

基于激光雷达的移动机器人人体目标跟随^①

杜华臻^② 张文安^③ 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 针对室内环境下的移动机器人人体目标跟随问题,提出了一种基于激光雷达的移动机器人目标跟随方法。该方法利用激光雷达作为环境感知传感器,实时获取环境的激光扫描数据。利用人腿的圆弧形特征定义人腿的几何特征,应用支持向量机(SVM)的方法训练采样数据集并预测目标人腿相对于机器人的位置信息(跟踪偏角和跟踪距离)。考虑到人在运动过程中的方位每一时刻都可能发生较大变化,提出假设卡尔曼滤波算法对机器人与人的相对位置关系进行预测和更新,使机器人能够更加平稳地跟随目标人运动。该算法在 DFRobot 机器人上进行实验,实验结果验证了算法的有效性。

关键词 人体跟随;移动机器人;激光雷达;假设卡尔曼滤波

0 引 言

近年来,移动机器人在安防、医疗、服务、军事方面的应用越来越广泛^[1,2]。而人机交互也成为未来发展的趋势,其中目标人跟随是移动机器人与人交互的重要基础^[3]。因此目标人跟随机器人也受到科研人员广泛的关注和研究。

目前在目标人跟踪领域,根据传感器的类型不同,主要使用的方法包括基于视觉的跟踪方法^[4-11]、基于激光雷达的跟踪方法^[12-18]和基于多传感器融合的跟踪方法^[19-25]。视觉能够提供颜色、轮廓等丰富的信息,在目标跟踪领域应用广泛^[3]。文献[5]提出了一种基于颜色模型的人体目标跟踪方法。文献[6]提出了一种基于脸部识别的技术来识别人体。文献[9]提出了基于多尺度感知哈希特征的跟踪方法。然而,由于缺少目标的深度信息,上述基于单目视觉的跟踪方法只解决了图像平面上的目标位置估计,并未考虑笛卡尔空间中的目标状态估计问题。由于跟踪人体需要获得移动机器人与人之间的

深度信息,文献[7]通过结合 RGB 信息和深度信息提出了一种基于 RGB-D 视觉的目标跟踪方法。文献[8]提出了一种基于 RGB-D 的快速跟踪方法并应用在室内移动机器人上,但是视觉目标跟踪受到光照、外观和背景等因素的影响,而激光雷达能够很好地应对以上问题。基于激光雷达的跟踪方法,用激光雷达扫描运动目标的某个部位,来获得运动目标的深度和角度信息,确定目标的位置进行跟踪。文献[12]和[13]提出了一种通过扫描人体腿部信息来检测和跟踪人体的算法。文献[13]使用了 AdaBoost 方法来训练腿部数据特征,其缺点在于 AdaBoost 分类器只能将正样本和负样本用直线分开。文献[14]通过分析发现激光雷达检测人体的最佳高度为躯干部分,但仅适用于户外环境。基于激光信息的人体运动状态估计常用的方法包括扩展的卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)方法^[12]和粒子滤波方法^[18],但上述方法不能直接表示移动机器人与人的相对位置关系(跟随偏角和跟随距离),为移动机器人的运动模式设计带来不便。

本文的主要工作在于:(1)利用激光雷达获取

① 国家自然科学基金(U1709213,61573319)和浙江省自然科学基金重点(LZ15F030003)资助项目。
② 男,1993年生,硕士生;研究方向:多传感器融合;E-mail: 1013468842@qq.com
③ 通信作者,E-mail: wazhang@zjut.edu.cn
(收稿日期:2018-12-06)

目标的 2 维信息,提取出人体腿部的几何特征,并用支持向量机(support vector machine,SVM)方法来训练和识别;(2)通过移动机器人与人的相对位置关系建立机器人跟随模型;(3) 由于人在运动过程中的方位每一时刻都可能发生变化(突然左右转弯等),提出假设卡尔曼滤波方法对机器人进行运动滤波,使机器人能够平稳运行。实验结果表明,本文提出的方法能够很好地识别和跟踪人体,并且跟踪误差更小。

1 系统模型与问题描述

1.1 问题描述

本文考虑了基于激光雷达的人体目标跟随问题,工作原理如图 1 所示。目标人体跟随系统主要由目标人跟随对象、移动机器人组成。其中,传感器使用激光雷达,激光能够得到运动目标的深度和角度信息,机器人为两轮差速轮式移动机器人。

