

融合射频识别和激光信息的动态目标定位

刘冉* 梁高丽 王姮 付余路 何静 张华
(西南科技大学信息工程学院 绵阳 621010)

摘要: 低成本、可靠的动态目标定位方法成为目前研究的热点。传统的激光定位或视觉定位方法需要解决识别奇异性和环境遮挡等问题, 射频识别(RFID)通过无线射频信号对特定目标进行识别, 因此被广泛用于动态目标的定位。该文提出一种融合激光信息与RFID信息对动态目标快速定位的方法。该方法利用粒子滤波器融合RFID信号强度、相位信息和激光数据。首先使用预先训练的信号强度模型将信号强度融入粒子滤波器; 然后利用激光聚类后的数据估算运动目标的速度, 与RFID相位差估算出的运动目标速度进行匹配; 最后利用匹配成功的激光数据对粒子进一步约束。在SCITOS服务机器人上验证了算法的可行性, 结果表明, 与激光和信号强度的定位方法相比, 该方法的定位精度得到了明显提高。

关键词: RSSI信号强度模型; 射频识别相位; 激光聚类; 速度匹配; 粒子滤波

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)11-2590-08

DOI: 10.11999/JEIT171088

Dynamic Object Localization Based on Radio Frequency Identification and Laser Information

LIU Ran LIANG Gaoli WANG Heng FU Yulu HE Jing ZHANG Hua
(School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

Abstract: Recent researches show great interests in localizing dynamic objects through cost-effective technologies. Laser or visual-based approaches have to solve the singularity and occlusion problem from the environment. Radio Frequency Identification (RFID) is used as a preferred technology to address these issues, due to the unique identification and the communication without line of sight. In this paper, an innovative method is proposed to localize precisely a dynamic object equipped with an RFID tag by fusing laser information RFID information. A particle filter is used to fuse RFID signal strength, phase information, and laser ranging data. Particularly, a pre-trained signal strength-based model is used to incorporate the signal strength information. Then, the laser ranging data is divided into different clusters and the velocities of these clusters are compared with the RFID phase velocity. Matching results of both velocities are used to confine the locations of the particles during the update stage of the particle filtering. The proposed approach is verified by several experiments on a SCITOS service robot and results show that the proposed approach provides better localization accuracy when compared with laser-based approach and the signal strength-based approach.

Key words: RSSI signal strength model; Radio Frequency Identification (RFID) phase; Laser clustering; Velocity matching; Particle filtering

1 引言

射频识别技术(Radio Frequency Identification, RFID)利用射频方式进行非接触式双向通

信, 可达到目标识别和数据交换的目的^[1]。RFID具有以下突出优点: 非接触识别; 可识别高速运动物体; 可抗恶劣环境; 可同时识别多个对象等。其工作频段分为低频, 高频, 超高频。本文RFID系统工作在超高频段, 识别距离可达7 m。RFID标签使用全球唯一ID作为标识, 可解决激光传感器目标识别的奇异性。与视觉定位相比, 不需要复杂的目标分类识别算法, 并解决了视觉遮挡和外界光线影响等问题。

国内外已有很多研究人员开展了RFID目标定

收稿日期: 2017-11-20; 改回日期: 2018-08-21; 网络出版: 2018-08-28

*通信作者: 刘冉 ran.liu.86@hotmail.com

基金项目: 国家自然科学基金(61601381, 61701421, 61471306), 国家核能开发项目([2016]1295)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61601381, 61701421, 61471306), The National Nuclear Energy Development Program of China ([2016]1295)

位方面的研究^[2,3]。Hähnel等人^[4]首先对被动RFID标签定位进行了研究。他们构造RFID天线的传感器概率模型，通过机器人在不同位置对标签进行测量，从而实现目标的定位，此方法需要手工对传感器模型进行标定。Vorst等人^[5]提出一种半自主方法来构建RFID传感器模型。新一代RFID传感器可提供RFID标签的信号强度，Joho等人^[6]将信号强度融合到传感器模型中来提高标签的定位精度。文献^[7-9]在国际上设计并实现了基于RFID的室内定位系统LANDMARC，他们提出的Tagoram系统可实现动态RFID标签的实时定位，精度可达厘米级，但是此系统需要安装多个固定的RFID天线来进行定位。随后许多研究学者开始利用RFID对动态目标进行定位^[10-12]。这一领域还有许多尚待解决的问题，传统的方法使用信号强度对标签定位，信号强度受环境中金属、水的影响较大，导致定位精度受限^[13-15]。因此本研究通过引入激光信息来提高定位精度。由于激光定位中对目标的识别存在奇异性^[16,17]，因此本文融合激光信息与RFID信息对动态目标进行定位。首先对激光聚类，并求每个类别的速度，然后与RFID相位速度进行匹配，并将匹配结果融入到粒子滤波器对目标的可能位置进一步约束，从而提高定位精度。

2 系统描述

本文提出的定位系统框图如图1所示，RFID系统和激光传感器采集的数据作为系统的输入，激光传感器采集运动目标角度与距离信息，将激光传感器采集的信息进行聚类处理，并将相邻时刻激光聚类后的信息处理成运动目标速度。同时RFID系统采集标签信号强度与标签相位信息，将采集到的信号强度信息融入粒子滤波更新阶段，并将相邻时刻相位信息处理成运动目标速度。最终，将聚类后的激光速度信息与RFID相位估算的速度进行匹配，选取最佳匹配速度所对应的聚类来对粒子滤波更新

