

基于卡尔曼滤波的折反射全向图像目标跟踪

谭树人, 林高鹏, 张茂军

(国防科技大学信息系统与管理学院, 湖南长沙 410073)

摘 要: 由于折反射成像的特点, 当目标在空间沿直线运动时, 在全向图像上的成像轨迹不是直线而是二次曲线, 导致在应用普通透视图像的轨迹预测方法时对目标的下一位置预测误差大. 本文采用折反射成像统一的球面投影模型把已知的目标在全向图像上的成像点投影到球面上, 然后在球面上建立全向卡尔曼滤波器对目标下一个位置进行预测, 预测的结果重投影回全向图像上完成目标的位置预测. 在合成和实际的全向视频上的实验结果显示修改后的全向卡尔曼滤波器目标位置预测精度和稳定性都得到显著提高.

关键词: 折反射全向图像; 卡尔曼滤波; 目标跟踪; 轨迹预测

中图分类号: TP274.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 02-0464-07

Object Tracking Based on Kalman Filter for Catadioptric Omnidirectional Image

TAN Shu-ren, LIN Gao-peng, ZHANG Mao-jun

(College of Information Systems and Management, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: Because of the features of catadioptric imaging, when the object has linear motion in real space, its trajectory on omnidirectional images is not a straight line, but conic. It leads to the big error in prediction of object's next position when applying trajectory prediction method for common perspective image. The authors adopt unifying catadioptric imaging sphere projection model to project object's imaging point in omnidirectional images onto the sphere where the author then establishes omnidirectional kalman filter to predict next position of the object. The result of prediction will project back to omnidirectional image to fulfill position prediction of objects. Experimental results in synthetic and real omnidirectional video demonstrate an obvious improvement in accuracy and stabilization of modified omnidirectional kalman filter in object position prediction.

Key words: catadioptric omnidirectional image; Kalman filter; object tracking; trajectory prediction

1 引言

卡尔曼滤波器^[1]是一个对动态系统的状态序列进行线性最小方差误差估计的算法, 经常应用于目标跟踪中的轨迹预测. 特别当发生目标遮挡、检测失误时, 可以利用卡尔曼滤波器的预测结果, 在特定的区域搜索目标, 等待目标的再次出现, 这是解决运动目标跟踪中出现遮挡问题的一种有效的方法.

卡尔曼滤波器中对运动目标下一个位置的预测是以直线运动为基础的, 即下一位置是在当前位置的基础上沿运动的方向进行直线延伸, 这对普通图像而言是合适的. 然而由于折反射全向成像的特点, 即使当目标沿直线运动时, 在折反射全向图像上的成像点也不是直线, 而是二次曲线, 具体的曲线形状与目标和摄像机之间的相对位置以及镜面形状有关^[2]. 因此, 当在折反射全向图像上采用卡尔曼滤波器进行目标跟踪时, 如果仍然采用在普通透视图像上采用的状态预测方法, 将会降

低目标状态预测的准确性. 另外, 在折反射全向图像上, 即使目标确实是匀速运动, 当目标成像在折反射全向图像的不同位置时, 在经过单位时间间隔后, 其成像位置与上一个成像位置之间的距离也不相同. 典型地, 当运动目标从图像边缘向图像中心运动时, 当目标成像在图像边缘时前后两个成像位置之间的距离最大, 越接近图像中心前后两个成像位置之间的距离越小, 而且这种变化不是线性的.

本文针对目标沿直线运动时在折反射全向图像上的成像轨迹是二次曲线的问题, 根据折反射成像几何, 修改卡尔曼滤波器中对运动目标下一个位置的估计方法, 提高折反射全向图像目标跟踪时卡尔曼滤波的状态预测精度. 我们首先简短回顾全向图像目标跟踪的相关研究工作. 然后推导了目标在三维空间中运动时的目标状态预测方程, 最后, 我们在合成和实际的全向视频上进行运动目标轨迹预测对比实验, 对方法的有效性进行了验证.

2 相关工作

对单视点折反射成像系统,如果成像几何已知,则可以从有效视点将全向图像先投影到一个柱面上再展开到一个平面上形成平面透视图像,这个图像称为全景图像^[3].全景图像尽管仍然存在变形,但视觉效果很接近透视图像,这样就可以使用传统的目标跟踪方法.Cielniak 等^[4]在跟踪移动的人时将全向图像展开获得全景图像,用人工智能网络方法估计人的深度,用卡尔曼滤波器结合外观特征跟踪人的位置.实验结果显示跟踪效果精确、可靠.这种方法需要将全向图像展开为全景图像,这除了耗费计算时间外,也在图像中增加了干扰,从而导致小目标检测的困难.为此,一些研究者在原始全向图像中开展目标跟踪方法研究.