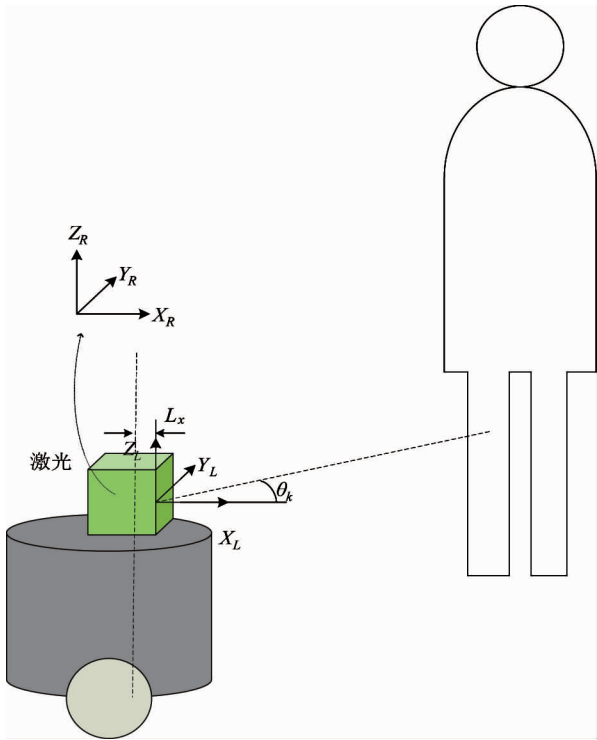


图 1 坐标系之间的关系示意图

移动机器人运动目标跟踪过程可分为 3 个步骤,首先通过 SVM 检测和识别人体;其次,采用假设卡尔曼滤波估计移动机器人与人的位置关系;最后,

通过 PID 控制器使移动机器人与入能够保持恒定的距离和角度,从而达到稳定的跟随效果。

1.2 坐标系关系

如图 1 所示,本系统涉及到的坐标系包括:机器人坐标系 $O_R - (X_R, Y_R, Z_R)$, 激光坐标系 $O_L - (X_L, Y_L, Z_L)$ 。而激光坐标系与机器人坐标系的关系如下所述:

$$\begin{bmatrix} X_R \\ Y_R \\ Z_R \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos^R_L \theta & -\sin^R_L \theta & 0 & {}^R T_{L-X} \\ \sin^R_L \theta & \cos^R_L \theta & 0 & {}^R T_{L-Y} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_L \\ Y_L \\ Z_L \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中 ${}^R T_{L-X}$, ${}^R T_{L-Y}$ 分别为激光雷达相对机器人 X 方向和 Y 方向的偏移量, ${}^R_L \theta$ 表示从激光坐标系到机器人坐标系的旋转角。从 2 个坐标系的定义可知激光坐标系和相机坐标系只存在平移关系,所以 ${}^R_L \theta = 0$, ${}^R T_{L-X} = L_X$, ${}^R T_{L-Y} = 0$ 。本系统以机器人坐标系为基准,根据移动机器人与人体目标之间的相对位置关系,可得跟踪偏角和跟踪距离为:

$$\theta(k) = \arctan\left(\frac{X_R}{Y_R}\right) \quad (2)$$

$$d(k) = X_R \quad (3)$$

1.3 机器人运动模型

考虑两轮差速轮式移动机器人,记 k 时刻的跟踪状态为 $\mathbf{x}(k)$, $\mathbf{x}(k) = [\theta_k, d_k]^T$, θ_k, d_k 分别为移动机器人的跟踪偏角和跟踪距离,则系统的跟踪模型可描述为:

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k-1) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k-1) + \mathbf{w}(k-1) \quad (4)$$

式中, $\mathbf{w}(k-1)$ 是均值和方差阵分别为 $\mathbf{q}(k-1)$ 和 $\mathbf{Q}(k-1)$ 的状态噪声, $\mathbf{u}(k-1) = [u_1(k-1) \ u_2(k-1)]^T$ 为控制输入, $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 为 2 维单位阵,为状态转移矩阵, $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -\Delta t & 0 \\ 0 & -\Delta t \end{bmatrix}$ 是将输入转换为状态的矩阵,其中 Δt 为系统运行周期, d_r 为两驱动轮间距。

系统的观测模型可描述为:

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (5)$$

其中,系统状态观测 $\mathbf{z}(k) = [\theta_k \ d_k]^T$, 观测矩阵 $\mathbf{H}$

为 2 维单位阵, $\mathbf{v}(k)$ 是零均值且协方差阵为 $\mathbf{R}(k)$ 的高斯噪声且与过程噪声 $\mathbf{w}(k)$ 不相关。

