

基于自适应 Kalman 滤波的移动机器人人体目标跟随^①

董 辉^② 王亚男 童 辉 吴 祥 杨旭升

(浙江工业大学信息工程学院 浙江省嵌入式系统联合重点实验室 杭州 310023)

摘 要 本文研究了复杂背景环境下基于视觉的移动机器人人体目标跟随问题。首先,考虑目标状态的随机性给系统建模带来的影响,采用 RGB-D 相机获取包含目标的彩色图像和深度图像,从而确定目标与机器人之间的相对位置关系并建立移动机器人跟随模型。其次,考虑系统量测误差的不确定性对滤波器稳定性的影响,采用假设检验的方式引入自适应因子,设计自适应卡尔曼滤波器(AKF),实现对移动机器人跟随状态的预测和更新。最后,通过实验验证了所提方法的有效性。本文设计的基于 AKF 方法的移动机器人目标跟踪方法不依赖于历史量测数据,适用于噪声统计特性时变的状态估计问题。

关键词 移动机器人, 人体目标跟随, 量测误差, 自适应卡尔曼滤波器(AKF)

0 引 言

智能机器人能够在人类生产、生活环境中与人自然交互并协同作业^[1],与传统工业机器人相比,其对外界的感知能力强,能在非结构环境下完成动态、复杂、灵活、精细的作业,具有巨大的研究及应用价值^[2-8]。对于智能机器人而言,实现人体目标跟随是人机协作的前提和基础,机器人往往需要在复杂环境中对人体进行探测与跟踪^[9]。

近十几年来,不同的传感器被应用于目标的实时检测与跟踪。文献[10]和[11]使用激光测距仪(laser range finder, LFR)去检测人的腿部并实现跟踪。然而, LFR 仅输出一维深度数据,在拥挤的人群中容易错误跟踪目标^[12]。文献[13]利用超声波传感器结合隐马尔科夫算法实现了水下潜水人员的检测与跟踪,但其缺乏区分干扰目标的能力,应用范围受限^[14]。在文献[15]中,热释电红外传感器被用来实现人的检测与跟踪。虽然红外传感器抗电磁、灯光干扰能力强,但易受环境温度影响,使其探测能力

下降,甚至不能正常工作。随着计算机技术的不断发展,视觉传感器因其成本低、输出数据维度高、可适用性强等优点被广泛应用于目标跟踪领域^[16-20]。

鉴于视觉传感器的诸多优点,其被广泛应用于智能机器人系统中,各种跟踪方法也相继被提出。文献[16]提出了基于视觉的 Meanshift 算法,实现了低速运动目标的跟踪定位。但对快速运动的目标,其无法实现准确跟踪或会出现目标丢失。文献[19]和[20]提出了一种基于 RGB-D 信息的视觉目标跟踪方法,实现了快速运动目标的检测与跟踪。与此同时,相对基于 RGB 信息的目标跟踪方法,该方法减弱了光照及干扰目标对目标跟踪效果的影响。考虑到目标会出现遮挡或发生运动状态突变等情况,文献[21]和[22]将 Meanshift 方法与卡尔曼滤波器(Kalman filter, KF)相结合。但传统的 KF 未考虑系统建模误差、数值计算误差、测量误差等影响,容易导致估计结果不相容。文献[23]和[24]分别设计了基于自适应卡尔曼滤波器(adaptive Kalman filter, AKF)的视觉跟踪算法,有效地提高了滤波的精度。上述方法虽然能够确定目标在视觉图像

① 国家自然科学基金(61573319),浙江省自然科学基金重点(LZ15F030003)和 NSFC-浙江两化融合联合基金(U1709213)资助项目。
② 男,1979 年生,博士;研究方向:智能机器人,嵌入式系统;联系人, E-mail: hdong@zjut.edu.cn
(收稿日期:2018-06-12)

中的位置,但不能直接表示移动机器人与人之间的相对位置关系,为移动机器人的速度设计带来不便。并且,基于噪声估计器的 AKF 往往涉及到历史量测数据的迭代运算,并不适用于噪声统计特性时变的状态估计问题。

本文研究了基于 AKF 的移动机器人人体目标跟随问题,为了适用于噪声统计特性时变的状态估计情形,通过假设检验的方式引入自适应因子,调整量测噪声协方差,提高了 AKF 对量化噪声的鲁棒性。主要工作在于:(1)利用视觉传感器获取包含目标的 RGB-D 图像,根据目标的 RGB-D 信息初步估计移动机器人与目标的相对位置;(2)通过机器人与目标之间的相对位置关系建立机器人的跟随模型,方便移动机器人的速度设计;(3)通过假设检验的方式引入自适应因子,对量测噪声协方差进行补偿,提高 AKF 对量化噪声的鲁棒性,提高系统的定位和跟踪精度;(4)通过实验,验证了所提方法的可行性和有效性,所提出的基于 AKF 的人体目标跟踪方法不依赖于历史量测数据,具有很好的定位与跟踪效果。