Boulton 等^[5]在全向图像视觉监控中针对小面积、慢速度的目标,在原始全向图像中通过建立自适应背景模型进行像素级目标检测.他们基于目标的时空特征和亮度特征进行目标跟踪.Lin 等^[6]在家庭监护系统中采用减背景法检测运动目标,然后提取目标的颜色信息并通过 CamShift 算法跟踪目标,此外,他们结合光流方法克服光照变化的影响.他们通过用实际场景图像实验验证了方法的有效性.这些方法主要集中在运动目标检测上,对目标的跟踪与普通透视图像方法一致,采用基于特征的跟踪方法,没有考虑全向图像的变形,当发生目标遮挡时会造成跟踪丢失.

Christopher 等^[7]在估计移动机器人的位移时考虑了全向图像不均一的分辨率,通过单视点折反射成像统一的球面投影模型扩展了单应性的概念,采用一个参数化的方法在全向图像中跟踪分片平面场景.Liu 等^[8]建议在无人驾驶水上交通工具上的全向视觉监视系统中用视觉关注方法进行目标检测,用自适应选择关键特征和均值漂移方法进行目标跟踪.Ikoma 等^[9]在全向图像的多运动目标跟踪中提出了一个新的从权重粒子显示跟踪结果的方法,他们用数字仿真和实际图像实验展示了方法的跟踪性能.杨淑莹等^[10]提出采用集成光流和核粒子滤波的方法来在全向视觉中检测和跟踪运动目标.他们根据全向图像的环形特性,基于以图像中心为原点的极坐标改进了传统的光流和核粒子滤波算法.实验显示他们的方法能更实时和精确地检测和跟踪运动目标.这些方法考虑了全向图像的变形,对普通透视图像上的目标跟踪方法进行改进和优化,但主要是针对跟踪方法本身,没有充分利用折反射成像几何.

我们将根据折反射成像几何,修改传统运动目标跟踪方法中不适应折反射全向图像成像几何的部分,修改后的方法在形式上与普通透视图像上的目标跟踪方法一致.下一节我们将针对目标沿直线运动时在折反射全

向图像上的成像轨迹是二次曲线的问题,修改卡尔曼滤波器中对运动目标下一个位置的估计方法,提高折反射全向图像卡尔曼滤波目标跟踪时的状态预测精度.

3 全向图像卡尔曼滤波

利用卡尔曼滤波器对运动目标的位置和速度进行预测,一般假设目标在很短的时间间隔内其状态变化比较小,因此可以认为目标在单位时间间隔内是匀速运动.卡尔曼滤波器对运动目标下一个位置的估计是目标前一时间点在图像上的 x 和 y 方向上的位置分别加上 x 和 y 方向的速度乘以单位时间间隔.对折反射全向图像,由于空间直线成像为二次曲线,不能再用简单的速度乘时间的公式计算下一位置,需要推导新的状态预测方程.

Geyer 等^[11]将单视点折反射摄像机的成像过程等效为一个一般化的投影模型.折反射摄像机的成像过程被等价两步投影:第一步,将场景透视投影到以反射镜面的焦点 O_1 为球心的单位球面上;第二步,以某一空间点 O_2 为投影中心,将单位球面点上的投影点再透视投影到与 O_1O_2 垂直的投影平面 Π 上,从而形成折反射图像.如图 1 所示,定义有向投影射线 P_1 通过三维点 P_w 和球的中心,这个射线与球面交于 P_s .有向投影射线 P_2 通过点 P_s 和位于球的中心和北极之间的 Z 轴上的一个点 O_2 , P_2 与图像平面交于点 P_c .点 O_2 与球面中心 O_1 的距离为 ξ , ξ 的值依赖于镜面的几何特征.

设二维图像平面点的坐标为 (m_x, m_y) ,它在球面上的反投影点的球面坐标为 (x_s, y_s, z_s) ,坐标原点为有效视点,则有:

$$\lambda \begin{bmatrix} m_x \\ m_y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} rfe & s & u_0 \\ 0 & fe & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \xi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_s \\ y_s \\ z_s \\ 1 \end{bmatrix}$$

其中,中 (u_0, v_0) 是主点(principal point)的坐标, fe 为折反射摄像机的有效焦距, s 是畸变因子(skew factor), r 是纵横比(aspect ratio).这样在通过全向摄像机标定^[12]获得内参数矩阵和镜面参数 ξ 后,可以很容易在二维图像平面点和三维球面点之间建立映射关系^[13].

通过这种球面投影模型,空间中一条三维线在单位球上的投影为大圆^[14],即半径为单位球半径的圆,中心为球心 O_1 .也就是过球心和直线的平面横截单位球的结果.如图 1 所示.而这个大圆通过 O_2 第二次投影到图像平面后形成一条二次曲线.