阶段进行进一步约束，实现运动目标更加精确的定位。

3 基于粒子滤波的动态目标定位

本文的目的是估计 t 时刻运动目标的位姿 X_t ，即后验概率 $p(X_t|Z_{1:t}, r_{1:t}, u_{1:t})$ ，这里 X_t 是RFID标签在 t 时刻的位置， $u_{1:t}$ 为目标的运动信息， $Z_{1:t}$ 是 $1:t$ 时刻的RFID测量数据， $r_{1:t}$ 为 $1:t$ 时刻激光所采集的激光点的坐标信息。基于贝叶斯公式可进一步将 $p(X_t|Z_{1:t}, r_{1:t}, u_{1:t})$ 分解为

$$p(X_t|Z_{1:t}, r_{1:t}, u_{1:t}) = \eta_t \cdot p(Z_t|X_t) \cdot p(r_t|X_t, Z_t) \cdot p(X_t|X_{t-1}, u_t) \cdot p(X_{t-1}|Z_{1:t-1}, r_{1:t-1}, u_{1:t-1}) \quad (1)$$

其中， $p(Z_t|X_t)$ 是RFID传感器模型，表示在位置 X_t 处阅读器得到标签测量数据 Z_t 的概率， $Z_t = \{d, s\}$ ， d 表示标签是否被检测， s 为被检测标签的信号强度， $p(r_t|X_t, Z_t)$ 表示激光速度匹配模型， $p(X_t|X_{t-1}, u_t)$ 为运动预测模型， $p(X_{t-1}|Z_{1:t-1}, r_{1:t-1}, u_{1:t-1})$ 为RFID标签在时刻 $t-1$ 的状态。

3.1 RSSI离线建模

RFID传感器模型描述了在天线坐标系下的某一位置 (x, y) 处得到标签测量数据 Z 的概率大小。本文采用半自主的学习方法来建立传感器模型^[5]，事先在环境中安装一些RFID标签，并测量这些标签的实际位置。手动控制机器人在环境中收集数据，这些数据包括RFID测量数据与机器人自身的位置。机器人自身位置通过地图和基于激光的蒙特卡罗室内定位方法获得。收集到这些数据后，通过一个离线过程来构建传感器模型。在每一个记录数据的时间点，可以通过机器人与天线之间的坐标关系得到天线与标签的相对位置。由于RFID天线可以提供是否检测到这个标签(d)和相应的信号强度(s)这两种信息，RFID的传感器模型可以表述为

$$p(Z|(x, y)) = p(d|(x, y)) p(s|d, (x, y)) \quad (2)$$

其中， $p(Z|(x, y))$ 表示在 (x, y) 处得到标签测量数

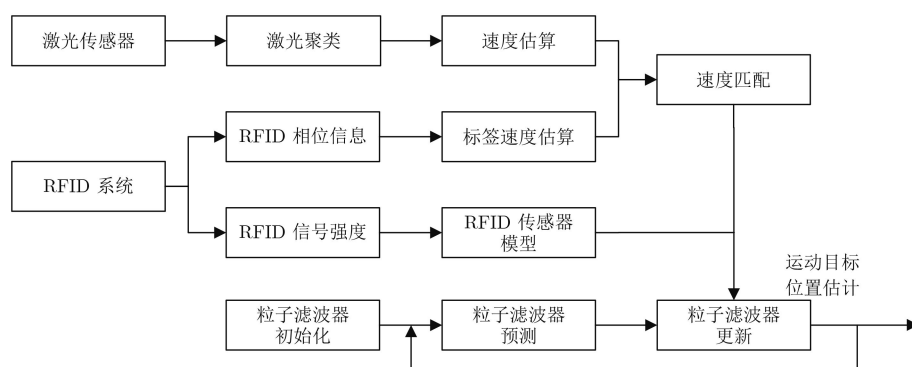


图1 定位系统整体框图

据 Z 的概率, $p(d|(x, y))$ 表示在 (x, y) 处检测到标签概率的大小, $p(s|d, (x, y))$ 表示在 (x, y) 处得到信号强度为 s 的概率。

使用2维栅格来表示传感器模型, 整个模型空间被离散化为维栅格, $p(d|(x, y))$ 可以通过式(3)求得

$$p(d|(x, y)) = \frac{n_{(x,y)}^+}{n_{(x,y)}^+ + n_{(x,y)}^-} \quad (3)$$

其中, $n_{(x,y)}^+$ 为落在每一个栅格内的正检测个数, $n_{(x,y)}^-$ 为落在每一个栅格内的负检测个数; 如果在某一时刻检测到某一标签, 我们定义为正检测, 否则为负检测。

RFID的信号强度遵循均值为 u_1 方差为 σ_1 的高斯分布, (x, y) 处测量到RFID标签信号强度为 s 的概率为

$$p(s|d, (x, y)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{(s-u_1)^2}{2\sigma_1^2}\right) \quad (4)$$

3.2 激光聚类及速度估算

为了更加准确地定位目标, 需要对激光数据进行聚类处理^[18]。图2给出了激光聚类流程图, 先对激光数据进行分组处理, 分组完成后, 对每一组激光数据进行分割处理, 分割结束后再进行合并过滤, 最后得到激光的聚类结果。

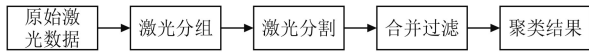


图2 激光聚类流程图

在 t 时刻的聚类结果可用圆的形式表示。

$$C_t = \left\{ C_t^{(i)} \right\} = \left\{ r_t^{(i)}, \bar{x}_t^{(i)}, \bar{y}_t^{(i)} \right\}_{i=1}^{N_t} \quad (5)$$

