

文章编号: 1000-8152(2008)05-0883-04

运用异质传感器信息融合的移动机器人自定位

陈少斌^{1,2}, 蒋静坪¹

(1. 浙江大学 电气学院, 浙江 杭州 310027; 2. 福州大学 电气工程与自动化学院, 福建 福州 350002)

摘要: 采用单类、单一传感器很难获得移动机器人的准确定位. 为此, 运用异质传感器信息融合来提高定位精度. 首先, 建立机器人运动方程和 CCD 摄像机观测模型. 然后, 利用扩展卡尔曼滤波器进行状态估计, 选择 Q , R 矩阵抑制控制系统的模型噪声和量测噪声, 并实现移动机器人的自定位. 接着, 建立超声波传感器的观测模型, 获得机器人的自定位信息. 最后, 运用 BP 神经网络, 将两种自定位信息进行融合, 实现两类传感器的优缺点互补. 仿真实验表明, 运用异质传感器信息融合能明显地提高移动机器人的自定位精度.

关键词: 移动机器人; 扩展卡尔曼滤波; 神经网络; 信息融合; 自定位

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A

Self-localization of the mobile robot utilizing the heterogeneous sensor information fusion

CHEN Shao-bin^{1,2}, JIANG Jing-ping¹

(1. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou Zhejiang 310027, China;
2. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou Fujian 350002, China)

Abstract: It is difficult to realize the exact self-localization of mobile robot by using a single type sensor. The heterogeneous sensor information fusion is utilized to improve the self-localization precision. First, the motion model of the mobile robot and observed model of CCD vidicon are established. The optimal state estimation is derived, model disturbances and measurement noises are restrained by the Q , R matrices, and the self-localization is realized by the extended Kalman filter. Then, the observed model of the ultrasonic sensor is established, and the self-localization information is obtained. Finally, the data from CCD vidicon and the ultrasonic sensor are fused by BP neural network. The cooperation of the two types of sensors is realized. The simulation results show that the self-localization precision of the mobile robot is obviously improved by the heterogeneous sensor information fusion.

Key words: mobile robot; extended Kalman filter; neural network; information fusion; self-localization

1 引言(Introduction)

移动机器人的自定位是当今国内外热门的研究课题^[1~3], 自定位最直接的方法是采用光码盘仪, 在已知初始位置的情况下, 测量各电机的运动增量, 便可知道当时的位姿. 但这种增量式的测量无法解决误差累积的问题.

CCD 摄像机和超声波传感器是移动机器人系统常用的传感器, 但这两种传感器不仅测量特性不同, 且各自存在着一定的缺点. CCD 摄像机, 信息量大, 处理过程复杂, 易引入各种干扰和不确定因素, 影响定位精度; 超声波传感器虽然处理过程简单, 信息获取直接, 但不能给出准确的角度信息, 对环境描述不

完善.

针对上述两种传感器存在的不足, 本文主要研究内容和作出的贡献有以下两点: ① 建立机器人运动模型和 CCD 摄像机观测模型, 采用扩展卡尔曼滤波器进行状态估计, 实现机器人的自定位. 以测量误差的协方差阵为最小, 实现状态的优化估计, 同时利用卡尔曼滤波器的 Q , R 矩阵, 抑制 CCD 摄像机观测模型的随机噪声, 提高自定位精度. ② 建立超声波传感器的观测模型, 获取自定位信息, 然后, 采用 BP 神经网络进行异质传感器的信息融合, 克服两种传感器各自的不足, 达到优势互补, 有效地提高自定位精度.