1 问题描述

考虑一类基于视觉传感器的移动机器人人体目标跟随系统。如图 1 所示,人体跟随系统主要由跟踪对象和移动机器人组成。其中,数据采集设备为 RGB-D 相机,能够采集运动目标的 RGB 信息和深度信息。机器人为二轮差速移动机器人,驱动前轮间距为 d_r , 轮半径为 r 。针对文献[18]所述方法,通过实验复现可以得出:基于 RGB-D 信息的跟踪方法虽然能够克服光照的影响,但在目标发生遮挡或目标状态突变时,并不能很好地跟踪目标。针对上述问题,基于卡尔曼滤波器的目标跟踪方法可以估计目标位置,在目标发生遮挡或状态突变时,可以更好地跟踪目标。另一方面,通过实验还可以发现,RGB-D 相机仅对近距离(1~3.8 m)的深度信息有相对较高的测量精度,并且其精度随距离增加而降低,所以需要合适的量测噪声协方差对其进行描述。由于传感器的测量精度有限,可以通过假设检验的

方式引入自适应因子,增加估计器的稳定性。

移动机器人跟随模型可以描述为^[25]

$$\mathbf{x}(t_k) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t_{k-1}) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t_k) + \mathbf{w}(t_k) \tag{1}$$

其中, $\mathbf{x}(t_k) = [\theta(t_k) \ d(t_k)]^T$ 为 t_k 时刻移动机器人跟踪系统状态, $\theta(t_k), d(t_k)$ 分别为 t_k 时刻移动机器人相对目标的跟踪偏角和跟踪距离, $\mathbf{u}(t_k) = [u_1(t_k) \ u_2(t_k)]^T$ 为系统输入, $\mathbf{w}(t_k)$ 为零均值且协方差为 $\mathbf{Q}(t_k)$ 的高斯噪声, $\mathbf{Q}(t_k)$ 为先验可知, $\mathbf{A}, \mathbf{B}$ 是系统参数。

移动机器人人体目标跟随系统的观测模型为

$$\mathbf{z}(t_k) = \mathbf{H}\mathbf{x}(t_k) + \mathbf{v}(t_k) \tag{2}$$

其中, $\mathbf{z}(t_k)$ 为系统状态观测, 观测矩阵 $\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 是测量系统的参数, $\mathbf{v}(t_k)$ 是零均值且协方差阵为 $\mathbf{R}(t_k)$ 的高斯噪声, 且 $\mathbf{v}(t_k)$ 与过程噪声 $\mathbf{w}(t_k)$ 不相关。

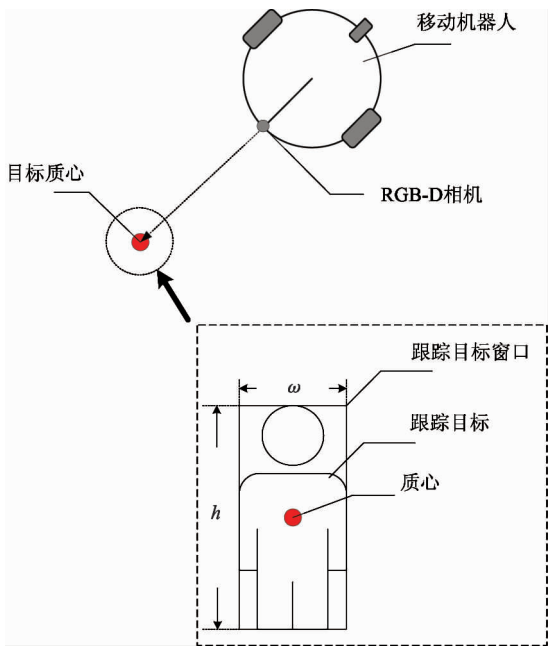


图 1 移动机器人人体跟随系统

2 移动机器人人体跟随系统估计器及控制器设计

2.1 自适应卡尔曼滤波器设计

本文通过采用假设检验的方法,引入自适应因子,对量测噪声协方差进行补偿,设计自适应卡尔曼滤波器,提高 AKF 对量测噪声的鲁棒性。

定义系统量测 $\mathbf{z}(t_k)$ 导出的新息 $\mathbf{e}(t_k)$ 为

$$\mathbf{e}(t_k) = \mathbf{z}(t_k) - \hat{\mathbf{z}}(t_k | t_{k-1}) \quad (3)$$