其中, $r_t^{(i)}$ 表示第 i 个聚类的半径, $(\bar{x}_t^{(i)}, \bar{y}_t^{(i)})$ 表示第 i 类的中心坐标, N_t 表示 t 时刻的聚类数目。

3.2.1 激光数据的分组 激光分组的目的是用点子集 $S_j = (j \in \{1, 2, \dots, N_s\})$ 表示可能单独的对象, 其中 N_s 表示分组个数。如果两个邻近的扫描点 $i-1$ 和 i 满足分组条件式(6)则这两个点属于同一对象。分组的标准定义为

$$d(p_i, p_{i-1}) < d_g + R_i d_p \quad (6)$$

其中, $d(p_i, p_{i-1})$ 表示第 i 个扫描点与第 $i-1$ 个扫描点之间的欧几里得距离, R_i 表示第 i 个扫描点离机器人的距离, d_g 为分组阈值, d_p 为距离参数。激光的测量误差随距离增加而增加, 因此本文使用 $R_i d_p$ 来对这一误差进行补偿。

3.2.2 激光数据的分割 由于分组的时候, 只关注

了两束激光之间的欧氏距离, 一个组内有可能存在两个或多个单独的对象, 因此需要对分组结果进行分割处理。分割过程使用迭代拟合算法, 该算法在集合 S_j 中相距最远的两个点上建立一条直线作为引导线, 并在集合 S_j 寻找与该线相距最远的点, 如果该点到引导线的距离满足式(7), 则对 S_j 进行分割处理, 否则 S_j 不进行分割处理。分割的标准定义为

$$d_i < d_s + R_j d_p \quad (7)$$

d_i 表示点子集 S_j 中最远的点距引导线的距离, d_s 表示分割阈值, R_j 为引导线的长度。将满足条件的分配点分配给两个新子集。对每个新子集递归地重复该过程, 直到不再发生分割。

当分组与分割结束, 将每一个点子集的引导线作为圆的直径来建立圆, 其半径为引导线长度的一半, 圆心为引导线的中点。当两个圆 $C_t^{(i)}$ 和 $C_t^{(j)}$ 满足式(8):

$$\left| r_t^{(i)} - r_t^{(j)} \right| \geq \sqrt{\left(\bar{x}_t^{(i)} - \bar{x}_t^{(j)} \right)^2 + \left(\bar{y}_t^{(i)} - \bar{y}_t^{(j)} \right)^2}, \quad i, j \leq n \quad (8)$$

说明这两个圆相交, 将 $C_t^{(i)}$ 与 $C_t^{(j)}$ 合并为一个圆。由于需要提取的对象是人腿, 所以应该将对象的半径限制在一定范围内 $(r_t^{(i)} \leq R_{\max})$, 其中 R_{\max} 是限制对象半径大小的阈值。

3.2.3 聚类的速度估算 对于 t 时刻的每个聚类 i ,

找在 $t-1$ 时刻最邻近的聚类 \hat{j} , 这两个聚类 $(C_{t-1}^{(\hat{j})}, C_t^{(i)})$

被视为同一目标。 \hat{j} 可通式(9)求取:

$$\hat{j} = \arg \min_j \sqrt{\left(\bar{x}_t^{(i)} - \bar{x}_{t-1}^{(j)} \right)^2 + \left(\bar{y}_t^{(i)} - \bar{y}_{t-1}^{(j)} \right)^2} \quad (9)$$

其中 $1 \leq j \leq N_{t-1}$, 因此聚类 i 在 t 时刻的速度可表示为

$$v_t^{(i)} = \frac{\sqrt{\left(\bar{x}_t^{(i)} - \bar{x}_{t-1}^{(\hat{j})} \right)^2 + \left(\bar{y}_t^{(i)} - \bar{y}_{t-1}^{(\hat{j})} \right)^2}}{\Delta t} \quad (10)$$

3.3 基于相位差的RFID标签速度估算

射频信号的相位是周期为 2π 的函数, 相位计算公式为

$$\theta = 2 \cdot \pi \left(\frac{R}{\lambda} \right) \bmod (2\pi) \quad (11)$$

其中, λ 表示波长。假设阅读器在相邻时刻检测到同一标签的时间和相位分别是 $(t-1, \theta_{t-1})$ 和 (t, θ_t) , 标签在 $t-1$ 与 t 之间移动的距离可以表示为

$$d_r = \frac{1}{2} \left(\frac{\theta_t - \theta_{t-1}}{2^{12}} \right) \cdot \lambda \quad (12)$$

假设 $d_r < \frac{\lambda}{2}$ ，因此结合观测时间可估算标签移动的速度：

$$v_t^r = \frac{d_r}{\Delta t} \quad (13)$$

3.4 RFID与激光的速度匹配

同一时刻RFID估算目标运动速度，与激光聚类估算出的运动目标运动速度应该相似性很高，用 $\text{sim}(v_t^{(i)}, v_t^r)$ 表示二者估算速度的相似程度：

$$\text{sim}(v_t^{(i)}, v_t^r) = 1 - \frac{|v_t^{(i)} - v_t^r|}{|v_t^{(i)} + v_t^r|} \quad (14)$$

当 $\text{sim}(v_t^{(i)}, v_t^r)$ 值越高说明 t 时刻两者速度越接近，该速度对应的聚类目标有可能是需要定位的目标。根据相似度进行排序选取 K 个速度最匹配点并得到其对应的激光类 $C_t^{\pi(1)}, C_t^{\pi(2)}, \dots, C_t^{\pi(K)}$ 。