2 机器人自定位相关模型的建立(Modeling for self-localization of the robot)

首先,假设:① CCD摄像机固定在墙上,光轴向下,与水平面成 α 角(参考图2);② 已知特征点在机器人本体坐标系中的位置;③ 机器人只在摄像机能观测到的地面区域运动。

2.1 移动机器人的运动模型(Motion model of the mobile robot)

本文的研究对象是一种三轮移动机器人,其模型如图1所示^[4]。该机器人的前轮既为方向轮又作驱动轮,两个后轮有各自的转轴,两者共线但不连动。以后轮轴中点 P 为参考点,机器人的运动学方程为:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = v(t) \cos \theta(t), \\ \dot{y}(t) = v(t) \sin \theta(t), \\ \dot{\theta}(t) = \frac{v(t)}{l} \sin \beta(t). \end{cases} \quad (1)$$

$v(t)$ 为机器人的移动速度, l 为轴距。由于机器人只在平面上平移和旋转,故机器人的离散状态方程可表示为

$$\mathbf{x}(k+1) = f(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{w}(k), \quad (2)$$

式中:

$$f(\mathbf{x}(k)) = \begin{bmatrix} x(k) + T \cdot v(k) \cdot \cos \theta(k) \\ y(k) + T \cdot v(k) \cdot \sin \theta(k) \\ \theta(k) + \frac{T \cdot v(k) \cdot \sin \beta(k)}{l} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中: $\mathbf{x}(k) = (x(k), y(k), \theta(k))^T$, T 为采样周期, $\mathbf{w}(k)$ 为模型噪声,符合正态分布。

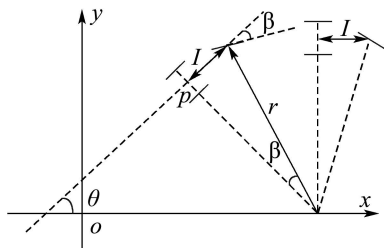


图1 移动机器人模型

Fig. 1 Model of the mobile robot

2.2 摄像机观测模型(Observed model of the vicon)

为建立摄像机观测模型,需求得机器人本体坐标到图像坐标的变换,坐标系间的关系如图2所示。

经简单推导,可得机器人本体坐标系到摄像机坐标系的变换为:

$$T_R^C = \begin{bmatrix} s\theta c\alpha & -s\alpha s\theta & c\alpha & xs\alpha - dca \\ -s\theta & -c\theta & 0 & -y \\ cac\theta & -cas\theta & -s\alpha & xc\alpha - ys\alpha + dsa \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

据此,可获得摄像机的观测模型如下:

$$\begin{cases} x_i = \frac{f \times x_c}{z_c} + v_{c1}, \\ y_i = \frac{f \times y_c}{z_c} + v_{c2}, \end{cases} \quad (5)$$

其中: f 是摄像机的焦距, v_{c1}, v_{c2} 为观测噪声,假定他们均符合正态分布,且相互独立。

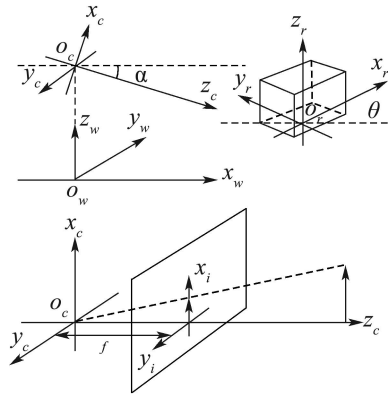


图2 机器人坐标 O_r 到图像坐标 O_c 的变换

Fig. 2 Transformation from robot coordinates O_r to image coordinates O_c

3 基于扩展卡尔曼滤波器的机器人自定位(Extended Kalman filter based self-localization of the robot)

卡尔曼滤波器是一种递推形式的状态估计方法,十分适合于系统的动态跟踪问题^[5]。它以误差协方差矩阵为最小,进行状态的优化估计。

首先,将移动机器人的模型作线性化处理得:

$$\mathbf{x}(k+1) = \nabla f(\hat{\mathbf{x}}(k))\mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k) + \mathbf{u}(k), \quad (6)$$

式中:

$$\mathbf{u}(k) = f(\hat{\mathbf{x}}(k)) - \nabla f(\hat{\mathbf{x}}(k))\hat{\mathbf{x}}(k),$$