2 目标人体检测和跟踪

本文使用激光传感器进行人体检测和跟踪,对于激光传感器,首先利用激光扫描到的人腿类圆弧形形状数据提取出人腿的特征,对于不同的特征组合,利用 SVM^[26] 来训练人体腿部数据,找到最优的特征。

2.1 人体腿部检测算法

本文使用北洋公司生产的 2 维激光雷达 HOKUYO URG-04LX-UG01,测量范围是 5.6 m,角度范围是 240° (角度分辨率为 0.36°)。使用 $180^\circ / 0.36^\circ$ 的扫描模式,单次扫描可获得 500 个测量数据,扫描时间为 100 ms。激光雷达水平安装在距离地面 0.3 m 高的机器人位置处。

本文通过检测人腿来探测人体目标,首先将运动区域中的激光数据点进行分段,若连续 2 个点之间的距离小于某一个阈值(实验中设为 8 cm),则认为它们属于同一段。通过激光扫描出来的人腿形状为类圆弧形,大多数情况下激光能够扫描到的图像如图 2 所示,图 2(a)表示激光在人的后面能够扫描到人的 2 条腿,图 2(b)表示激光在人的侧面时只能扫描到 1 条腿。如图 3 所示,由于人腿的特殊性,激光扫描出来的人腿形状有一些几何学上的特征,通过提取人腿形状的一些有效的特征来识别人腿。文献[13]使用了 AdaBoost 方法来训练腿部数据特征,AdaBoost 通过训练正样本(腿部的特征数据)和负样本(非腿部的特征数据)能够找到最优的特征,但是 AdaBoost 分类器只能将正样本和负样本用直线分开,所以很难用更加细致的边界曲线来区别正样本和负样本。而 SVM 能用更加复杂的边界曲线来更好地区分正样本和负样本。SVM 是解决二分类问题的监督学习方法,并且结合拉格朗日乘子法和 KKT 条件以及核函数可以产生非线性分类器,本文使用的是非线性分类器。考虑数据集 $\{\mathbf{X}_i, y_i\}_{i=1}^N$, 每一个输入 $\mathbf{X}_i$ 都对应一个方式标签 $y_i \in \{-1, +1\}$, SVM 能够找到一个超平面来分离 2 类数据。使用

非线性 SVM 求解以下对偶问题:

$$\begin{aligned} \min_a \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j y_i y_j K(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) - \sum_{i=1}^N a_i \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{i=1}^N a_i y_i = 0, \\ & a_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (6)$$

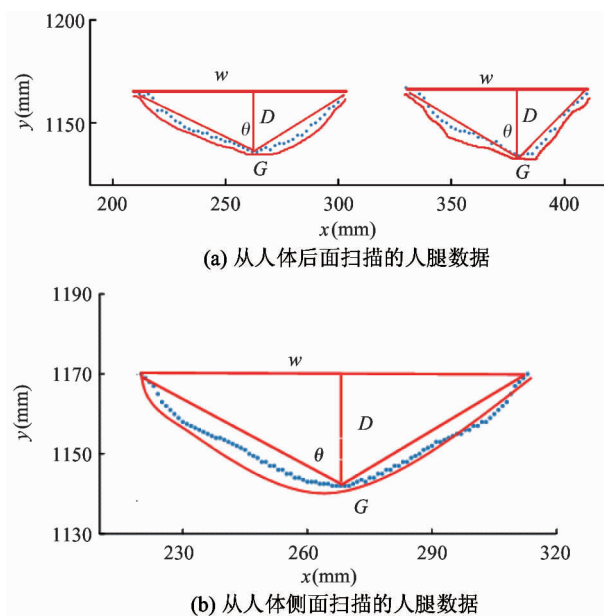
其中, a_i 为拉格朗日乘子, $K(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j)$ 为核函数。核函数主要包括高斯核函数 $K(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) = \exp(-\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|^2 / 2\sigma^2)$, 多项式核函数 $K(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) = (\mathbf{X}_i^T \mathbf{X}_j)^d$ 以及多层感知器函数 $K(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) = \tanh(\mathbf{X}_i^T \mathbf{X}_j - \theta)$, 经过实验分析,高斯核函数分类效果最好,因此本文使用的是高斯核函数。