3.5 粒子滤波算法

在粒子滤波器中，运动目标的位置可由一组带权重的粒子表示 $X_t = \{X_t^{[n]}, w_t^{[n]}\}_{n=1}^N$ ，其中 N 表示粒子个数， $X_t^{[n]} = \{x_t^{[n]}, y_t^{[n]}\}$ 表示粒子的2维坐标， $w_t^{[n]}$ 表示粒子的权重。粒子滤波分为预测，更新，重采样3个阶段。

3.5.1 预测阶段 由于运动目标方向的不确定，因此选用高斯函数作为运动预测的模型，粒子的分布与集中程度可以通过高斯函数的参数得到调整。其主要原理是在 $t-1$ 时刻粒子周围产生高斯分布的粒子，作为 t 时刻预测的粒子集。

$$\left. \begin{aligned} x_t^{[n]} &= x_{t-1}^{[n]} + N(0, \sigma) \\ y_t^{[n]} &= y_{t-1}^{[n]} + N(0, \sigma) \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

其中， σ 表示粒子的离散程度。

3.5.2 更新阶段 本阶段主要实现对粒子权重的更新，观测模型是信号强度模型与激光速度匹配模型，首先通过离线训练阶段信号强度模型 $p(Z_t | X_t)$ 对粒子权重进行更新：

$$w_t^{[n]} = \eta_t \cdot w_{t-1}^{[n]} \cdot p(Z_t | X_t^{[n]}) \quad (16)$$

其中， $w_t^{[n]}$ 为当前粒子的权重， η_t 为归一化参数。由于信号强度受环境中的金属，水的影响较大，所以单独利用信号强度进行定位会产生很大误差。为了提高精度，在利用信号强度信息对粒子的权重进行更新后，再利用匹配成功的激光数据对粒子权重

进行进一步的约束：

$$w_t^{[n]} = \eta_t \cdot w_t^{[n]} \sum_{i=1}^K \text{sim}(v_t^{(i)}, v_t^r) \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} d^2(X_t^{[n]}, C_t^{\pi(i)})\right) \quad (17)$$

$$d^2(X_t^{[n]}, C_t^{\pi(i)}) = \frac{(x_t^{[n]} - \bar{x}_t^{\pi(i)})^2}{\lambda_1} + \frac{(y_t^{[n]} - \bar{y}_t^{\pi(i)})^2}{\lambda_1} \quad (18)$$

其中， λ_1 表示距离函数其中的一个平移系数，影响着权重的分配， $w_t^{[n]}$ 为当前粒子的权重。通过加入匹配成功的激光数据对权重进一步约束，很好地解决了环境对信号强度的影响，从而使得定位更加准确。

完成粒子更新之后，进行重采样。保留权重大的粒子，去除权重小的粒子。从而得到 t 时刻最终的粒子集，并对该粒子集求平均即可得到 t 时刻运动目标的估计位置。

4 实验验证

4.1 实验环境搭建

以SCITOS G5(德国Metralabs公司)服务机器人作为平台验证本文所提出的算法。该机器人上安装了一个型号为SICK S300的激光传感器(最大测量距离为29 m，分辨率为0.5°，测量角度范围为270°)与一个型号为Impinj Speedway Revolution R420的超高频射频识别读写器。此阅读器提供的最大识别距离为7 m。此外在机器人身上还安装有两个与机器人前进方向呈45°角的圆极化天线(型号为Lairs Technologies SS8688P)。

在传感器模型准备阶段，事先在走廊中张贴一定数量的标签，这些标签的位置是已知的，张贴的高度大概与安装在机器人身上天线的高度相同。阅读器的采样频率为2 Hz。手动操控机器人以0.2 m/s的速度在走廊中来回行走，机器人总共行走约9 h，65圈，约6500 m，采集65000条数据建立模型。图3为RFID传感器特性示意图，其中图3(a)给出平均信号强度的大小，图3(b)，3(c)，3(d)分别给出信号强度为-48 dBm，-55 dBm，-60 dBm的传感器模型。由图3(a)可以看出，距离天线越近，信号强度越强；通过图3(b)，3(c)，3(d)的对比可以看出，信号强度越弱，目标位置的不确定性越大。

本文在如图4所示的环境进行了实验，其中，机器人放于固定位置不变，其位置位于矩形较长边的中垂线上，距离矩形轨迹1 m远处。由人携带RFID标签从起始位置开始沿着4 m×2 m的矩形以大约0.4 m/s的速度移动，共走5圈。