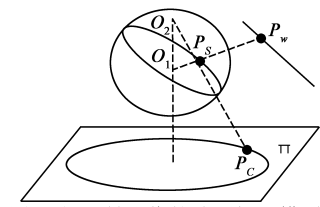


图1 折反射成像的球面投影模型

当且仅当空间直线与光轴 O_1O_2 共面时,图像曲线退化为直线.对目标跟踪的问题来说,可以假设在单位时间内目标在物理空间的运动形成一条直线,目标的运动轨迹在单位球上投影为大圆上的一段弧,然后再投影为图像平面上的二次曲线上的线段.由于这个二次曲线的参数未知,且计算困难^[15],所以很难直接在全向图像上通过二次曲线的拟合来预测目标的下一个位置.我们的解决思路是先把已知的目标在全向图像上的点反向投影到大圆上,然后在大圆上通过目标球面投影点与实际物理空间点之间的关系计算出目标在大圆上的下一个位置点,然后将这个位置点反投影到全向图像上得到目标在全向图像上的下一个位置点.

将单位球面上目标点的位置用极坐标表示 $(1, \varphi, \theta)$, φ 为方位角, θ 为俯仰角.为计算方便,俯仰角采用目标和球心的连线与 XY 平面的夹角.设 $K-2, K-1, K, K+1$ 时刻目标在大圆上的位置 PS_{k-2}, PS_{k-1}, PS_k 和 PS_{k+1} 的极坐标为 $(1, \varphi_{k-2}, \theta_{k-2}), (1, \varphi_{k-1}, \theta_{k-1}), (1, \varphi_k, \theta_k), (1, \varphi_{k+1}, \theta_{k+1})$, 则显然目标在物理空间中的位置 P_{k-2}, P_{k-1}, P_k 和 P_{k+1} 的方位角和俯仰角与在大圆上的投影点的方位角和俯仰角相同.目标球面投影点与实际物理空间点之间的关系如图 2 所示.设 P_{k-2}, P_{k-1}, P_k 和 P_{k+1} 在 XY 平面上的投影点为 PL_{k-2}, PL_{k-1}, PL_k 和 PL_{k+1} .若物体在物理空间中作匀速直线运动,则线段 $PL_{K-2}PL_{K-1}, PL_{K-1}PL_K, PL_KPL_{K+1}$ 相等.设 PL_{k-2}, PL_{k-1}, PL_k 和 PL_{k+1} 与球心连线之间的夹角分别为 $\Psi_{k-2}, \Psi_{k-1}, \Psi_k$, 由于目标在单位球面上的投影点并不是作匀速弧线运动,所以它们不相等.为了计算出 Ψ_k , 设 PL_k 与球心 O 的连线和 PL_k 与 PL_{k+1} 的连线的夹角为 η_k , 则有:

$$\frac{\sin(\eta_k - \Psi_{k-1})}{\sin(\eta_k + \Psi_k)} = \frac{\sin(\Psi_{k-1})}{\sin(\Psi_k)}$$

$$\frac{\sin(\eta_k)}{\sin(\eta_k - \Psi_{k-1} - \Psi_{k-2})} = \frac{\sin(\Psi_{k-1})}{\sin(\Psi_{k-2})}$$

联立两式可得:

$$\eta_k = \arctan \frac{\sin(\Psi_{k-1} + \Psi_{k-2}) \times \sin(\Psi_{k-1})}{\sin(\Psi_{k-1}) \cos(\Psi_{k-1} + \Psi_{k-2}) - \sin(\Psi_{k-2})}$$

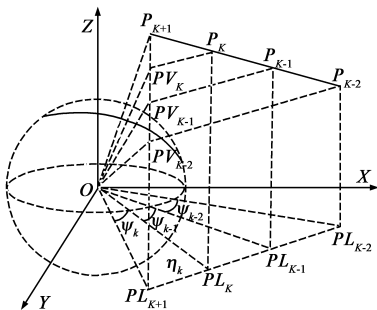


图2 目标球面投影点与实际空间点关系图

$$\Psi_k = \arctan \frac{\sin(\Psi_{k-1} + \Psi_{k-2}) \times \sin(\Psi_{k-1})}{3\sin(\Psi_{k-2}) - \sin(\Psi_{k-1})\cos(\Psi_{k-1} + \Psi_{k-2})}$$

而:

$$\Psi_{k-1} = \varphi_k - \varphi_{k-1}, \Psi_{k-2} = \varphi_{k-1} - \varphi_{k-2}, \Psi_k = \varphi_{k+1} - \varphi_k$$