(a) 从人体后面扫描

(b) 从人体侧面扫描

图 2 实际人体腿部



(a) 从人体后面扫描的人腿数据

(b) 从人体侧面扫描的人腿数据

图 3 激光扫描的人腿数据

由于人穿裤子时,裤子表面会随时变化,所以激光扫描检测到的人体腿部的形状也不能被简单地描

述,为了分析人体腿部聚类数据的特征,需要使用大量的训练数据。本文采集了多个人的数据,每个人都穿普通的非宽松的裤子,在距离激光 1 ~ 5 m 的距离随意走动,激光放在距离地面 30 cm 高的位置上。首先在干扰物较少的环境中采集人体腿部数据,其次在普通办公室环境下采集非腿部数据,一共采集到 2 215 组聚类数据,其中包括腿部数据和一些室内环境中的非腿部数据,使用 SVM 来训练这些数据。

图 3 表示本文定义的 4 个几何特征, W 表示激光聚类数据的宽度(第 1 个与最后 1 个点之间的距离), G 代表聚类数据的周长(依次连接每个点得到的总的距离), θ 表示最近的点和第 1 个点连接的直线以及和最远点连接的直线形成的角度, D 代表激光聚类数据的深度。另外本文取 G/W 作为第 5 个特征 E。分别用 A、B、C、D、E 表示上述 5 个特征,通过组合不同的特征并验证不同特征组合的优劣性找到最优的特征组合。本文取所有数据的 75% 作为训练集,其余的 25% 作为测试集,并用精确率(precision)、召回率(recall) 和 F1-score 作为评价标准,引入 tp (样本为正类,预测为正类的个数)、 fn (样本为正类,被错分为负类的个数)以及 fp (样本为负类,被错分为正类的个数)等变率。测试结果如表 1 和表 2 所示。

$$F1 = 2(\frac{precision \times recall}{precision + recall}) \tag{7}$$

其中,

$$precision = \frac{tp}{tp + fp}, recall = \frac{tp}{tp + fn} \tag{8}$$

2.2 算法实施步骤

通过实验可知,激光扫描出来的类圆弧特征中,宽度 W 、角度 θ 和宽度与周长的比值 G/W 能够很好地描述人腿的几何特征。因此我们用这 3 个特征作为 SVM 的训练特征。人体腿部特征提取及识别算法可总结如下。

表 1 不同特征组合的训练结果

	A	B	BE	CD	ABC	ACE
Precision	0.87	0.61	0.86	0.86	0.93	0.96
Recall	0.90	0.69	0.89	0.84	0.93	0.95
F1-score	0.88	0.65	0.87	0.85	0.92	0.96

表 2 不同特征组合的训练结果

	ABE	ABCD	ABCDE
Precision	0.94	0.95	0.94
Recall	0.95	0.95	0.93
F1-score	0.95	0.95	0.94

算法 1 人体腿部特征选取及识别算法

步骤 1: for $h = 1:m$;

步骤 2: 初始化,分别得到训练集和测试集 $S_1 = \{X_i^h, y_i\}_{i=1}^N, S_2 = \{X_j^h, y_j\}_{j=1}^N$;

步骤 3: 使用带高斯内核的 SVM 对训练集进行训练并在测试集上测试训练模型;

步骤 4: 计算 precision、recall 和 F1-score,结果如表 1 和表 2 所示;

步骤 5: end for;

步骤 6: 以 W 、 θ 、 G/W 3 个特征作为输入重新对所有数据集进行训练得到预测模型;

步骤 7: for $n = 1:m_p$;

步骤 8: 应用预测模型对运动区域中的聚类进行预测,得到对应的标签输出 response,也就是上文中的 y_i ;

步骤 9: if response = 1;

步骤 10: 则判定相应的聚类为人体腿部数据;

步骤 11: end if;

步骤 12: end for。

其中 $S_1 = \{X_i^h, y_i\}_{i=1}^N$ 为训练集, $S_2 = \{X_j^h, y_j\}_{j=1}^N$ 为测试集, X_i^h, X_j^h 表示样本特征输入, y_i, y_j 表示样本的标签,1 代表为腿部聚类, -1 代表非腿部聚类, $h \in \{1,2,\cdots,m\}$ 为不同的特征组合, $n \in \{1,2,\cdots,m_p\}$ 为运动区域中的聚类。

3 移动机器人人体跟随系统的估计器及控制器设计

3.1 卡尔曼滤波器设计

移动机器人人体跟随是一项复杂的任务,由于跟随过程中的不确定性和激光传感器自身量测噪声的影响,可能会导致系统不稳定,本文通过卡尔曼滤波对移动机器人进行运动滤波,并估计机器人与人之间的位置关系。由于人的运动模型是未知的,如