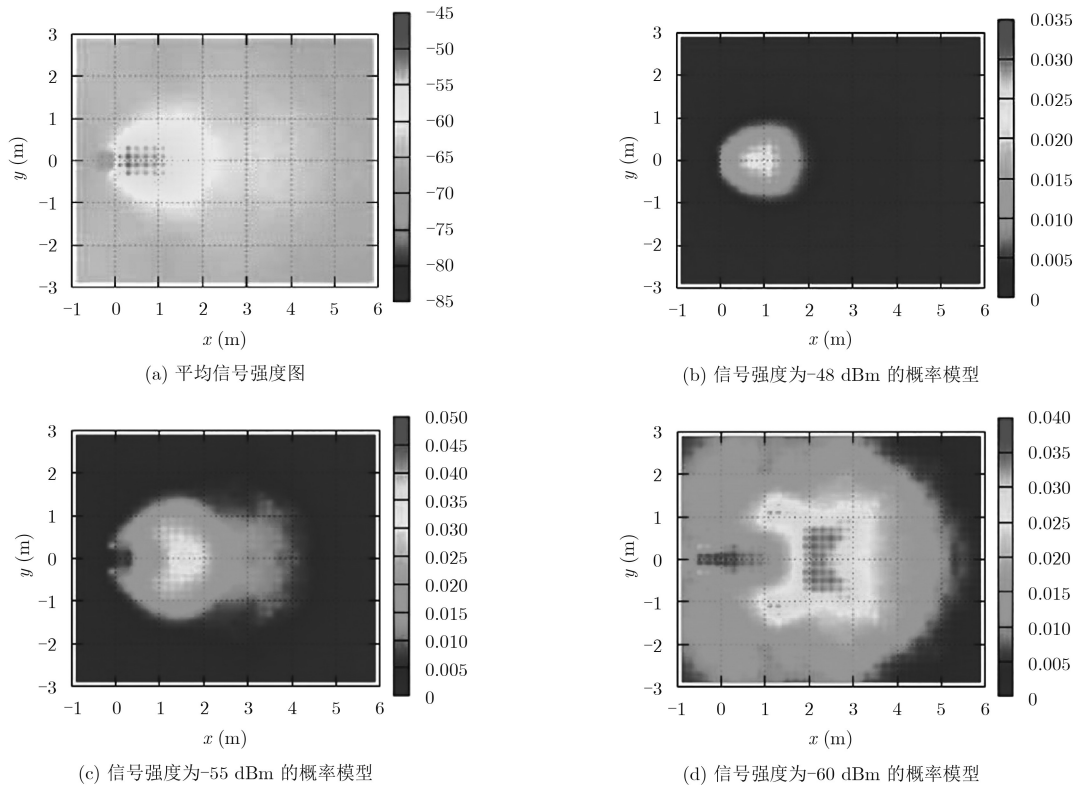


图3 RFID传感器特性



图4 实验环境图

4.2 实验结果分析

本实验先分析粒子个数 N , K 对定位精度的影响, 然后再分析粒子滤波参数 σ , λ_1 对定位精度的影响, 最后分析激光聚类参数 d_g , d_s , R_{\max} , d_p 对定位精度的影响。

4.2.1 不同定位方法实验效果对比 粒子滤波阶段融合了RFID信号强度信息与激光信息对权值进行更新, 天线个数影响着RFID信号强度模型的建立, 从而影响着定位误差。不同定位方法也对算法执行时间存在一定影响。本节就不同天线, 单独使用激光, 单独使用RFID, 融合两种信息对运动目标进行定位, 并对定位误差与算法执行时间进行分析。

图5对不同定位方法进行了比较, 其中, 图5(a)与图5(b)分别给出不同定位方法的定位精度与算法执行时间, 图5(c), 5(d), 5(e)分别给出激光定位、RFID定位及融合两者信息的轨迹图。由图5(a)可以看出, 当单独使用一个天线进行实验时, 由于单一天线的覆盖范围有限, 导致定位误差较大。当使用两个天线进行定位时, 天线覆盖范围较大, 因此定位误差降低。同时由图5(a)可以看出, 单独使用RSSI传感器模型对目标进行定位时, 由于信号强度受周围环境的影响较大, 定位误差仅在0.71 m左右, 大部分定位点远离真实轨迹; 单独使用激光对目标进行定位时, 受环境中其它动态物体的影响, 导致速度匹配在某些位置出错, 定位误差在0.46 m左右, 部分定位点远离真实轨迹; RFID与激光信息的融合, 可以互补两种方法的缺点, 提高定位精度, 此时得到的定位误差在0.32 m左右, 定位点分布在真实轨迹附近。融合之后的定位精度比单独使用RFID信息定位提高了0.39 m左右(54.9%); 比单独使用激光定位提高了0.14 m左右(34.4%)。由图5(b)可以看出, 不同定位方法对算法执行时间有一定的影响, 单独使用RFID时, 系统仅需处理一个RFID天线的的数据, 算法执行时间较短, 在0.17 ms左右; 融合两者信息后, 由于系统需要处理两个天线采集的数据, 算法执行时间增加, 在0.35 ms左

