用立方体模型与运动汽车图像进行匹配的算法,避免三维重建的难题,能较为直观地得到运动汽车的形体信息。结合车辆的非线性运动特征引入EKF算法,准确地预测车辆的相关参数信息,减少目标跟踪过程中的搜索时间,从而能够实时准确地跟踪运动汽车目标。通过真实交通视频仿真实验,该算法具有较好的跟踪能力和抗干扰性能。

关键词:立方体模型;扩展卡尔曼滤波(EKF);运动汽车;跟踪算法

DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2010.22.068 文章编号:1002-8331(2010)22-0236-03 文献标识码:A 中图分类号:TP391

#### 1 引言

车辆的实时检测与跟踪是智能交通系统(Intelligent Transportation Systems, ITS)运行决策的基本依据,在ITS中占据十分重要的地位。基于视觉的跟踪自20世纪80年代起近30年的时间里,涌现了许多方法和算法,文献[1]中,将视觉跟踪方法分为4类:基于区域的跟踪、基于特征的跟踪、基于变形模板的跟踪和基于模型的跟踪[2-3],也是目前比较公认的分类方法,涵盖了目前大多数视觉跟踪算法,这些方法各有利弊,尤其是在复杂背景下、车辆存在遮挡以及阴影干扰时对运动汽车实时准确地跟踪,仍然是ITS应用中的一大难题。

以大范围、多目标、干扰明显的交通视频场景为跟踪背景,提出基于立方体模型和扩展卡尔曼滤波(Extend Kalman Filter, EKF)相结合的跟踪算法。建立运动汽车立方体模型,将检测到的汽车用立方体模型来匹配,根据车辆运行速度的非线性特点,采用EKF算法预测未来时刻车辆出现的位置,以减小搜索范围,用来提高跟踪算法的实时性。

# 2 汽车运动模型及立方体模型

## 2.1 汽车的运动模型

在动态跟踪及定位研究领域中,目标运动模型的建立至 关重要,模型是否符合目标运动特性,能否真实反映目标的运 动规律,直接决定着跟踪的精度和准确性,也是目标跟踪研究 的关键问题之一。目前国内外研究中建立了多种运动模型, 各种模型在不同的场合发挥各自优势,常速(Constant Volcity,CV)与常加速(Constant Acceleration,CA)模型适用于常 速及常加速运动目标<sup>[4]</sup>。在应用中,摄像机常安放在路面较为 平整、汽车行驶较为平稳的路段处,图像帧间时差为几十或几 百毫秒,汽车的速度不会发生突变,故而可以假定汽车为匀速 运动或者匀加速运动,采用CA和CV模型可以较好地描述汽 车的运动规律。

假设在某一时刻t汽车位于X(t)的位置,经过时间T后,汽车运动到下一时刻t+1的位置为X(t+1),根据物理学运动规律得到:

基金项目:甘肃省自然科学基金(the Natural Science Foundation of Gansu Province of China under Grant No.0710RJZA060)。

**作者简介:**曹洁(1966-),女,教授,硕士生导师,主要研究方向:智能交通系统、多传感器信息融合等;王伟(1982-),男,硕士生,主要研究方向:智能交通系统。

收稿日期:2009-01-15 修回日期:2009-03-24



$$X(t+1) = X(t) + \dot{X}(t)t \tag{1}$$

实际中汽车的运动受驾驶者操作、路况以及检测效果等因素的影响,运动速度总是变化的,为了能更好地描述汽车的运动规律,增加一个随机加速度噪声,即:

$$X(t+1) = X(t) + \dot{X}(t)t + W(t)$$
 (2)

将其用矩阵形式表示,即:

$$\begin{bmatrix} x(t+1) \\ \dot{x}(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} w(t)$$
 (3)