其中, $\hat{\mathbf{z}}(t_k | t_{k-1})$ 为量测预测值。其马氏距离 $D_i(t_k | t_k)$ 为

$$\begin{aligned} D_i(t_k | t_k) &= \mathbf{e}_i^T(t_k) \mathbf{E}^{-1} \{ \mathbf{e}_i^T(t_k) \mathbf{e}_i(t_k) \} \mathbf{e}_i(t_k) \\ &= \mathbf{e}_i^T(t_k) \mathbf{P}_{ii,ee}^{-1}(t_k | t_k) \mathbf{e}_i(t_k) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{e}_i(t_k)$ 表示向量 $\mathbf{e}(t_k)$ 的第 i 元素, $\mathbf{P}_{ii,ee}(t_k | t_k) = \mathbf{E} \{ \mathbf{e}_i^T(t_k) \mathbf{e}_i(t_k) \}$, $\mathbf{P}_{ii,ee}(t_k | t_k)$ 表示矩阵 $\mathbf{P}_{ee}(t_k | t_k)$ 对角线上第 i 元素, $i = 1, 2$ 。若新息序列 $\mathbf{e}(t_k)$ 满足高斯性,则对应的马氏距离 $\mathbf{D}(t_k | t_k)$ 服从 χ^2 分布,即:

$$\Pr(\mathbf{D}(t_k | t_k) > \chi_\alpha^2 \mathbf{I}) = \alpha \mathbf{I} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{D}(t_k | t_k) = \text{diag}([D_1(t_k | t_k) \ D_2(t_k | t_k)])$, $\Pr(\cdot)$ 表示某个随机事件发生概率, α 为显著性水平, χ_α^2 为 $1 - \alpha$ 的置信界, $\mathbf{I}$ 为二维单位矩阵。

当零假设被拒绝或新息序列落在 χ_α^2 外时,可认为当前的量测噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}(t_k)$ 不足以描述量测的不确定性。针对上述问题,引入一个标量自适应因子 $\lambda_i(t_k)$, 并定义新的量测噪声协方差:

$$\bar{R}_{ii}(t_k) = R_{ii}(t_k) \lambda_i(t_k) \quad (6)$$

使其满足式(5),其中, $\lambda_i(t_k)$ 表示向量 $\boldsymbol{\lambda}(t_k)$ 的第 i 元素, $R_{ii}(t_k)$ 表示矩阵对角线上第 i 个元素, $i = 1, 2$ 。在求解 $\lambda_i(t_k)$ 之前,先引入定理 1。

定理 1 假设 $\mathbf{D}(t_k | t_k) > \chi_\alpha^2 \mathbf{I}$, 若自适应因子 $\lambda_i(t_k)$ 满足:

$$\lambda_i(t_k) \geq \frac{M_i(t_k)}{R_{ii}(t_k)} \quad (7)$$

则有:

$$\bar{\mathbf{D}}(t_k | t_k) \leq \chi_\alpha^2 \mathbf{I} \quad (8)$$

其中, $M_i(t_k) = \frac{e_i^2(t_k)}{\chi_\alpha^2} - \mathbf{P}_{ii,ee}(t_k | t_k) + R_{ii}(t_k)$,

$\bar{D}_i(t_k | t_k) = \mathbf{e}_i^T(t_k) \bar{\mathbf{P}}_{ii,ee}^{-1}(t_k | t_k) \mathbf{e}_i(t_k)$, $\bar{\mathbf{P}}_{ii,ee}(t_k | t_k)$ 为新的新息协方差, $i = 1, 2$ 。

证明: 由假设 $D_i(t_k | t_k) > \chi_\alpha^2 \mathbf{I}$, 结合式(4)可得:

$$\mathbf{e}_i^T(t_k) \mathbf{P}_{ii,ee}^{-1}(t_k | t_k) \mathbf{e}_i(t_k) \geq \chi_\alpha^2 \mathbf{I} \quad (9)$$

即:

$$\frac{(\mathbf{e}_i(t_k))^2}{\chi_\alpha^2} > \mathbf{P}_{ii,ee}(t_k | t_k) \quad (10)$$

这样有:

$$\lambda_i(t_k) > 1 \quad (11)$$

注意到:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{P}}_{ii,ee}(t_k | t_k) &= \mathbf{P}_{ii,ee}(t_k | t_k) - R_{ii}(t_k) \\ &\quad + \lambda_i(t_k) R_{ii}(t_k) \end{aligned} \quad (12)$$

其中,将式(12)代入式(7),可得:

$$\mathbf{e}_i(t_k) \bar{\mathbf{P}}_{ii,ee}^{-1}(t_k | t_k) \mathbf{e}_i^T(t_k) \leq \chi_\alpha^2 \quad (13)$$

整理可得:

$$\bar{\mathbf{D}}(t_k | t_k) \leq \chi_\alpha^2 \mathbf{I} \quad (14)$$

证毕。

当 $\mathbf{D}(t_k | t_k) > \chi_\alpha^2 \mathbf{I}$ 时,根据定理 1,引入自适应因子 $\lambda_i(t_k)$:

$$\lambda_i(t_k) = \frac{\frac{e_i^2(t_k)}{\chi_\alpha^2} - \mathbf{P}_{ii,ee}(t_k | t_k) + R_{ii}(t_k)}{R_{ii}(t_k)} \quad (15)$$