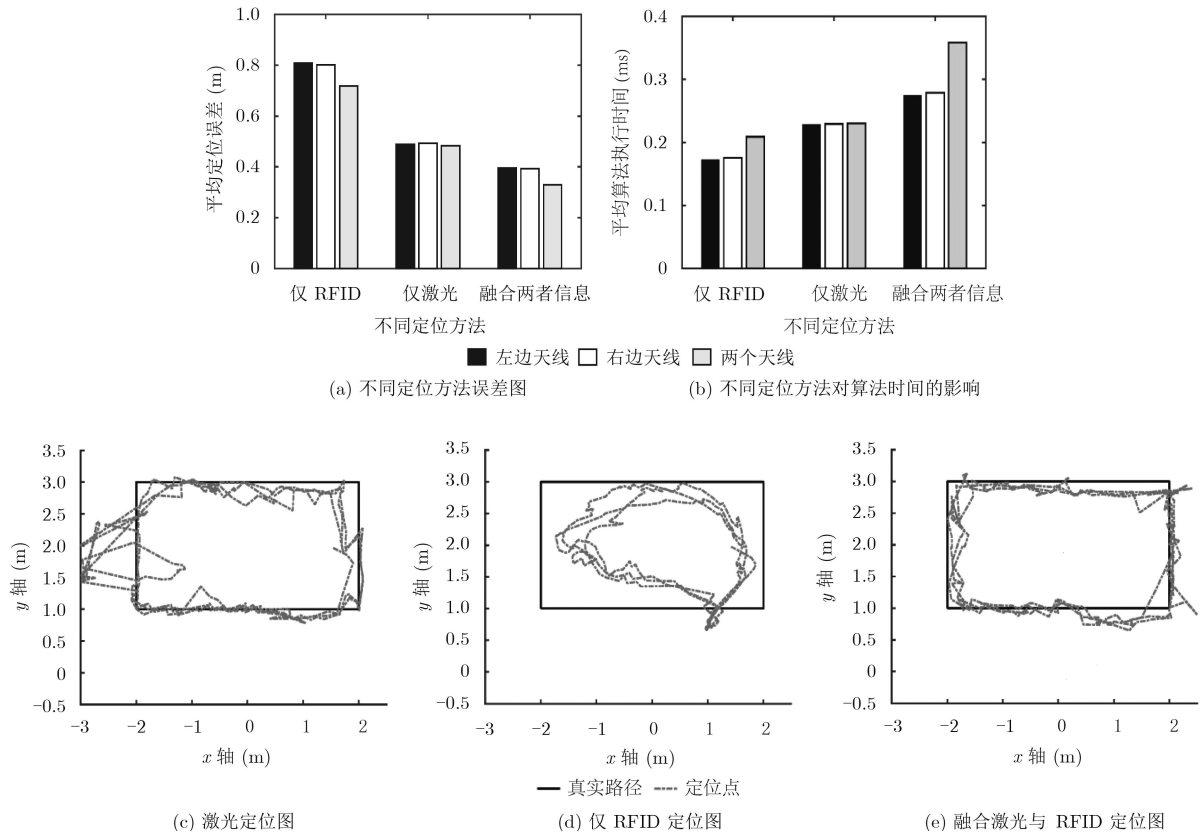


图 5 不同定位方法对定位误差与算法时间的影响图

右。由此可见，融合后的算法增加了系统的时间开销，但定位精度得到明显提高。

4.2.2 N 与 K 对实验结果的影响 在粒子滤波阶段，粒子数量影响着定位的精度以及算法的执行时间。 K 值的选择影响着权重的更新，从而影响着定位精度。本节选用两个天线来进行实验，分别测试 K 值与粒子数目对实验结果的影响。其中 N 取值为：20, 50, 100, 500； K 取值为：1, 5, 8, 12, 100。

表1给出不同粒子数目对算法执行时间和定位误差的影响，可以看出，粒子数目对算法执行的时间和定位误差的影响较大。当 $N=20$ 时，由于粒子数目较少，算法执行的时间较短，定位误差较大。随着粒子数目的增加，滤波器能更好地表示状态空间，定位误差减小，但是额外粒子的预测和更新需要消耗更多的系统时间。表2给出不同的 K 值对定位误差的影响，可以看出， K 值小于5时，对定位误差影响比较明显，因为实验环境中存在多个动态物体，系统将会错误的追踪其它运动目标，导致定位误差较大。当 K 值大于5时，误差趋于稳定，因为速度匹配算法可以有效的区分所追踪的物体和其他物体，此时误差并没有因为集成了过多的激光聚类而增大。

4.2.3 σ 与 λ_1 对实验结果的影响 由于粒子滤波中

表 1 不同粒子数 N 对算法执行时间和定位精度的影响

粒子个数(N)	算法执行时间(ms)	平均定位误差(m)
20	0.145	0.365
50	0.284	0.336
100	0.352	0.322
500	0.856	0.320

表 2 不同 N 与 K 对实验误差的影响 (m)

N	K				
	1	5	8	12	100
20	0.399	0.379	0.365	0.365	0.367
50	0.363	0.342	0.336	0.336	0.338
100	0.349	0.337	0.322	0.324	0.323
500	0.342	0.335	0.320	0.325	0.326

σ 参数影响粒子预测阶段， λ_1 影响权重分配。本文分别测试这两个参数对实验结果的影响。其中 σ 分别取值为：0.3, 0.6, 1.0, 2.0； λ_1 分别取值为：0.001, 0.050, 0.500, 1.000；粒子的数目 $N=100$ ； $K=8$ 保持不变。

图6为不同 σ 和 λ_1 对测试结果的影响，由图6(a)可以看出， σ 与 λ_1 对定位误差影响明显，当 σ 取值较小时，由于噪音过小，系统难以预测动态目标的真