果使用匀速模型或者加速度模型会存在较大误差,因此本文提出假设卡尔曼滤波方法,在每一时刻的估计位置附近选取多个假设的预测位姿,考虑到实际过程中运行效率的缘故,选取 3 个假设的预测位姿,记为:

$$x(k|k-1) = \{x^i(k|k-1), x^{i+1}(k|k-1), x^{i+2}(k|k-1)\} \quad (9)$$

利用卡尔曼滤波器对其预测和更新。

算法 2 移动机器人状态估计器

步骤 1: 状态初始化, 获取机器人与人之间位置的初始状态 $\hat{x}(0|0)$, $P(0|0)$ 。

步骤 2: 状态预测, 计算状态 $\hat{x}^i(k|k-1)$ 以及 $P^i(k|k-1)$ 。

$$\hat{x}^i(k|k-1) = A\hat{x}(k-1|k-1) + Bu^i(k-1) \quad (10)$$

$$P(k|k-1) = P(k-1|k-1) + Q(k-1) \quad (11)$$

步骤 3: 量测更新, 计算 $\hat{z}(k|k-1)$, $\Gamma(k)$ 。

$$\hat{z}^i(k|k-1) = H\hat{x}^i(k|k-1) \quad (12)$$

$$\Gamma(k) = H(k)P(k|k-1)H^T(k) \quad (13)$$

步骤 4: 状态更新, 计算 $\hat{x}^i(k|k)$, $P(k|k)$ 。

$$K(k) = P(k|k-1)H^T(k)(\Gamma(k) + R(k))^{-1} \quad (14)$$

$$\hat{x}^i(k|k) = \hat{x}^i(k|k-1) + K^i(k)(z(k) - \hat{z}^i(k-1)) \quad (15)$$

$$P(k|k) = P(k|k-1) - K(k)H(k)P(k|k-1) \quad (16)$$

激光的量测信息通过以下步骤获得:

(1) 第 1 帧在没有其他人腿的干扰情况下应用算法 1 找到人腿聚类中心并得到机器人坐标系下的观测 $[\theta(0), d(0)]^T$ 。

(2) 为了防止其他人体的干扰, k 时刻在以上时刻目标人腿数据中心点为原点, 半径为 300 mm 的圆形检测范围内寻找目标人体。得到聚类中心 $[\theta(k), d(k)]^T$ 。

(3) 将所得到的量测信息 $z(k) = [\theta(k), d(k)]^T$ 带入到激光观测模型中。

3.2 假设卡尔曼滤波器设计

由于人在运动过程中的方位每一时刻都可能发

生变化(突然左右转弯等), 仅使用基本的卡尔曼滤波算法往往得不到理想的效果。为此, 设计一种假设卡尔曼滤波器方法, 在时刻 k , 由上一时刻的状态, 来假设多个目标的可能状态, 并通过马氏距离来找到最优的估计值。其中马氏距离由下式表示:

$$M_k = \sqrt{(\hat{x}(k|k) - \hat{x}(k|k-1))^T \sum_x^{-1} (\hat{x}(k|k) - \hat{x}(k|k-1))} \quad (17)$$

其中:

$$\begin{aligned} \sum_x &= E\{(\hat{x}(k|k) - \hat{x}(k|k-1)) \\ &\quad (\hat{x}(k|k) - \hat{x}(k|k-1))^T\} \\ &= E\{K(k)(H(k)\tilde{x} + v(k))(H(k)\tilde{x} \\ &\quad + v(k))^T K^T(k)\} \\ &= P(k|k-1)H^T(k)(H(k)P(k|k-1) \\ &\quad H^T(k) + R(k))^{-1}H(k)P(k|k-1) \\ &= P(k|k-1)(P(k|k-1) \\ &\quad + R(k))^{-1}P(k|k-1) \end{aligned}$$

