

履带式行走机器人的多超声波传感器信息融合方法

娄万军¹ 杨继宏² 于鹏³

(1. 吉林交通职业技术学院, 长春 130012; 2. 吉林电子信息职业技术学院, 吉林 132021;
3. 吉林省交通建设集团第六公司, 长春 130012)

摘要: 采用多超声波传感器来获得履带式行走机器人的环境信息, 并利用 Dempster-Shafer 理论、卡尔曼滤波的数据融合方法对获取的信息进行分析和融合, 从而完成对周围环境的准确认识, 试验结果表明效果良好, 具有一定的使用价值。

关键词: 履带式行走机器人; 超声波传感器; 信息融合; Dempster-Shafer 理论; 卡尔曼滤波

中图分类号: TP24 文献标识码: A

文章编号: 1672-9870(2005)04-0060-03

A Data Fusion Algorithm of Multi-Ultrasonic Sensor for The Caterpillar Track Robot

LOU Wanjun¹ YANG Jihong² YU Peng³

(1. Ji Lin Vocational Technology College of Communication, Changchun 130012;

2. Jilin Technology College of Electronic Information, Jilin 132021;

3. The Sixth Company of JiLin provincial Communications Construction Group, Changchun 130012)

Abstract: In this paper, an fusion method of ultrasonic sensor data for the caterpillar track robot is presented. The method is that the mobile robot analyses and fuses the messages in surroundings from multultrasonic sensors by Dempster-Shafer theory, Kalman filter to identify the object clearly and guide the mobile robot. The experimental results show that the method is effective.

Key words: Caterpillar track robot Ultrasonic sensor; Data fusion Dempster-Shafer theory Kalman filter

随着机器人技术的不断发展, 机器人在社会服务、野外作业以及在有害、危险环境作业中的应用已受到世界各发达国家的高度重视, 对能够在复杂环境中自主运动和自动作业的智能自主移动机器人研究更是一个热点。

移动机器人要实现在未知和不确定环境下运行, 必须具备自动导航和避障功能。在移动机器人的导航系统中, 传感器起着举足轻重的作用。探针式、电感式、电容式、力学传感器、雷达传感器、光电传感器、声学传感器等都在实际系统中得到了广泛的应用。由于超声波传感器信息处理简单、快速和价格低廉, 因此被广泛应用于各种移动机器人系统。

单一传感器难以保证输入信息的准确性和可靠

性, 不能满足智能机器人系统获取环境信息及保证系统决策能力的需要。而多传感器集成与信息融合技术可较好地解决此类问题, 因此理所当然地在智能机器人领域内得以迅速地发展。

1 多传感器数据融合方法

目前在多传感器数据融合方面使用的方法有加权平均、贝叶斯估计、卡尔曼滤波、D-S 证据理论、模糊逻辑、人工神经网络等方法。

加权平均法是将一组传感器提供的冗余信息数据进行加权平均, 并将加权平均值作为信息融合值, 它是一种最简单、最直观的多传感器低层数据融合方法。

贝叶斯估计是融合静态环境中多传感器低层数

据的一种常用方法，其信息描述为概率分布，对不确定性强，如高斯噪声的分析更加适用。

模糊逻辑通过指定一个0到1之间的实数来表示真实度，可将多传感器数据融合过程中的不确定性直接表示在推理过程中。

人工神经网络方法是一种仿效生物神经系统的信息处理方法。一个神经网络包括以各种方式连接的多层处理单元。神经网络对输入的数据进行非线性变换，以此完成聚类分析技术所进行的从数据到属性的分类。这样神经网络就把多传感器的数据变换成一个联合实体，完成数据融合。

由于以上几种方式都有一定的局限性，故本文重点讨论D-S证据理论及卡尔曼滤波在机器人障碍检测系统中的应用。

2 障碍检测系统

2.1 障碍检测系统的组成

本超声波障碍检测系统共有8对超声波传感器，分为4组，每组2对，分别位于车体的前、左、右、后四个方向，用于探测各自方向上障碍物的信息。传感器的有效探测距离为0.5m~5m，最大倾斜角为30°。为了避免波束发生干扰，传感器依次发出波束。传感器与PC机通过RS-232串行口进行通讯。

2.2 D-S证据理论在障碍检测系统中的应用

2.2.1 D-S证据理论

D-S证据理论是Dempster于1967年提出，后由Shafer加以扩充和发展而形成的一种信息融合方法。D-S证据理论可处理由不知道所引起的不确定性。贝叶斯方法中，当一个传感器可用附加信息或未知前提的数目大于已知前提的数目时，已知前提的概率变得不稳定，D-S方法中，使用了一个不稳定区间，可以通过不稳定未知前提的先验概率避免贝叶斯方法的不足。