所以:

$$\varphi_{k+1} = \varphi_k +$$

$$\arctan \frac{\sin(\varphi_k - \varphi_{k-2}) \times \sin(\varphi_k - \varphi_{k-1})}{3\sin(\varphi_{k-1} - \varphi_{k-2}) - \sin(\varphi_k - \varphi_{k-1})\cos(\varphi_k - \varphi_{k-2})} \quad (1)$$

这样,若已知球面上三个连续位置点的方位角,就可以计算得到第四个点的方位角.又设 P_{k-2}, P_{k-1}, P_k 在 $PL_{k+1}PL_{k-2}P_{k-2}P_{k+1}$ 平面内在直线 $PL_{k+1}P_{k+1}$ 上的投影点为 PV_{k-2}, PV_{k-1}, PV_k , 则有:

$$\tan \angle PL_{k+1}OP_{k+1} = 2\tan \angle PL_{k-1}OPV_k - \tan \angle PL_{k-1}OPV_{k-1}$$

$$\tan \angle PL_{k-1}OPV_{k-1} = \frac{\sin(\eta_k + \Psi_k) \times \tan(\theta_{k-1})}{\sin(\eta_k - \Psi_{k-1})}$$

$$\tan \angle PL_{k+1}OP_{k+1} = \tan(\theta_{k+1})$$

$$\begin{aligned} \tan \angle PL_{k-1}OPV_k &= \frac{PV_k PL_{k+1}}{OPL_{k+1}} = \frac{P_k PL_k}{OPL_{k+1}} \\ &= \frac{OPL_k \times \tan(\theta_k)}{OPL_{k+1}} = \frac{\sin(\eta_k + \psi_k) \tan(\theta_k)}{\sin(\eta_k)} \end{aligned}$$

所以:

$$\begin{aligned} \tan(\theta_{k+1}) &= 2 \times \frac{\sin(\eta_k + \Psi_k) \times \tan(\theta_k)}{\sin(\eta_k)} \\ &\quad - \frac{\sin(\eta_k + \Psi_k) \times \tan(\theta_{k-1})}{\sin(\eta_k - \Psi_{k-1})} \\ &= \frac{\sin(\eta_k + \Psi_k)}{\sin(\eta_k)} (2\tan(\theta_k) - \tan(\theta_{k-1}) \frac{\sin(\eta_k)}{\sin(\eta_k - \Psi_{k-1})}) \\ &= \frac{\sin(\Psi_k + \Psi_{k-1})}{2\sin(\Psi_{k-1})} (2\tan(\theta_k) - \tan(\theta_{k-1}) \frac{2\sin(\Psi_k)}{\sin(\Psi_k + \Psi_{k-1})}) \\ &\quad - \frac{(4\tan(\theta_k)\sin(\varphi_{k-1} - \varphi_{k-2}) - \tan(\theta_{k-1})\sin(\varphi_k - \varphi_{k-2}))}{\sqrt{F}} \end{aligned} \quad (2)$$

其中:

$$F = 9\sin^2(\varphi_{k-1} - \varphi_{k-2}) + \sin^2(\varphi_k - \varphi_{k-1}) - 6\sin(\varphi_{k-1} - \varphi_{k-2}) \cdot \cos(\varphi_k - \varphi_{k-2})\sin(\varphi_k - \varphi_{k-1})$$

定义卡尔曼滤波器的系统状态为 $X(k)$, 一个 6 维向量 $(X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6)$, 分别代表目标当前时刻在单位球面上的方位角和俯仰角的值, 在方位角和俯仰角上的角速度和在方位角和俯仰角上的角加速度. 定义二维观测向量 $Z(k)$, 即 (Z_1, Z_2) 表示观测得到的目标在单位球面上的方位角和俯仰角的值. 设观测间隔时间为 T , 则状态方程为: $X(k+1) = F(X(k)) + W(k)$. 其中, $F(X(k)) = [f_1[X(k)], f_2[X(k)], f_3[X(k)], f_4[X(k)], f_5[X(k)], f_6[X(k)]]^T$. $f_1[X(k)], f_2[X(k)]$ 可将:

$$\varphi_k = X_1(k), \quad \varphi_{k-1} = X_1(k) - X_3(k) \times T$$

$$\theta_k = X_2(k), \quad \theta_{k-1} = X_2(k) - X_4(k) \times T$$

$$\varphi_{k-2} = X_1(k) - X_3(k) \times T + X_5(k) \times T^2$$

$$\theta_{k-2} = X_2(k) - X_4(k) \times T + X_6(k) \times T^2$$

代入式(1)(2)得到. 而:

$$f_3[X(k)] = \frac{f_1[X(k)] - X_1(k)}{T}$$

$$f_4[X(k)] = \frac{f_2[X(k)] - X_2(k)}{T}$$

$$f_5[X(k)] = \frac{f_3[X(k)] - X_3(k)}{T}$$

$$f_6[X(k)] = \frac{f_4[X(k)] - X_4(k)}{T}$$

由于状态方程非线性,所以需要使用扩展卡尔曼滤波器^[16].全向图像上的扩展卡尔曼滤波器与普通透视图像上的扩展卡尔曼滤波器在形式上完全一致,只不过以目标在单位球面上的极坐标和角速度替代了目标在图像平面上的坐标和速度.而目标在单位球面上的极坐标和目标在图像平面上的坐标之间是可以通过上面描述的两次投影的方式进行相互转换的,因此对于最后目标在图像平面上的位置的预测可以通过单位球面上的极坐标到图像平面上的坐标之间的转换完成.同样,在图像平面上目标的坐标也必须经过逆向转换到单位球面上之后再参加系统状态的更新运算.而目标在单位球面上的角速度是直接在单位球面上计算获得,并且不需要再转换到图像平面上去.

4 实验结果

实验的目的是为了检测提出的运动目标预测方法与传统方法相比,在预测目标状态的准确度上的改善效果.我们分别在合成视频和实际的视频中进行目标检测和目标位置预测实验.采用合成视频进行实验是因为在合成视频中很容易控制运动目标的速度和运动

轨迹,这样能够充分测试方法在不同条件下的效果.在两种实验中我们都采用减背景法进行目标检测,检测到的目标用质心点来表示.由于目标检测的效果不是我们实验的目的,为了减小目标检测的效果对位置预测效果的影响,在合成视频实验中,目标设定为一个运动的高亮点,这样检测到的目标质心误差很小.而在实际的视频实验中,我们采用与背景颜色区别显著的运动小车作为跟踪目标以提高目标检测位置的精度.

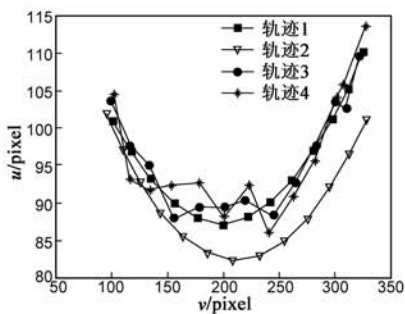
4.1 合成视频实验

在合成视频实验中,我们在 3dsmax 中模拟折反射摄像机采集一个高亮点的运动视频,每帧图像大小为 400×400 ,帧速率均为 25fps.为了充分测试方法在目标不同运动条件下的状态预测效果,我们让亮点从起始点开始分别采用三种不同的运动方式运动.第一种运动方式为匀速直线运动,亮点在三维空间中的一个水平面内沿 X 轴从左至右作匀速直线运动.第二种运动方式为非匀速直线运动,亮点在三维空间中的一个水平面内沿 X 轴方向作速度无规则变化的运动.第三种运动方式为非匀速非直线运动,亮点在三维空间中沿 XYZ 三个方向作曲线且速度无规则变化的运动.

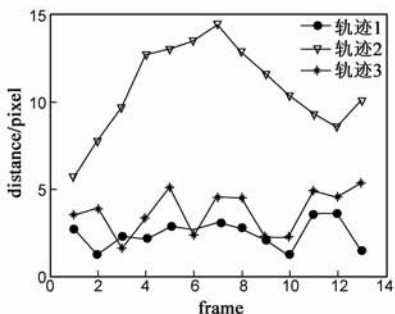
图 3、图 4、图 5 所示分别为匀速直线运动实验效果、非匀速直线运动实验效果和非匀速非直线运动实验效果.图 3(a)、图 4(a)、图 5(a)中白点为目标亮点的运动轨迹.图 3(b)、图 4(b)、图 5(b)中的三条轨迹线分别为亮点位置量测坐标值轨迹(图中轨迹 1)、采用普通透视图像卡尔曼滤波方法(图中轨迹 2)和全向卡尔曼滤波方法(图中轨迹 3)时的亮点预测位置坐标值轨迹.图 3(c)、图 4(c)、图 5(c)显示了采用普通透视图像卡尔曼滤波方法(图中轨迹 2)和采用全向卡尔曼滤波方法(图中轨迹 1)得到的预测位置坐标值与量测值之间的像素距离.