当 $\mathbf{D}(t_k | t_k) \leq \chi_\alpha^2 \mathbf{I}$ 时,则认为其满足高斯假设,不需要引入自适应因子,则有:

$$\lambda_i(t_k) = \begin{cases} \frac{\frac{e_i^2(t_k)}{\chi_\alpha^2} - \mathbf{P}_{ii,ee}(t_k | t_k) + R_{ii}(t_k)}{R_{ii}(t_k)} & D_i(t_k | t_k) > \chi_\alpha^2 \\ 1 & D_i(t_k | t_k) \leq \chi_\alpha^2 \end{cases} \quad (16)$$

其中, $i = 1, 2$ 。设初始状态和初始方差为 $\hat{\mathbf{x}}(0 | 0) = \mathbf{x}_0$, $\mathbf{P}(0 | 0) = \mathbf{P}_0$, 利用 AKF 方法对其进行预测并更新。

AKF 算法步骤可描述为如下:

步骤 1 初始化,获取移动机器人的初始状态 $\hat{\mathbf{x}}(0 | 0)$, $\mathbf{P}(0 | 0)$ 。

步骤 2 时间更新,计算 $\hat{\mathbf{x}}(t_k | t_{k-1})$ 和 $\mathbf{P}(t_k | t_{k-1})$ 。

$$\hat{\mathbf{x}}(t_k | t_{k-1}) = \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}(t_{k-1} | t_{k-1}) + \mathbf{B} \mathbf{u}(t_{k-1}) \quad (17)$$

$$\mathbf{P}(t_k | t_{k-1}) = \mathbf{P}(t_{k-1} | t_{k-1}) + \mathbf{Q} \quad (18)$$

步骤 3 量测更新,计算 $\hat{\mathbf{z}}(t_k | t_{k-1})$ 和 $\mathbf{P}_{ee}(t_k)$ 。

$$\hat{\mathbf{z}}(t_k | t_{k-1}) = \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}(t_k | t_{k-1}) \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{ee}(t_k | t_k) = \mathbf{H} \mathbf{P}(t_k | t_{k-1}) \mathbf{H}^T + \mathbf{R}(t_k) \quad (20)$$

步骤 4 由式(16)计算可得到 $\bar{\mathbf{P}}_{ee}(t_k | t_k)$ 。

步骤 5 状态更新,获得 $\hat{\mathbf{x}}(t_k | t_k)$ 和 $\mathbf{P}(t_k | t_k)$ 。

$$\mathbf{K}(t_k) = \mathbf{P}(t_k | t_{k-1}) \mathbf{H}^T \bar{\mathbf{P}}_{ee}^{-1}(t_k | t_k) \quad (21)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(t_k | t_k) = \hat{\mathbf{x}}(t_{k-1} | t_{k-1}) + K(t_k) \mathbf{e}(t_k) \quad (22)$$

$$\mathbf{P}(t_k | t_k) = \mathbf{P}(t_k | t_{k-1}) - K(t_k) \bar{\mathbf{P}}_{ee}(t_k | t_k) K^T(t_k) \quad (23)$$

其中, $K(t_k)$ 表示 t_k 时刻滤波增益, $\hat{\mathbf{x}}(t_k | t_k)$, $\mathbf{P}(t_k | t_k)$ 分别为 t_k 时刻状态估计值及其协方差矩阵。

2.2 移动机器人人体跟随系统的控制器设计

假设图像像素坐标系下目标的质心坐标为 (u, v) , 图像物理坐标系下目标质心坐标为 (x_p, y_p) , 将机器人质心作为世界坐标系的原点, 则相机坐标下目标质心坐标为 (x_c, y_c, z_c) 和世界坐标系(机器人坐标系)下目标的质心坐标为 (x_w, y_w, z_w) 。且图像像素坐标系和图像物理坐标系的转换关系为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

其中, dx 、 dy 是感光芯片上像素的实际大小, 表示 x 方向和 y 方向的一个像素分别占多少个长度单位, 起到连接像素坐标系和真实尺寸坐标系的作用, u_0 、 v_0 表示图像的中心像素坐标和图像原点像素坐标之间相差的横向和纵向像素数。且相机坐标系与图像物理坐标系的转换关系为

$$z_c \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (25)$$

其中, z_c 由 RGB-D 相机测得, f 为相机的有效焦距。且相机坐标系与世界坐标系的转换关系为

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (26)$$

如图 2 所示, (X_c, Y_c, Z_c) 为相机坐标系, (X_w, Y_w, Z_w) 为世界坐标系(机器人坐标系), 容易看出, $\mathbf{R} = \mathbf{I}_{3 \times 3}$, $\mathbf{T} = [0 \ T_Y \ T_Z]^T$, $\mathbf{0}^T = [0 \ 0 \ 0]$ 。结合式(24)、式(25)和式(26), 可得:

$$x_w = \frac{z_c(u - u_0)}{f} \quad (27)$$

$$y_w = \frac{z_c(v - v_0)}{f} - T_Y \quad (28)$$

$$z_w = z_c - T_Z \quad (29)$$

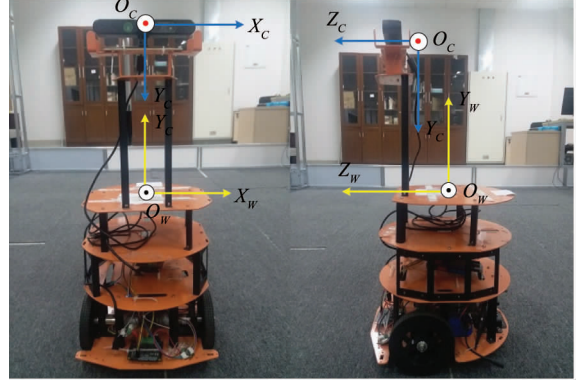


图 2 相机坐标系和机器人坐标系的正视图和右视图

如图 3 所示, 根据移动机器人与目标之间的相对位置关系, 可得移动机器人跟踪偏角和跟踪距离为

$$\theta(t_k) = \arctan\left(\frac{x_w}{z_w}\right) \quad (30)$$

$$d(t_k) = z_w \quad (31)$$

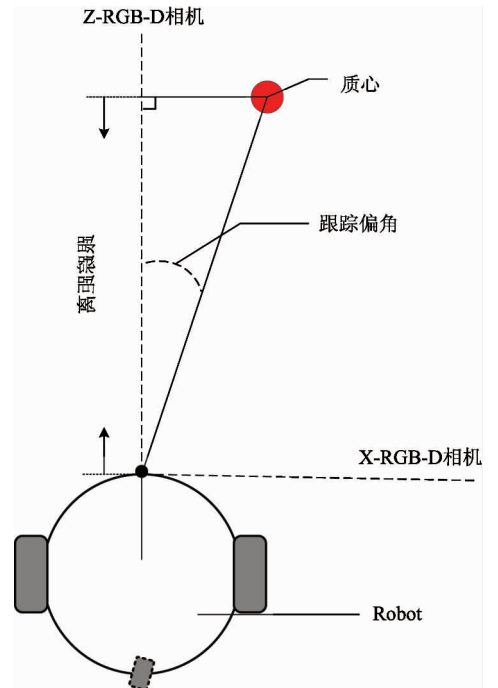


图 3 机器人与人体目标之间的相对位置关系

在移动机器人人体跟随系统中,移动机器人的运动控制采用 PI 控制,即:

$$u_i(t_k) = K_p \varepsilon(t_k) + T_i \sum_{n=0}^k \varepsilon(t_n) \quad (32)$$

其中, $\varepsilon(t_k) = [\varepsilon_\theta(t_k) \quad \varepsilon_d(t_k)]^T$, $\varepsilon_\theta(t_k) = \theta(t_k) - \theta$, $\varepsilon_d(t_k) = d(t_k) - d$, $\theta(t_k)$, $d(t_k)$ 分别为 t_k 时刻移动机器人相对目标的跟踪偏角和跟踪距离, θ 和 d 分别为跟踪偏角和跟踪距离的期望值。 K_p , T_i 分别为 PI 控制器比例系数参数和积分系数参数, $K_p = [K_{p1} \quad K_{p2}]$, $T_i = [T_{i1} \quad T_{i2}]$, $i = 1, 2$, $k = 1, 2, \dots$ 。

由式(32)推导,可得移动机器人的左右轮线速度为

$$v_l(t_k) = u_2(t_k) + \frac{u_1(t_k)d_r}{2} \quad (33)$$

$$v_r(t_k) = u_2(t_k) - \frac{u_1(t_k)d_r}{2} \quad (34)$$

3 实验验证

本节对本文所提算法进行实验验证。其中,人体目标跟踪系统由 DFROBOT 室内机器人、RGB-D 相机、PC 机和跟踪对象构成。DFROBOT 机器人为两轮差动移动机器人,由一个后轮和两个同轴的驱动前轮组成,两前轮有独立的伺服控制系统,且相互之间不影响,后轮为万向轮,仅起到支撑作用,两驱动前轮间距 $d_r = 30$ cm,轮半径 $r = 6.25$ cm。视觉传感器采用华硕 Xtion Pro 二代接口深度数据摄像机,其拍摄速度可达 50 帧/s,分辨率最高为 640×480 ,有效焦距为 $f = 271.33$,在 Qt5 开发环境下,基于 Intel 提供的开源计算机视觉库 Opencv 和 PrimeSense 公司发布的用于自然交互的数据库 OpenNI,完成了移动机器人人体目标跟踪软件系统的搭建。根据测试经验,设置 PI 控制器的相关参数为 $K_{p1}(t_k) = 43$, $K_{p2}(t_k) = 0.01$, $T_{i1}(t_k) = 0.03$, $T_{i2}(t_k) = 0.01$,且移动机器人的跟踪偏角和跟踪距离期望值分别为 $\theta = 0$, $d = 150$ cm。