式(3)即目标运动的二阶常速非机动(CV)模型。式中,W(t)的统计特性是均值为0,方差为 $\delta^2$ 的高斯白噪声。

在某时刻,当目标的加速度变化为一个单位时,目标的运动速度就发生了数量为t的变化,其空间位置的增量则为t/2。通过对式(2)进行修改,得到目标的机动模型(CA),即:

$$X(t+1) = X(t) + \dot{X}(t)t + \frac{t^2}{2}\ddot{X}(t) + V(t)$$
(4)

将其用矩阵形式表示,即:

$$\begin{bmatrix} x(t+1) \\ \dot{x}(t+1) \\ \ddot{x}(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & t & t^2/2 \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \\ \ddot{x}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t^2/2 \\ t \\ 1 \end{bmatrix} v(t)$$
 (5)

式中,V(t)统计特性是均值为0、方差为 $\delta_t^2$ 的高斯白噪声。式 (5)就可以作为运动汽车的三阶常加速机动(CA)模型。

通常情况下,二阶 CV 模型能够基本准确地体现车辆的运动规律,当运动汽车的速度变化较小时能够较为准确地预测运动参数;当汽车速度在较短时间内出现较大变化时,采用三阶 CA 模型,在实际应用中根据检测和计算到的运动汽车速度变化情况进行实时的模型调整和修正。

#### 2.2 汽车的立方体模型

文献[5]中,中科院模式识别国家重点实验室研究人员为车辆建立详细的线框模型,进行姿态评价和跟踪检测,这种方法能够较为精确地得到车辆的形体信息,但模型复杂,无法进行多车辆的实时跟踪。目前,在交通视频跟踪系统中,车辆的检测与跟踪通常是以识别汽车目标以及获得汽车的运动信息为目的,根据其结构形态,对车辆进行抽象描述,忽略不必要的细节,车辆都具有近似立方体或立方体的组合结构<sup>16</sup>,如图1所示。文献[6]将立方体模型用于汽车识别取得较好的效果。



图1 车辆形体立方体模型

采用单个立方体模型对车辆进行匹配跟踪,该方法具有描述简单、自由参数少、有层次描述能力等显著的优点,保证了系统处理的实时性要求。通过车辆的长、宽、高以及姿态角4个参数近似直观的表示车辆及其在道路中的运行情况。在以后的深入研究中,考虑组合立方体实现车辆的基本模型结构。

## 3 跟踪算法

#### 3.1 EKF跟踪算法

采用 EKF 算法<sup>[7-8]</sup>, 通过对非线性动态和量测方程的级数 展开得到一种在线线性化算法, 只需要知道当前的一个测量 值和前一个采样周期的预测值, 借助系统本身的状态转移方 程,按照一套递推公式就能进行状态估计,得到下一时刻的各个量预测值,为进一步数据处理提供依据,同时不要求保存过去的测量数据,节省了大量的存储空间,也大大提高了系统的工作效率。其非线性系统离散动态方程可表示为:

$$X(t+1) = \varphi[X(t), t] + \mathbf{G}(t)W(t)$$
(6)

假设在时刻t已经得到滤波 $\hat{X}(t/t)$ ,并假定过程噪声是零均值白噪声,且噪声分布矩阵G(t)为已知,即:

$$E[W(t)] = 0 (7)$$

$$E[W(t)W'(k)] = Q(t)\delta_{tk}$$
(8)

量测方程表示为:

$$Z(t) = H[t, X(t)] + V(t)$$

$$(9)$$

其中量测噪声也是加性零均值白噪声:

$$E[V(k)] = 0 (10)$$

$$E[V(t)V'(k)] = R(t)\delta_{tk}$$
(11)