(a) 目标的运动轨迹



(b) 目标位置量测及预测坐标值轨迹



(c) 两种预测点与量测点之间的像素距离

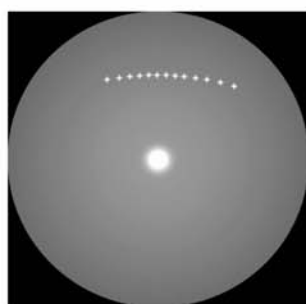
图3 合成视频匀速直线运动实验结果

从图 3(b)中可以看出,在目标进行匀速直线运动时,与普通透视图像卡尔曼滤波方法相比,全向卡尔曼滤波方法无论在位置预测的准确度上还是在预测轨迹与量测轨迹的拟合度上都显著提高.从图 3(c)中可以更

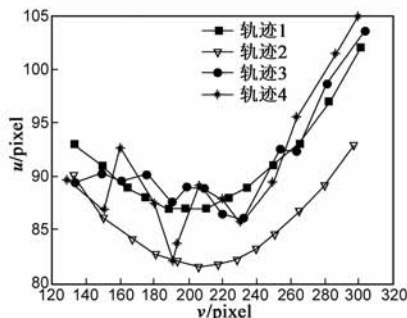
明确地看出,采用普通透视图像卡尔曼滤波方法时,其预测值与量测值的平均误差都在 5 个像素距离以上,最大预测误差接近 15 个像素距离.而采用全向卡尔曼滤波方法时预测值与量测值的误差在 2 个像素距离左右.

从图4(c)中可以看到,在目标作非匀速直线运动时,全向卡尔曼滤波方法的预测稳定性略有降低,其预测值与量测值的误差在1到4个像素距离之间.从图5(c)中可以看到,在目标作非匀速非直线运动时,全向

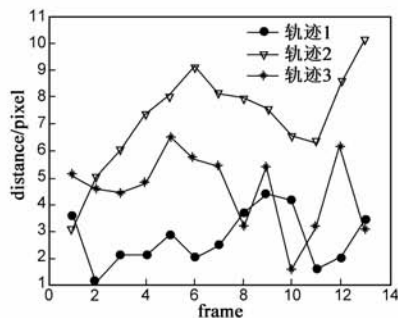
卡尔曼滤波方法的预测稳定性进一步降低,其预测值与量测值的误差在2到11个像素距离之间,但与普通透视图图像卡尔曼滤波方法相比预测精度和稳定性仍然显著提高.



(a) 目标的运动轨迹



(b) 目标位置量测及预测坐标值轨迹



(c) 两种预测点与量测点之间的像素距离

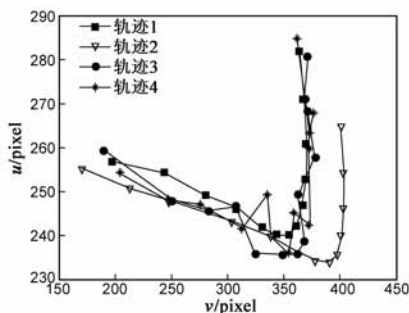
图4 合成视频非匀速直线运动实验结果

全向卡尔曼滤波方法主要用于目标跟踪中的目标下一个位置预测,可以与基于特征的目标跟踪方法^[5,6,8]结合使用,使目标特征搜索只需要在目标预测位置周边的局部区域内进行,能够减小目标特征搜索的范围,提高搜索速度.粒子滤波是目标跟踪中状态预测的一种方法^[17],文献[9,10]采用粒子滤波方法对全向图像中的运

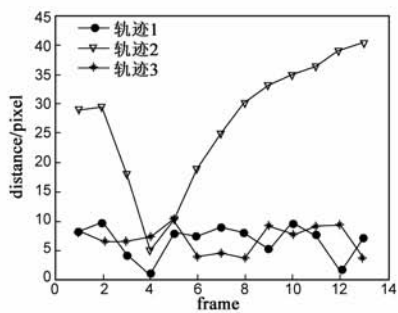
动目标状态进行预测和跟踪.我们将粒子滤波应用在实验视频中进行亮点跟踪,图3(b)、图4(b)、图5(b)中的轨迹4和图3(c)、图4(c)、图5(c)中的轨迹3分别显示了粒子滤波方法的亮点轨迹预测结果和预测位置坐标值与量测值之间的像素距离.可以看出,全向卡尔曼滤波方法比粒子滤波方法的预测精度更好.