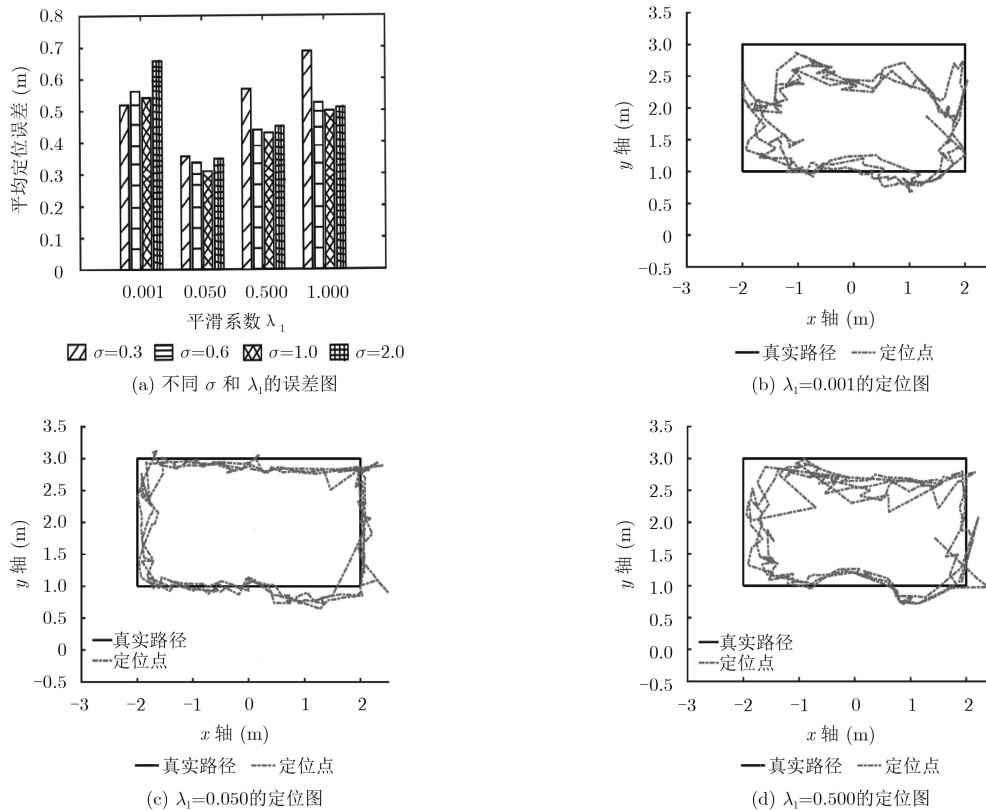


图6 不同 λ_1 和 σ 定位误差图与定位图

实运动，导致粒子分布比较集中，定位误差较大；当 σ 取值较大时，噪音过大，导致粒子分布比较发散，定位误差较大。另外可以看出，由于 λ_1 影响着粒子滤波更新阶段权重的分配，因此对结果也会产生较大的影响。图6(b), 6(c), 6(d)分别给出 λ_1 为0.001, 0.050, 0.500的定位轨迹图。由图6(b)与6(d)可以看出，当 $\lambda_1 = 0.001$ 或 $\lambda_1 = 0.500$ 时，导致更新阶段粒子的权重过大或过小，定位误差都较大，定位点远离真实轨迹。由图6(c)可以发现，当 $\lambda_1 = 0.050$ 时，算法实现了速度和激光数据最佳融合，定位效果达到最好，定位点分布在真实轨迹附近。

4.2.4 激光参数对实验结果的影响 由于激光参数对激光数据的聚类存在影响，激光数据的分割阈值，分组阈值，距离阈值，最大圆半径都会对实验结果存在影响。于是选取不同的 d_g , d_s , d_p , R_{max} 对实验平均误差进行分析。其中 d_g 取值为：0.05, 0.20, 1.00, 2.0。 d_s 取值为：0.05, 0.20, 1.00, 2.00； d_p 取值为：0.05, 0.10, 0.20, 0.50。 R_{max} 取值为：0.20, 0.60, 1.00, 2.00。此时粒子滤波与其它参数保持不变。

表3与表4为不同激光聚类参数下误差的比较。其中，表3为不同 d_g 和 d_s 对定位精度的影响，可以看出，当 $d_g = 0.05$ 时，由于分组阈值过小，错误地将同一对象分为两组；当 $d_g = 2.00$ 时，由于分组阈

表3 不同 d_g 与 d_s 对定位精度的影响(m)

d_g	d_s			
	0.05	0.20	1.00	2.00
0.05	0.580	0.598	0.634	0.363
0.20	0.364	0.320	0.371	0.431
1.00	0.578	0.556	0.582	0.622
2.00	0.732	0.695	0.714	0.744

表4 不同 d_p 与 R_{max} 对定位精度的影响(m)

R_{max}	d_p			
	0.05	0.10	0.20	0.50
0.20	0.613	0.601	0.648	0.884
0.60	0.323	0.320	0.361	0.661
1.00	0.369	0.366	0.422	0.702
2.00	0.409	0.402	0.444	0.744

值过大，将不同对象分为一组；当 $d_s = 0.05$ 时，由于分割阈值较小，同一对象被分割； $d_s = 2.00$ 时，由于分割阈值过大，不同对象错误地被分为一组；这些都导致聚类不精确，从而对定位结果产生较大影响。当 $d_g = 0.20$, $d_s = 0.20$ 时误差降至最低。表4为不同 d_p 和 R_{max} 对定位精度的影响，可以看出当 $R_{max} = 0.20$ 时，由于最大圆半径过小，可能将

需要定位的目标排除, 导致定位误差较大。当 $d_p = 0.50$ 时, 许多较远处的干扰对象未被排除, 导致定位误差较大。当 $R_{\max} = 0.20$, $d_p = 0.10$ 时, 定位效果达到最佳。

5 结束语

本文主要通过速度匹配融合激光与RFID两者之间的优点, 并通过粒子滤波融合RFID信号强度信息与速度匹配结果, 来实现动态目标的精确定位。实验表明单独使用RSSI传感器模型对运动目标进行定位的误差在0.71 m左右, 单独使用激光对运动目标进行定位的误差在0.46 m左右, 融合之后的误差在0.32 m左右。融合之后的定位精度比单独使用RFID传感器模型定位提高了54.9%; 比单独使用激光定位提高了34.4%左右。在后续的工作中可以将RFID相位信息估算的标签运动速度加入粒子滤波预测阶段, 进一步提高定位精度。