与标准 Kalman 滤波一样,它也有五大递推方程:

$$\hat{X}_{t+\parallel t} = \varphi[\hat{X}_{t\mid t}, t] \tag{12}$$

$$P_{t+\parallel_{l}} = \frac{\partial \varphi_{t}}{\partial \hat{X}_{t}} P_{t+\parallel} \left( \frac{\partial \varphi_{t}}{\partial \hat{X}_{t}} \right)^{T} + GQG'$$
(13)

$$\mathbf{K}_{t+1} = P_{t+1|t} \left( \frac{\partial H_{t+1}}{\partial \hat{X}_{t+1|t}} \right)^{T} \left\{ \frac{\partial H_{t+1}}{\partial \hat{X}_{t+1|t}} P_{t+1|t} \left( \frac{\partial H_{t+1}}{\partial \hat{X}_{t+1|t}} \right)^{T} + R_{t+1} \right\}^{-1}$$
(14)

$$\hat{X}_{t+1|t+1} = \hat{X}_{t+1|t} + K_{t+1} \{ Z_{t+1} - H[\hat{X}_{t+1|t}] \}$$
 (15)

$$\boldsymbol{P}_{t+1} = \left(I - K_t \frac{\partial H}{\partial \hat{X}_{t|t-1}}\right) \boldsymbol{P}_{t+1|t}$$
(16)

其中, $K_{t+1}$ 为滤波增益矩阵; $P_{t+1}$ ,为预测误差协方差矩阵; $P_{t+1}$  为滤波误差协方差矩阵。滤波器初始值根据检测到的图像中的目标参数来设定。本文检测算法采用帧差和背景差相结合的方法,检测过程中对背景进行实时选择性统计更新。

考虑到汽车在2D图像空间运动,结合运动汽车的立方体模型,将状态向量定义为:

 $X = \begin{bmatrix} x(t) & y(t) & \dot{x}(t) & \dot{y}(t) & \ddot{x}(t) & \ddot{y}(t) & L(t) & W(t) \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$  (17) 其中x(t)、y(t)为方位坐标信息; $\dot{x}(t)$ 、 $\dot{y}(t)$ 分别表示目标在x、y方向上的运动速度; $\ddot{x}(t)$ 、 $\ddot{y}(t)$ 分别为目标在x、y方向上运动的加速度;L(t)、W(t)分别为目标最小外接矩形(MER)的长度和宽度。

其观测方程由上述建立的汽车运动模型得到:

$$Z(t) = H[X(t), t] + V(t)$$
 (18)

式中,**Z**的四个分量分别代表目标的中心坐标以及最小外接矩形的长和宽,由检测信息和汽车的运动模型得到。

系统跟踪算法流程如图2所示,首先对背景以及滤波器 初始化,对输入的图像信息进行检测处理,根据判断准则判断



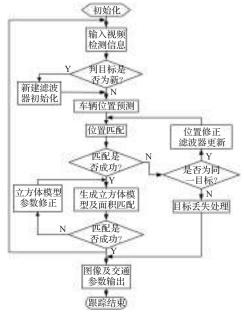


图2 跟踪算法流程图

目标是否为新目标,对于新的目标建立新的滤波器,进行位置及相关参数预测;其次是位置匹配环节,判断匹配是否成功,不成功则进行同一目标判断,决定进行位置修正及滤波器参数更新或者目标丢失处理;最后是模型匹配,将生成的立方体模型与检测到的目标进行匹配及模型修正,然后将得到的结果输出,转到下一帧图像的循环处理。

#### 3.2 匹配算法

通过分析2D图像中运动汽车所呈现的性质,以及作为刚体目标的汽车形变较小,相对固定,将三维汽车用立方体描述后,只有长宽高三个参数,考虑到实际汽车的长和宽与汽车的高度有紧密的联系,通过分析和统计把汽车的高度和宽度建立函数关系,用汽车的长宽比的参数将其大致划分为三类:

$$H_{i} = H(L/W) = \begin{cases} 0.5 \ W_{i}; & \text{if} & L/W < thr_{1} \\ W_{i}; & \text{if} & thr_{1} \le L/W < thr_{2} \\ 1.5 \ W_{i}; & \text{otherwise} \end{cases}$$
(20)