(a) 目标的运动轨迹



(b) 目标位置量测及预测坐标值轨迹



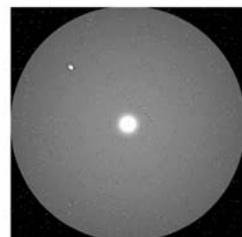
(c) 两种预测点与量测点之间的像素距离

图5 合成视频非匀速非直线运动实验结果

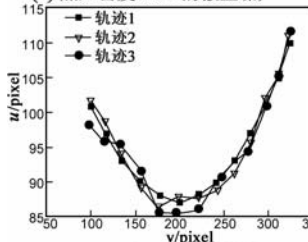
采用全向卡尔曼滤波方法对跟踪目标的轨迹进行预测需要以目标的有效检测为基础.目标当前位置检测越精确,那么对下一个位置的预测也就越准确.为了检验不同目标检测误差和量测误差对方法在目标位置预测效果上的影响,我们在匀速直线运动合成视频中增大了亮点尺寸并添加不同强度的噪声进行实验.图6给出了不同强度噪声下的实验结果.图6(c)中轨迹1、2、3分别是在无噪声、加入密度0.001、0.005的椒盐噪声时的亮点位置量测坐标值轨迹.图6(d)中轨迹1、2、3分别是三种情况下预测位置坐标值与量测值之间的像素距离.从图中可以看出,由于噪声对目标位置的量测值产生影响,而且噪声越强,影响越大,轨迹预测的误差也越大,稳定性降低.当噪声强度进一步加大,目标检测失效,因此无法进行有效预测.



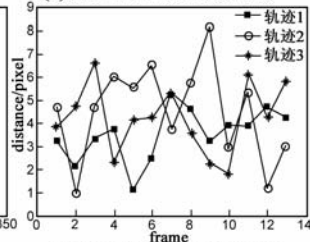
(a) 加入密度0.001的椒盐噪声



(b) 加入密度0.005的椒盐噪声



(c) 位置量测及预测值轨迹



(d) 预测点与量测点的像素距离

图6 不同强度噪声下的实验结果

4.2 实际视频实验

在实际视频实验中,我们采用 SONY RPU-C251 全向摄像机采集目标小车运动视频,图像帧大小为 320×240 ,帧速率为 25fps. 图 7(a)为目标小车的起始运动点,其中用红框框出的为目标小车. 目标小车先沿斜坡滑下,然后在地面上继续向前作直线运动,图 7(b)蓝点所示为目标小车的运动轨迹,图 7(c)中的三条轨迹线分别为目标小车质心位置量测坐标值轨迹(图中轨迹 1)、采用普通透视图像卡尔曼滤波方法时的质心预测位置坐标值轨迹(图中轨迹 2)和采用全向卡尔曼滤波方法时的质心预测位置坐标值轨迹(图中轨迹 3),图 7(d)显示了采用普通透视图像卡尔曼滤波方法(图中轨迹 1)和采用全向卡尔曼滤波方法(图中轨迹 2)得到的预测位置坐标值与量测值之间的像素距离. 从图 7(d)可清楚地看出,采用普通透视图像卡尔曼滤波方法时,每个预测位置点与量测点的误差在 3 到 17 个像素距离之间,而采用全向卡尔曼滤波方法其预测值与量测值的平均误差在 2 个像素距离左右. 由于目标在斜坡和地面都是作直线运动,因此实验效果与合成视频中目标作直线运动时的实验效果接近.

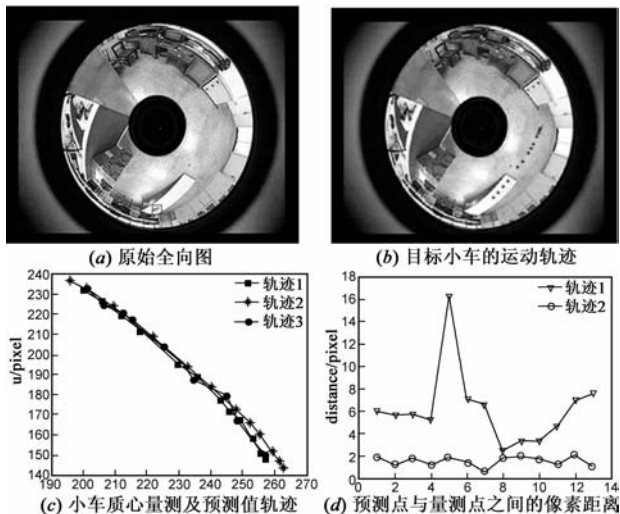


图7 实际视频实验结果

5 结论

当目标在实际三维空间中沿直线运动时,它在折反射全向图像上的成像轨迹是二次曲线而不是直线. 这导致应用普通透视图像卡尔曼滤波算法在全向图像上进行运动轨迹预测时对目标的下一位置预测精度低. 本文根据折反射成像几何,修改卡尔曼滤波器中对运动目标下一个位置的估计方法. 首先采用折反射全向成像统一的单位球面投影模型把已知的目标在全向图像上的成像点投影到单位球面上,然后在单位球面上通过目标球面投影点与实际物理空间点之间的关系

计算出目标在单位球面上的下一个位置点,然后将这个位置点重新投影到全向图像上得到目标在折反射全向图像上的下一个预测位置点. 文中具体描述了位置点预测计算过程,给出了卡尔曼滤波器的状态转移方程. 在合成和实际的全向视频上的实验结果显示,在折反射全向图像上应用修改后的卡尔曼滤波器,运动目标的状态预测精度和稳定性都得到显著提高. 虽然我们的目标状态预测方程是基于目标的匀速模型推导出来的,但其推导方法对匀加速模型同样适用. 对匀加速模型,需要知道目标的四个已知点才能预测目标的下一个状态.