在移动机器人跟随系统中, $\hat{\mathbf{x}}(0|0) = \mathbf{x}_0$, $\mathbf{P}(0|0) = \mathbf{P}_0$, 且:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \Delta t & 0 \\ 0 & -\Delta t \end{bmatrix}$$

通过移动机器人的人体目标跟随实验,验证基于 AKF 的移动机器人目标跟踪方法的正确性与有效性,即能否生成更符合当前运动特性的状态估计。为了更好地体现各方法下产生的估计误差,定义误差衡量指标 (root mean squared error, RMSE):

$$RMSE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\hat{\mathbf{x}}(t_k | t_k) - \mathbf{x}(t_k | t_k)\|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (35)$$

其中, n 表示采集 n 组数据, $\hat{\mathbf{x}}(t_k | t_k)$ 表示 t_k 时刻不同方法对目标状态的估计值, $\mathbf{x}(t_k | t_k)$ 为 t_k 对应时刻的真实值。

为了验证本方法的有效性和鲁棒性,分别在走廊环境(图4)和室内环境(图5)中进行了实验。走廊环境中光线的不均匀会影响图像识别精度,给系统带来噪声;室内环境中复杂的背景也会给图像的识别精度带来干扰,使得系统性能降低。实验中,设定人体目标的行进路程 $s = 12$ m 和时间 $t = 14$ s,则平均行进速度为 0.85 m/s。由于深度相机的最大水平视角为 57.5° ,为防止相机视野中目标的突然消失影响实验效果,设定人体转弯幅度不大于 50° 。图4(a)中,机器人检测并定位目标,当目标向左前方运动时,机器人向左转动并向前行驶,在使目标处于图像中心的同时,保持与目标之间的相对距离。图4(b)中,当目标向右前方运动时,机器人向右转动并向前行驶。如图5,机器人检测并定位目标,当目标向前行进时,机器人跟随目标向前行驶,当目标左转,机器人向左转动并向前行驶,目标转弯后,机器人跟随目标继续向前行驶。实验表明,在复杂环境下,基于 AKF 的目标跟随方法可以使机器人很好地跟随目标运动。

分别对无滤波器的移动机器人目标跟踪方法 (No Filter)、基于 KF 的移动机器人人体目标跟踪方法 (KF) 和基于 AKF 的移动机器人人体目标跟踪方法 (AKF) 进行目标跟踪实验,不同环境中移动机器人跟踪偏角和跟踪距离的累积误差变化如图 6~9,表 1 为不同方法下移动机器人跟踪偏角和跟踪距离的平均估计误差值。可以看出,与其他两种方法相