由于摄像机的成像原理所致,得到的图像是非线性的,在 图像中心区域的主车道上,车辆图像的长宽与真实尺寸相对 接近,在两侧道路区域上的车辆采用45°修正处理,使之与真 实值接近。通过分析图像中车辆参数可知宽度 W是最为直观 的,将高度与其建立比例关系,能够使误差最小化。根据对大 量车辆的长宽高统计,用长宽比得到高度,虽然不能精确描述 所有车辆,但对于绝大多车辆都能够满足。

将得到的运动汽车目标区域和根据检测信息生成的立方体模型进行匹配,由立方体得到的2D图像投影应该与实际检测到运动汽车区域修正后的面积是吻合的,故而,通过对二者面积的比较,用面积差值信息修正和调整立方体模型的大小。当面积差值满足阈值范围则认为匹配成功,不满足则根据差值的正负来调整立方体模型的参数继续匹配,直到差值满足阈值要求,其面积差值函数定义为:

$$C(s_o, s_c) = S_o - S_c = \begin{cases} 1, & \text{if} & S_o - S_c > thr \\ 0, & \text{if} & \left| S_o - S_c \right| \le thr \\ -1, & \text{otherwise} \end{cases}$$
 (21)

式中: $C(s_o, s_c)$ 表示检测目标区域的面积与立方体投影面积的差值,为零则跟踪匹配成功,为正则说明车辆图像偏大,将立方体模型变大;为负则说明车辆图像偏小,将立方体模型调小;其中, $S_o$ 为汽车目标区域的面积, $S_c$ 为立方体模型的投影面积,thr为设定的面积阈值。

#### 4 跟踪仿真结果及分析

仿真实验采用真实的压缩格式视频流,通过格式转换得到 640×480bmp 格式图像序列。实验环境采用普通配置台式 PC 机 (Pentium IV, 1.70 GHz, 512 MB 内存),仿真软件采用 Matlab7.0,每秒钟可处理 12~18 帧图片,基本上能够到达实时 跟踪的目的。跟踪结果如图 3 所示。



(a)第00170帧跟踪标记



(b)第00194帧跟踪标记



(c)第00170帧跟踪边缘结果

(d)第00194帧跟踪边缘效果

图3 跟踪仿真结果图

图 3 中(a)和(b)是对跟踪结果中截取的两帧不同图像,在较短时间间隔内不同时间点包含同样车辆,(c)和(d)是对跟踪结果的边缘检测效果,能够直观地看出实际车辆图像充满整个立方体,模型基本接近车辆真实的形体尺寸,该方法能够准确地跟踪运动汽车,由于实际光影变化及阴影的消除误差所致,立方体与真实的车辆还存在一些差异,部分车辆差异稍大,有待于引入较为精确的修正算法予以解决,在实时性和精确性之间实现较好的结合。

#### 5 结论

通过对检测及跟踪过程中算法的分析和改进,提出基于立方体模型和EKF算法的运动目标检测和跟踪方法,对大范围、复杂场景下多运动目标的检测和跟踪性能良好,既能准确快速的实现对运动汽车的跟踪,又能避免3D跟踪的难点和多目摄像机配准的难题,从2D图像信息中复现3D信息,为跟踪的深入应用打下基础。由于实际采集到的实际视频图像质量较低,给检测带来很大困难,在检测算法方面有待于进一步深入研究;引入精确的姿态评估算法使立方体模型和汽车目标更好的结合,从而以最小的误差跟踪车辆。

## 参考文献:

- [1] 侯志强,韩崇昭.视觉跟踪技术综述[J].自动化学报,2006,32(4): 603-617
- [2] Kyrki V, Kragic D.Integration of model-based and model-free cues for visual object tracking in 3D[C]//Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation Barcelona, Spain, 2005, 4:1554-1560.

(下转241页)