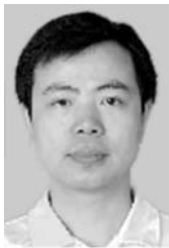
参考文献:

- [1] Kalman, R E A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Trans of the ASME-Journal of Basic Engineering, 1960, 82 (Series D): 35 - 45.
- [2] Barreto P, Araujo H. Geometric properties of central catadioptric line images and their application in calibration[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27 (8): 1327 - 1333.
- [3] Briggs, A J, Detweiler, C, Li, Y, Mullen, P, Scharstein, D. Matching scale-space features in 1D panoramas[J]. Comput Vis Image Underst 103, 2006: 184 - 195.
- [4] Cielniak, Miladinovic G, Hammarin M. et al. Appearance-based tracking of persons with an omnidirectional vision sensor[A]. Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition Workshop[C]. Wisconsin: IEEE, 2003. 84 - 89.
- [5] Boulton T E, Gao X, Micheal R, et al. Omni-directional visual surveillance[J]. Image and Vision Computing In Visual Surveillance, 2004, 22(7): 515 - 534.
- [6] Huei-Yung Lin, Ming-Liang Wang, Chi-Chang Huang. A robust visual surveillance system based on an omnidirectional vision sensor[J]. Journal of Computers, 2008, 19(3): 3 - 14.
- [7] Mei C, Benhimane S, Malis E, et al. Homography-based tracking for central catadioptric cameras[A]. Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems [C]. Beijing: IEEE, 2006. 669 - 674.
- [8] Liu, H Y, Javed O, Taylor, G, et al. Omni-directional surveillance for unmanned water vehicles[A]. Proceedings of the Eighth International Workshop on Visual Surveillance[C]. Marseille: IEEE, 2008.
- [9] Ikoma N, Ryuichi Yamaguchi, Kawano H. Tracking of multiple moving objects in dynamic image of omni-directional camera using PHD filter[J]. Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 2008, 12(1): 167 - 180.
- [10] Yang Shu-Ying, Ge WeiMin, Zhang Cheng. Tracking unknown moving targets on omnidirectional vision[J]. Vision Research, 2009, 49: 362 - 367.

- [11] Geyer C, Daniilidis K. Catadioptric projective geometry[J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 45(3): 223 – 243.
- [12] Mei C, Rives P. Single view point omnidirectional camera calibration from planar grids[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation[C]. Roma: IEEE, 2007. 3945 – 3950.
- [13] Chen Cheng-I, Chen Yong-Sheng. Central catadioptric camera calibration using Planar objects[A]. Proceedings of The 5th International Conference on Computer Vision Systems[C]. Germany: Applied Computer Science Group, 2007.
- [14] Mei, C Malis, E. Fast central catadioptric line extraction[A]. Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems[C]. Beijing: IEEE, 2006. 4774 – 4779.
- [15] Torii A, Imiya A. The randomized Hough transform based method for great-circle detection on sphere[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(10): 1186 – 1192.
- [16] 巫春玲, 韩崇昭. 平方根求积分卡尔曼滤波器[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 987 – 992.
Wu Chun-ling, Han Chong-zhao. Square root quadrature Kalman filter[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 987 – 992. (in Chinese)
- [17] 张焱, 张志龙, 沈振康, 等. 基于动态显著性特征的粒子滤波多目标跟踪算法[J]. 电子学报, 2008, 36(12): 2305 – 2311.
Zhang Yan, Zhang Zhi-long, Shen Zhen-kang, et al. The images tracking algorithm using particle filter based on dynamic

salient features of targets[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(12): 2305 – 2311. (in Chinese)

作者简介:



谭树人 男, 1972 年生于湖南冷水江. 国防科技大学信息系统与管理学院副教授, 博士研究生. 研究方向为多媒体信息系统与虚拟现实技术. E-mail: srtan@sina.com.



林高鹏 男, 1986 年生于福建宁德, 硕士研究生. 研究方向为多媒体信息系统与虚拟现实技术.



张茂军 男, 1971 年生于湖北黄冈, 国防科技大学信息系统与管理学院教授, 博士生导师. 中国图像图形学会虚拟现实专业委员会委员、中国人工智能学会人工情感及人工心理专业委员会委员、IEEE 会员、ACM 会员, 2006 年入选教育部“新世纪优秀人才支持计划”. 主要研究方向为虚拟现实、计算机视觉等.