如图 4 所示, 图 4(a) 表示两者的相关性小, 马氏距离大, 图 4(b) 表示相关性较大而马氏距离较小, 而图 4(c) 表示相关性较大, 马氏距离小。

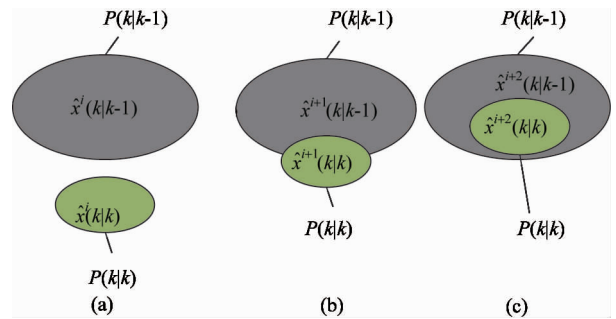


图 4 估计和预测的可能分布

由于单个状态空间模型无法准确地描述目标人体的运动模式, 所以需要通过加入多个假设预测的方法来得到更加准确的模型。由于目标人走的方向只有 3 种: 向前或向后、向左和向右。所以本文通过改变控制输入的方式来得到人体运动模型的多个假设。

算法 3 假设卡尔曼滤波器估计器

步骤 1: 初始化, 获取初始状态估计 $\hat{x}(0|0)$;

步骤 2: for $j = 1 : m$;

步骤 3: 执行算法 1 计算 $(\hat{\mathbf{x}}(k|k), \mathbf{P}(k|k))$;
步骤 4: 由式(17)计算马氏距离 M_k^j ;
步骤 5: end for;
步骤 6: 计算 $\min\{M_k^j\}$ 得到对应的 j ;
步骤 7: $\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \hat{\mathbf{x}}^j(k|k)$ 。

3.3 移动机器人人体跟随系统的控制器设计

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 PID 控制, 即:

$$\mathbf{u}(k) = K_p \odot \mathbf{e}(k) + T_I \odot \sum_{i=1}^n \mathbf{e}(i) \tag{18}$$

其中, $\odot$ 为 Hadamard 积, $\mathbf{e}(k) = \mathbf{x}(k) - \mathbf{x}_d, \mathbf{x}_k = [\theta_k \ D_k], \theta_d, D_d$ 为 k 时刻机器人的跟随偏角和跟随距离, $\mathbf{x}_d = [\theta_d \ D_d], \theta_d, D_d$ 为机器人与人之间理想的跟随偏角和跟随距离。 $\mathbf{K}_p = [K_{p1} \ K_{p2}], \mathbf{T}_I = [T_{I1} \ T_{I2}], \mathbf{K}_p, \mathbf{T}_I$ 分别为比例系数参数和积分系数参数, $k = 1, 2, \dots$, 为时间序列。则移动机器人的左右轮速度为

$$v_L(k) = u_2(k) + \frac{u_1(k)d_r}{2} \tag{19}$$

$$v_R(k) = u_2(k) - \frac{u_1(k)d_r}{2} \tag{20}$$

4 实验结果

本节对本文的算法进行实验验证, 在实验中, 人体跟随系统有移动机器人、北洋 HOKUYO URG-04LX-UG01 激光雷达、PC 机和跟随对象组成。以 DFRobot 室内机器人为平台, 如图 5 所示。基于 Ubuntu14.04 系统, 在 Qt5.7 开发环境下, 本文对人体目标特征提取并实时定位, 获取目标对机器人的相对状态并跟随目标, 以及对本文的基于激光雷达的目标跟随方法进行了编程实现, 从而完成了移动机器人人体目标跟随软件系统的搭建。其中, $L_x = 12.5 \text{ cm}$, DFRobot 机器人两驱动前轮间距 $d_r = 30 \text{ cm}$, 轮半径 $r = 6.25 \text{ cm}$ 。控制器的相关参数选择如下:

$$\begin{aligned} K_{p1} &= 45, K_{p2} = 8 \\ K_{i1} &= 0.5, K_{i2} = 0.1 \end{aligned}$$

在移动机器人跟随系统中, $\hat{\mathbf{x}}(0|0)$ 取第 1 次通过激光雷达得到的角度和距离信息 $[x_0, d_0]$, 且

$$\mathbf{P}(0|0) = 100。$$



图 5 实验系统

实验环境是在一间屋子里, 真实轨迹通过位于屋顶的高精度定位系统来获得, 如图 6 所示, 该定位系统由 OptiTrack 公司生产, 由 8 个 Prime 13 摄像头组成, 能够实时捕捉目标的位姿。在室内对移动机器人跟随能力进行验证目标人指定的轨迹移动, 机器人在目标的后方进行跟踪, 分别通过标准卡尔曼滤波以及假设卡尔曼滤波的方法来测试小车跟随人走过的轨迹, 结果如图 7 所示。图 7 中点状线表示真实轨迹, 实线表示使用标准卡尔曼滤波时的机器人运动轨迹, 虚线表示使用假设卡尔曼滤波方法进行运动滤波后的移动机器人运动轨迹, 可以看出, 基于假设卡尔曼滤波的移动机器人目标跟随方法的估计结果优于使用标准卡尔曼滤波的估计结果, 移动机器人的轨迹更接近真实轨迹。