D-S方法的推理结构分为三级。

第一级是合成。它把来自几个独立传感器的报告合成为一个总的输入。

第二级是推断。由它获取传感器报告并进行推断，将传感器报告扩展成目标报告。

第三级是更新。因各种传感器一般都有随机误差，所以在进行推断和多传感器合成之前要先更新传感器级的信息。

2.2.2 基于D-S证据理论的障碍身份识别

设传感器在各个测量周期中，通过不断的目标

态势和固定不变的先验可信度分配而获得的后验可信度分配为

$$m_1(A_i), m_2(A_i), \dots, m_n(A_i), i = 1, 2, \dots, k \\ u_1, u_2, \dots, u_n$$

其中， $m_j(A_i)$ 表示在第j个周期中对命题 A_i 的可信度分配值， u_i 表示第i个周期“未知”命题的可信度分配值。设 $m_n(A)$ 为融合前n个周期得到的对命题 A_i 的总的可信度，第n+1周期得到的对命题 和“未知”命题的新的可信度分配分别为 $m_{n+1}(A_i)$ 和 u_{n+1} ，由D-S证据合成公式有：

$$m_{n+1}(A_i) = c^{-1} \left\{ \sum_{j=1}^n \left\{ m_j(A_i) \left[\prod_{s=0}^{j-1} u_s \right] \left[\prod_{s=j+1}^n (m_s(A_i) + u_s) \right] \right\} [m_{n+1}(A_i) + u_{n+1}] \right\} + m_{n+1}(A_i) \prod_{s=0}^{j-1} u_s$$

为表示方便，令

$$X_n(A_i) = \sum_{j=1}^n \left\{ m_j(A_i) \prod_{s=0}^{j-1} u_s \right\} \left[\prod_{s=j+1}^n (m_s(A_i) + u_s) \right] \\ S_n = \prod_{s=1}^n u_s$$

则：

$$X_{n+1}(A_i) = X_n(A_i) [m_{n+1}(A_i) + u_{n+1}] + S_n m_{n+1}(A_i) \\ S_{n+1} = u_{n+1} S_n \\ m_{n+1}(A_i) = c^{-1} X_{n+1}(A_i) \\ C = \sum_{i=1}^k X_{n+1}(A_i)$$

以上就是利用D-S证据理论得到的融合多周期可信度的递推计算公式。由公式可看出，对每次融合，总共只需存储 $X_n(A_i)$ ， $m_{n+1}(A_i)$ ($i=1, 2, \dots, k$)， S_n ， U_{n+1} 等 $2k+2$ 个变量，这样就减少了对存储空间的要求，而且该空间的大小是在系统运行之前就可以确定的。并且每次融合计算量也都充分利用上一周期的计算结果，使运算时间不因周期数的增加而增加，提高了系统的稳定性和实时性。

2.3 测障系统中应用的卡尔曼滤波方程

卡尔曼滤波用于实时融合动态的低层次冗余传感器数据，该方法用测量模型的统计特性递推决定统计意义下最优融合数据估计。如果系统具有线性动力学模型，且系统噪声和传感器噪声是高斯分布的白噪声模型，卡尔曼滤波为融合数据提供唯一的统计意义下的最优估计。卡尔曼滤波的递推特性使系统数据处理不需大量的数据存储和计算。

如图1所示为行走车和障碍的位置关系示意图。在k时刻，障碍在行走车冻结坐标系中的位置是 $[x_k, y_k]^T$ ，到了k+1时刻，行走车的运动状态可以由惯导给出，经过时间积分后得到从k到k

+1 时刻过程中，行走车运动的距离 s_k 和航向的改变量 θ_k 。由坐标平移和旋转变换的知识可以得到障碍在新坐标系下的坐标：

$$x_{k+1} = x_k \cos \theta_k + (y_k - s_k) \sin \theta_k$$

$$y_{k+1} = -x_k \sin \theta_k + (y_k - s_k) \cos \theta_k$$

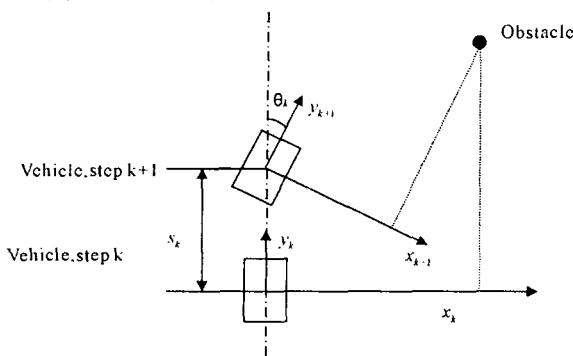


图 1 行走车和障碍位置关系示意图

令 $X_k = [x_k, y_k]^T$, 有：

$$Y_k = X_k + V_k \quad (2)$$

Y_k 为观测向量, V_k 为观测噪声。所以式(1)和(2)就是我们在系统中应用的卡尔曼滤波方程。为表示方便, 我们将式(1)写成如下形式:

$$X_{k+1} = F(X_k, g_k) \quad (3)$$

式中 $g_k = [s_k, \theta_k]^T$, 为系统输入。

因此, 我们可以得到 Jacobian 阵:

$$J = \Delta F = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_{k+1}}{\partial x_k} & \frac{\partial x_{k+1}}{\partial y_k} \\ \frac{\partial y_{k+1}}{\partial x_k} & \frac{\partial y_{k+1}}{\partial y_k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_k & \sin \theta_k \\ -\sin \theta_k & \cos \theta_k \end{bmatrix} \quad (4)$$

每个时刻的滤波预测方差如下:

$$P(k+1|k) = J P(k|k) J^T \quad (5)$$

3 试验结果

试验车体采用自行设计的履带式行走车, 车体长 1 米, 宽 0.85 米, 设有两种速度, 即直线运行时为 1m/s, 转弯时为 0.5m/s。机器人控制系统采用上、下位机结构, 下位机采用 C8051 单片机对 8 路超声信号进行循环采集, 上位机采用 PC 机。下位机主要完成测距数据的采集处理, 上位机则根据下位机采集的距离等数据完成数据的分析、融合和运动轨迹规划。为了验证这一系统, 在一个特殊布置的实验室里进行了试验, 获得了较好的效果。

4 结论

本文介绍了一种基于多传感器数据融合的履带

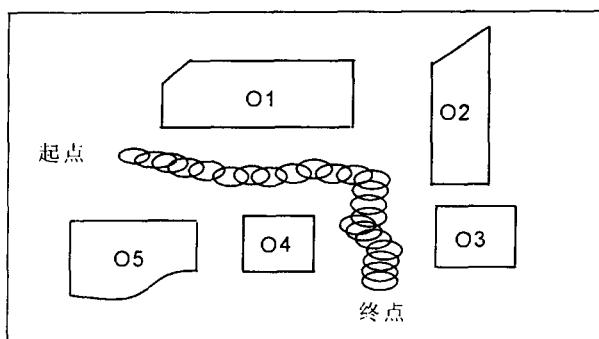


图 2 机器人试验运行图

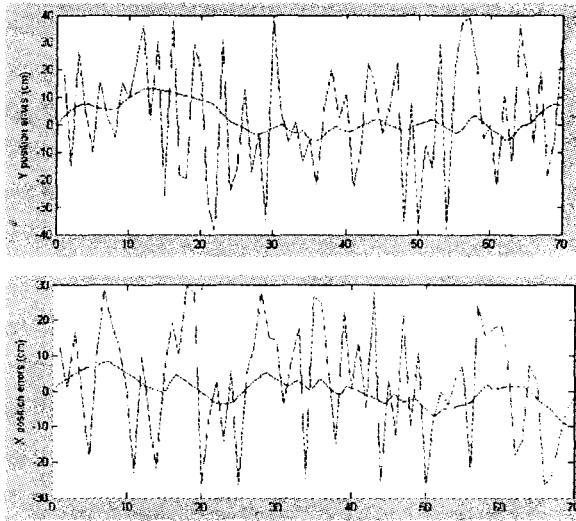


图 3 滤波前后障碍位置 X、Y 坐标误差估计的实验结果

式行走机器人的控制算法, 实现了机器人在不确定的环境中, 利用超声波传感器实时地获取外部环境信息进行路径规划。实验结果表明, 多传感器的数据融合可以消除噪声的干扰, 实现信号的平滑处理, 提高了系统的控制精度。

参考文献

- [1] 杨清梅, 孟庆鑫, 张立勋. 数据融合技术在移动机器人研究中的应用 [J]. 机床与液压, 2002, 25 (6): 34 - 36.
- [2] 刘国良, 强文义. 移动机器人信息融合技术研究 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2003, (7): 20 - 22.
- [3] 何友, 王国宏, 彭应宁. 多传感器信息融合及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2000, 11.
- [4] 肖海荣, 富文军, 周风余. 基于多传感器数据融合的移动机器人导航 [J]. 潍坊高等专科学校学报, 2000, 19 (4): 71 - 74.
- [5] 王晓东, 金明焕, 陈绍春. 基于 D-S 理论的移动机器人多超声波传感器信息融合方法 [J]. 长春理工大学学报, 2005, 28 (1): 101 - 102.
- [6] 胡盛斌, 罗均, 龚振邦. 用于移动机器人避障的超声测距系统 [J]. 上海大学学报, 2003, 35 (3): 40 - 41.