参考文献

- [1] WANT R. An introduction to RFID technology[J]. *IEEE Pervasive Computing*, 2006, 5(1): 25–33. doi: [10.1109/MPRV.2006.2](https://doi.org/10.1109/MPRV.2006.2).
- [2] YANG Zhixin, ZHANG Pengbo, and CHEN Lei. RFID-enabled indoor positioning method for a real-time manufacturing execution system using OS-ELM[J]. *Neurocomputing*, 2016, 174(PA): 121–133.
- [3] PRINSLOO J and MALEKIAN R. Accurate vehicle location system using RFID, an Internet of Things approach[J]. *Sensors*, 2016, 16(6): 1–24. doi: [10.3390/s16060825](https://doi.org/10.3390/s16060825).
- [4] HAHNEL D, BURGARD W, FOX D, *et al.* Mapping and localization with RFID technology[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Brisbane, Australia, 2004: 1015–1020.
- [5] VORST P and ZELL A. Semi-autonomous learning of an RFID sensor model for mobile robot self-localization[C]. *European Robotics Symposium*, Prague, Czech Republic, 2008: 273–282.
- [6] JOHO D, PILAGEMANN C, and BURGARD W. Modeling RFID signal strength and tag detection for localization and mapping[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Kobe, Japan, 2009: 3160–3165.
- [7] LIONEL M N, LIU Y H, YIU C L, *et al.* LANDMARC: Indoor location sensing using active RFID[J]. *ACM Wireless Networks*, 2004, 10(6): 701–710. doi: [10.1023/B:WINE.0000044029.06344](https://doi.org/10.1023/B:WINE.0000044029.06344).
- [8] YANG Lei, GUO Yi, LIU Tianci, *et al.* Perceiving the slightest tag motion beyond localization[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2015, 14(11): 2363–2375. doi: [10.1109/TMC.2015.2393859](https://doi.org/10.1109/TMC.2015.2393859).
- [9] YANG Lei, CHEN Yekui, LI Xiangyang, *et al.* Tagoram: Real-time tracking of mobile RFID tags to high precision using COTS devices[C]. *Mobile Computing and Networking*, New York, USA, 2014: 237–248.
- [10] LIU Ran, HUSKIC G, and ZELL A. Dynamic objects tracking with a mobile robot using passive UHF RFID tags[C]. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Chicago, USA, 2014: 4247–4252.
- [11] LIU Ran, HUSKIC G, and ZELL A. On tracking dynamic objects with long range passive UHF RFID using a mobile robot[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2015, 2015(P1): 1–12. doi: [10.1155/2015/781380](https://doi.org/10.1155/2015/781380).
- [12] LIU Ran, YUEN C, DO T N, *et al.* Indoor positioning using similarity-based sequence and dead reckoning without training[C]. *IEEE International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications*, Sapporo, Japan, 2017: 1–5.
- [13] 李军怀, 贾金朋, 王怀军, 等. 基于信号强度差的RFID室内定位[J]. *计算机科学*, 2015, 42(11): 154–157. doi: [10.11896/j.issn.1002-137X.2015.11.032](https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2015.11.032).
- [13] LI Junhuai, JIA Jinpeng, WANG Huaijun, *et al.* Indoor positioning of RFID based on signal strength difference[J]. *Computer Science*, 2015, 42(11): 154–157. doi: [10.11896/j.issn.1002-137X.2015.11.032](https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2015.11.032).
- [14] 黄保虎, 刘冉, 张华, 等. 基于不同重采样算法的RFID指纹定位[J]. *计算机应用*, 2013, 33(2): 595–599. doi: [10.3724/SP.J.1087.2013.00595](https://doi.org/10.3724/SP.J.1087.2013.00595).
- [14] HUANG Baohu, LIU Ran, ZHANG Hua, *et al.* RFID fingerprinting based on different resampling algorithms[J]. *Computer Application*, 2013, 33(2): 595–599. doi: [10.3724/SP.J.1087.2013.00595](https://doi.org/10.3724/SP.J.1087.2013.00595).
- [15] 李珣, 刘丽, 洪良, 等. 移动机器人室内无源RFID定位方法及实现[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(16): 230–236. doi: [10.3778/j.issn.1002-8331.1608-0434](https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.1608-0434).
- [15] LI Xun, LIU Li, HONG Liang, *et al.* Indoor passive RFID location method for mobile robot and its implementation[J]. *Computer Engineering and Application*, 2017, 53(16): 230–236. doi: [10.3778/j.issn.1002-8331.1608-0434](https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.1608-0434).
- [16] 黄如林, 梁华为, 陈佳佳, 等. 基于激光雷达的无人驾驶汽车动态障碍物检测、跟踪与识别方法[J]. *机器人*, 2016, 38(4): 437–443. doi: [10.13973/j.cnki.robot.2016.0437](https://doi.org/10.13973/j.cnki.robot.2016.0437).
- [16] HUANG Rulin, LIANG Huawei, CHEN Jiajia, *et al.* Method of tracking and recognition of laser radar unmanned vehicle dynamic obstacle detection[J]. *Robot*, 2016, 38(4): 437–443. doi: [10.13973/j.cnki.robot.2016.0437](https://doi.org/10.13973/j.cnki.robot.2016.0437).
- [17] 李昉泽. 基于激光雷达的室内机器人SLAM研究[D]. [硕士论文], 华南理工大学, 2016.
- [17] LI Yunze. Research on indoor robot SLAM based on laser radar[D]. [Master dissertation], South China University of Technology, 2016.
- [18] PRZYBYLA M. Detection and tracking of 2D geometric obstacles from LRF data[C]. *IEEE International Workshop on Robot Motion and Control*, Bukowy Dworek, Poland, 2017: 135–141.

刘冉: 男, 1986年生, 博士, 副研究员, 研究方向为智能机器人、多传感器信息融合、室内定位。

梁高丽: 女, 1992年生, 硕士生, 研究方向为RFID导航、机器人控制。

王姮: 女, 1971年生, 教授, 研究方向为机器人技术及应用、机器学习。

付余路: 女, 1991年生, 硕士生, 研究方向为RFID定位、智能信号处理。

何静: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为机器人导航与定位、智能控制技术。

张华: 男, 1969年生, 教授, 研究方向为人工智能、模式识别与智能系统。