图 6 OptiTrack 定位系统

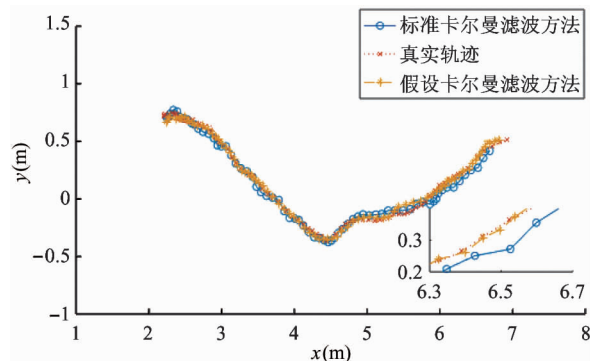
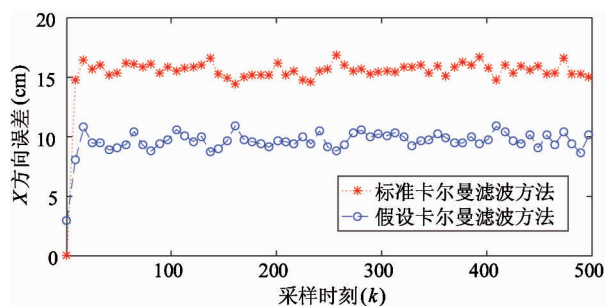
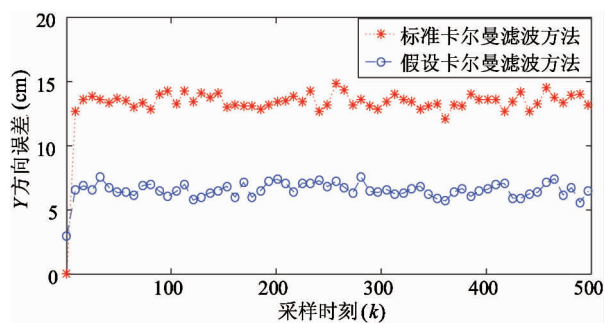


图7 估计轨迹和真实轨迹

图8和图9分别表示移动机器人在 X 和 Y 方向上的均方根误差(root mean square error, RMSE)对比图,本实验共采集了10组数据。实验结果表明,假设卡尔曼滤波方法相比标准卡尔曼滤波方法有更小的估计误差,而采用标准卡尔曼滤波有更大的估计误差。因此采用假设卡尔曼滤波方法明显改善了机器人的跟随误差,实现了更好的跟随。

图8 X 方向估计误差图9 Y 方向估计误差

5 结论

本文系统地研究了基于激光雷达的人体目标跟随问题,通过提取人体腿部的几何特征并应用SVM

的方法,实现了目标人腿的检测,具有较强的目标识别能力。考虑到人在运动过程中的方位每一时刻都可能发生较大变化,设计了一种基于假设卡尔曼滤波的人体目标跟随模型,减小了移动机器人的跟随误差并提高了系统的稳定性。实验结果表明,本文提出的跟随算法有效地减小了估计的不确定性,并且具有很强的目标识别和跟随能力。