(a) 移动机器人跟随目标左转



(b) 移动机器人跟随目标右转

图4 走廊环境中移动机器人跟随目标运动

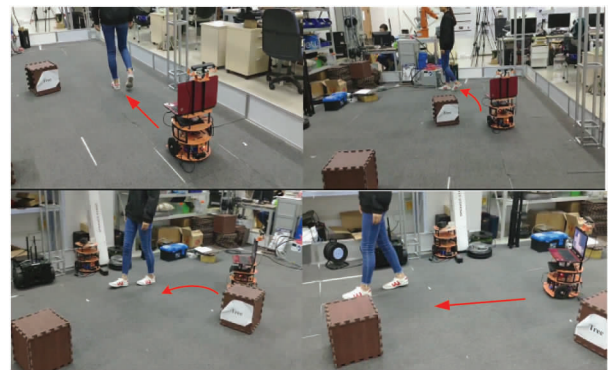


图5 室内环境下移动机器人跟随目标运动

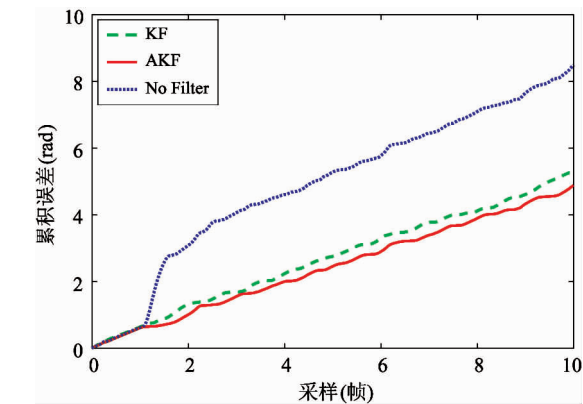


图6 走廊环境下移动机器人的跟踪偏角累积误差

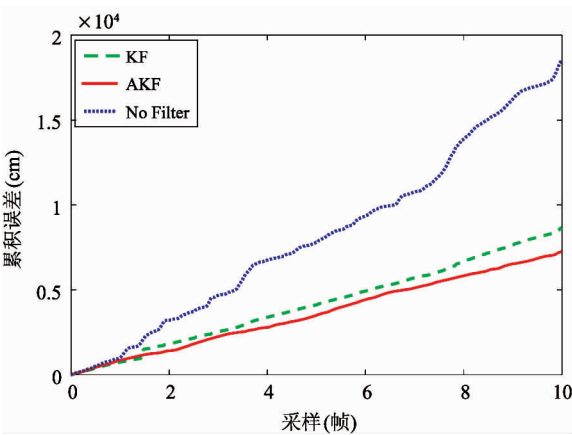


图7 走廊环境下移动机器人的跟踪距离累积误差

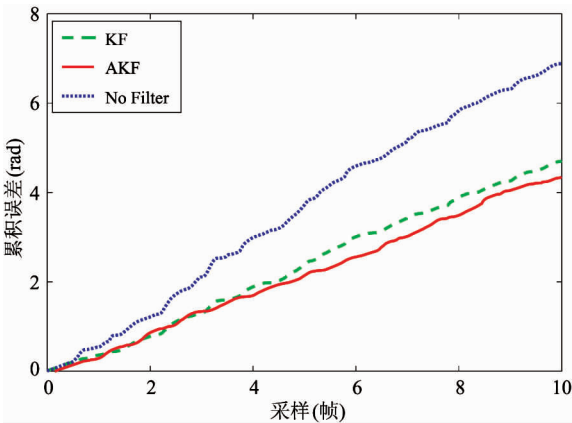


图8 室内环境下移动机器人的跟踪偏角累积误差

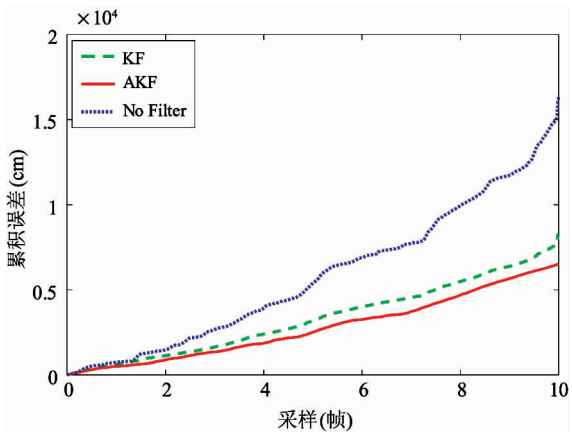


图9 室内环境下移动机器人的跟踪距离累积误差

比,基于 AKF 的移动机器人人体目标跟随方法得到的状态估计累积误差和状态估计误差均值更小,说明本方法能够更好地估计目标的运动状态,具有较好的鲁棒性和跟随性能。

表 1 跟踪偏角和跟踪距离的估计值的 RMSE

实验环境	跟踪方法	$ e_{\text{angle}} $ (rad)	$ e_{\text{dis}} $ (cm)
走廊环境	No Filter	0.0141	15.31906
	KF	0.0088	12.73932
	AKF	0.0081	12.00340
室内复杂环境	No Filter	0.0173	46.2580
	KF	0.0118	27.2162
	AKF	0.0112	17.1864

4 结 论

能够在复杂环境中对人体进行探测和跟踪是智能机器人与人进行协同作业的前提和基础。为了实现复杂环境下移动机器人的人体目标跟随,本文提出了基于 AKF 的移动机器人人体目标跟随方法,通过 RGB-D 相机获取图像中目标的 RGB 和深度信息,确立移动机器人与目标之间的相对位置关系并建立移动机器人的跟随模型。再者,为了将 AKF 应用于噪声统计特性时变的状态估计情形,本文采用假设检验的方式引入自适应因子,调整量测噪声协方差,提高了滤波器对量测噪声的鲁棒性。最后,通过实验验证了本文所提方法的有效性。基于 AKF 的移动机器人目标跟随方法有很好的跟踪效果,具有较好的可行性和实践指导意义。

参考文献

[1] White B E. Fathoming the future of artificially intelligent robots[J]. *International Journal of Design & Nature & Ecodynamics*, 2018, 13(1): 1-15

[2] Dautenhahn K. Socially intelligent robots: dimensions of human-robot interaction[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 2007, 362(1480): 679

[3] 屠大维, 江济良, 许烁, 等. 移动作业助老助残服务机器人人机协作: 认知建模及其应用[J]. *高技术通讯*, 2012, 22(12): 1257-1263

[4] He W, Li Z, Chen C L P. A survey of human-centered intelligent robots: issues and challenges[J]. *IEEE /CAA Journal of Automatica Sinica*, 2017, 4(4): 602-609

[5] Li L, Yan S, Yu X, et al. Robust multiperson detection and tracking for mobile service and social robots[J].

IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Systems, 2012, 42(5): 1398-1412

[6] Bellotto N, Hu H. Multisensor-based human detection and tracking for mobile service robots[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part B*, 2009, 39(1): 167-181

[7] Gupta M, Kumar S, Behera L, et al. A novel vision-based tracking algorithm for a human-following mobile robot[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Systems*, 2017, 47(7): 1415-1427

[8] 薛英花, 田国会, 周风余, 等. 智能空间中的服务机器人物品搜寻与操作[J]. *高技术通讯*, 2012, 22(1): 74-81

[9] Sidenbladh H, Kragic D, Christensen H I. A person following behaviour for a mobile robot[C]. In: *Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Detroit, USA, 1999. 670-675

[10] Chung W, Kim H, Yoo Y, et al. The detection and following of human legs through inductive approaches for a mobile robot with a single laser range finder[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2012, 59(8): 3156-3166

[11] Jung E J, Lee J H, Yi B J, et al. Development of a laser-range-finder-based human tracking and control algorithm for a marathoner service robot[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2014, 19(6): 1963-1976

[12] Yoon Y, Yun W H, Yoon H, et al. Real-time visual target tracking in RGB-D data for person-following robots[C]. In: *Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Pattern Recognition*, Stockholm, Sweden, 2014. 2227-2232

[13] Demarco K J, West M E, Howard A M. Sonar-based detection and tracking of a diver for underwater human-robot interaction scenarios[C]. In: *Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Manchester, UK, 2013. 2378-2383

[14] Feng G, Yang Y, Guo X, et al. A compressed infrared motion sensing system for human-following robots[C]. In: *Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Control & Automation*, Taichung, China, 2014. 649-654

[15] Lv X, Liu Y. Design of human motion detection and tracking robot based on pyroelectric infrared sensor[C].

- In: Proceedings of the 2010 IEEE World Congress on Intelligent Control and Automation, Jinan, China, 2010. 3737-3740
- [16] Chen R. Image segmentation and target tracking based on meanshift algorithm[C]. In: Proceedings of the International Conference on Advances in Mechanical Engineering and Industrial Informatics, Zhengzhou, China, 2015. 723-728
- [17] Danelljan M, Häger G, Khan F S, et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking[C]. In: Proceedings of 2014 International Conference on British Machine Vision Conference, Nottingham, UK, 2014. 10. 5244/C. 28.65
- [18] Wang M, Liu Y, Xiong R. Robust object tracking with a hierarchical ensemble framework[C]. In: Proceedings of the 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Daejeon, Korea, 2016. 438-445
- [19] Camplani M, Paiement A, Mirmehdi M, et al. Multiple human tracking in RGB-depth data: a survey[J]. *IET Computer Vision*, 2017, 11(4):265-285
- [20] Sun Y, Sun L, Liu J. Real-time and fast RGB-D based people detection and tracking for service robots[C]. In: Proceedings of the 2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation, Guilin, China, 2016. 1514-1519
- [21] Chang F L, Liu X. Target tracking algorithm based on meanshift and Kalman filter[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(12): 50-52
- [22] Yuan B H, Zhang D X, Fu K, et al. video tracking of human with occlusion based on meanshift and Kalman filter[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2012, 380-384: 3672-3677
- [23] Liu C, Huang X, Wang M. Target tracking for visual servoing systems based on an adaptive Kalman filter[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2012, 9(4):1
- [24] Weng S K, Kuo C M, Tu S K. Video object tracking using adaptive Kalman filter[J]. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 2006, 17(6): 1190-1208
- [25] Thombre D V, Nirmal J H, Lekha D. Human detection and tracking using image segmentation and Kalman filter[C]. In: Proceedings of the 2009 International Conference on Intelligent Agent and Multi-Agent Systems, Chennai, India, 2009. 1-5

Human tracking for mobile robots based on adaptive Kalman filter

Dong Hui, Wang Yanan, Tong hui, Wu Xiang, Yang Xusheng

(College of Information Engineering, Zhejiang Provincial United Key Laboratory of Embedded Systems, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

This paper deals with a vision-based human tracking problem in a complex environment of a mobile robot. First, a RGB-D camera is applied to produce the color and depth images of human target, which can eliminate the effect of randomness of the target. The relative location is obtained from the images, and system model is formulated based on it. Next, an adaptive Kalman filter (AKF) is designed to predict and update the tracking state of the robot. However, the stability of the filter is deteriorated by measurement errors. To this end, a self-adaptive factors is introduced to the filter by means of hypothesis testing. Finally, experiments are performed to verify the effectiveness of the approach. Moreover, the approach is independent of historical measurement data, which means it can perform well in state estimation of time-varying noise statistics.

Key words: mobile robot, human tracking, measurement errors, adaptive Kalman filter (AKF)