参考文献

- [1] Okusako S, Sakane S. Human tracking with a mobile robot using a laser range-finder[J]. *Journal of the Robotics Society of Japan*, 2006, 24(5): 605-613
- [2] Morioka K, Oinaga Y, Nakamura Y. Control of human-following robot based on cooperative positioning with an intelligent space[J]. *Electronics and Communications in Japan*, 2015, 95(1): 20-30
- [3] Maclachlan R, Mertz C. Tracking of moving objects from a moving vehicle using a scanning laser rangefinder[C]// *Intelligent Transportation Systems Conference*, Toronto, Canada, 2006: 301-306
- [4] Pang L, Zhang L, Yu Y, et al. A human-following approach using binocular camera[C]// *IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, Beijing, China, 2017: 1487-1492
- [5] 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
- [6] Micheloni C, Foresti G L, Piciarelli C, et al. An autonomous vehicle for video surveillance of indoor environments[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2007, 56(2): 487-498
- [7] Yoon Y, Yun W, Yoon H, et al. Real-time visual target tracking in RGB-D data for person-following robots[C]// *International Conference on Pattern Recognition*, Stockholm, Sweden, 2014: 2227-2232
- [8] Sun Y, Sun L, Liu J. Real-time and fast RGB-D based people detection and tracking for service robots[C]// *Intelligent Control and Automation*, Guilin, China, 2016: 1514-1519
- [9] 张立国,王松,金梅,等. 基于多尺度感知哈希特征的目标跟踪算法研究[J]. *高技术通讯*, 2018, 28(3): 39-46
- [10] 尹宏鹏,陈波,柴毅,等. 基于视觉的目标检测与跟踪综述[J]. *自动化学报*, 2016, 42(10): 1466-1489
- [11] 黄宏图,毕笃彦,侯志强,等. 基于稀疏表示的视频目标跟踪研究综述[J]. *自动化学报*, 2018, 44(10): 1747-1763
- [12] Lee J H, Tsubouchi T, Yamamoto K, et al. People track-

- ing using a robot in motion with laser range finder[C] // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Beijing, China, 2007: 2936-2942
- [13] Kai O A, Mozos O M, Burgard W. Using boosted features for the detection of people in 2D range data[C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation, Roma, Italy, 2007: 3402-3407
- [14] Jung E J, Lee J H, Yi B J, et al. Marathoner tracking algorithms for a high speed mobile robot[C] // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, San Francisco, USA, 2011: 3595-3600
- [15] 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
- [16] Xavier J, Pacheco M, Castro D, et al. Fast line, arc/circle and leg detection from laser scan data in a player driver[C] // Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Barcelona, Spain, 2005: 3930-3935
- [17] Wang C, Thorpe C, Thrun S, et al. Online simultaneous localization and mapping with detection and tracking of moving objects: theory and results from a ground vehicle in crowded urban areas[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2007, 26(9): 889-916
- [18] Cielniak G, Duckett T, Lilienthal A J. Improved data association and occlusion handling for vision-based people tracking by mobile robots[C] // Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, San Diego, USA, 2007: 3436-3441
- [19] Schulz D. A probabilistic exemplar approach to combine laser and vision for person tracking[C] // Proceedings of International Conference on Robotics: Science and Systems, Philadelphia, USA, 2006: 362-367
- [20] Dai W, Cuhadar A, Liu P X. Robot tracking using vision and laser sensors[C] // Proceedings of IEEE Conference on Automation Science and Engineering, Washington D C, USA, 2008: 169-174
- [21] Bellotto N, Hu H. Multisensor-based human detection and tracking for mobile service robots[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2009, 39(1): 167-181
- [22] Luo R C, Chang N W, Lin S C, et al. Human tracking and following using sensor fusion approach for mobile assistive companion robot[C] // Proceedings of IEEE Annual Conference on Industrial Electronics, Porto, Portugal, 2009: 2235-2240
- [23] Choi W, Pantofaru C, Savarese S. Detecting and tracking people using an RGB-D camera via multiple detector fusion[C] // IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, Barcelona, Spain, 2011: 1076-1083
- [24] 苑晶, 刘钢墩, 孙沁璇. 激光与单目视觉融合的移动机器人运动目标跟踪[J]. *控制理论与应用*, 2016, 33 (2): 196-204
- [25] 贾松敏, 王爽, 王丽佳, 等. 基于双层协作定位机制的移动机器人目标跟踪[J]. *高技术通讯*, 2013, 23 (11): 1154-1160
- [26] Avidan S. Support vector tracking[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 2004, 26(8): 1064-1072

Human-following of mobile robot with laser radar

Du Huazhen, Zhang Wenan, Yang Xusheng

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

Abstract

Human-following with mobile robots in the indoor environments is studied. A human-following method for mobile robots based on laser radar is proposed. A laser radar is used as an environment-aware sensor to acquire the environment's scanning data in real time. The arc-shaped features of the human legs are used to define the geometric characteristics of the human legs and the support vector machine (SVM) method is used to train sample datasets and predict the position information (tracking declination and tracking distance) of the human legs relative to the mobile robot. Considering that the orientation of human beings in the process of motion may change at every moment, a hypothesis Kalman filter method is designed to predict and update the relative position relationship between the mobile robot and the human, so that the mobile robot can follow the human body more smoothly. The algorithm is realized and tested on the DFRobot platform, and the experiments verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: human-following, mobile robot, laser radar, hypothesis Kalman filter