∇f 为 f 的Jacobian矩阵,即:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -T \cdot v(k) \sin \theta(k) \\ 0 & 1 & T \cdot v(k) \cos \theta(k) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

然后,运用扩展卡尔曼滤波器对机器人的状态进行估计,递推公式如下:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(k+1, k+1) = \\ \hat{\mathbf{x}}(k+1, k) + K(k+1)[Z(k+1) - \tilde{Z}(k+1)], \end{aligned} \quad (8)$$

其中:

$$\left\{ \begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}}(k+1, k) &= f(\hat{\mathbf{x}}(k, k)), \\ \tilde{Z}(k+1) &= h(\tilde{\mathbf{x}}(k+1, k)), \\ \tilde{Z}(k+1) &= h(\tilde{\mathbf{x}}(k+1, k)), \\ P(k+1, k) &= \nabla f \cdot P(k, k) \cdot \nabla f^T + Q(k), \\ K(k+1) &= P(k+1, k) \cdot \nabla h^T \cdot [\nabla h \cdot P(k+1, k) \nabla h^T + R(k+1)]^{-1}, \\ P(k+1, k+1) &= P(k+1, k) - K(k+1) \cdot \nabla h \cdot P(k+1, k), \\ \nabla h &= \begin{pmatrix} \frac{\partial x_i}{\partial x} & \frac{\partial x_i}{\partial y} & \frac{\partial x_i}{\partial \theta} \\ \frac{\partial y_i}{\partial x} & \frac{\partial y_i}{\partial y} & \frac{\partial y_i}{\partial \theta} \end{pmatrix}. \end{aligned} \right. \quad (9)$$

从上述的递推公式可见, 只要给出递推初值、模型噪声的协方差矩阵 Q 和测量噪声的协方差矩阵 R , 就能递推计算出机器人在每个采样时刻的位置和方向角, 实现自定位. 由于假设噪声相互独立, 所以 Q 和 R 均为对角阵.

4 超声波传感器观测模型(Observed model of the ultrasonic sensor)

如图3所示, 设墙壁方程为 $l: ax + by + c = 0$, 则第 i 个超声波传感器的观测模型为:

$$d_i = \frac{ax + by + c}{\sqrt{a^2 + b^2} \sin[\theta - \arctan(-a/b)]} + v_{oi} = f_i(x) + v_{oi}, \quad (10)$$

其中 v_{oi} 为观测噪声. 对于处在机器人不同位置上的传感器, 将 $f_i(x)$ 稍作变换即可.

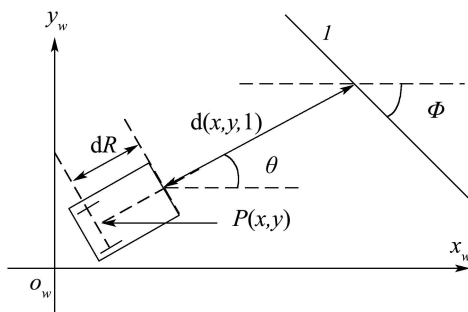


图 3 超声波传感器的工作示意图

Fig. 3 Sketch map of the ultrasonic sensor

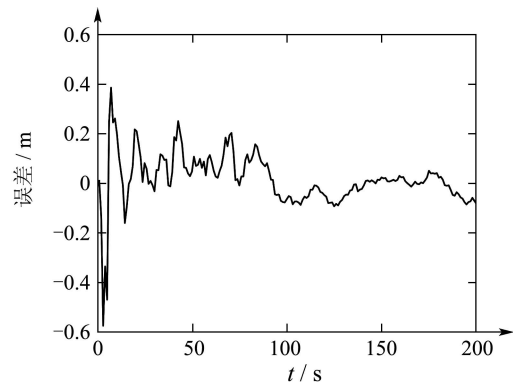
5 基于神经网络的异质传感器信息融合(Heterogeneous sensor information fusion based-on neural network)

传感器信息融合是当前机器人研究领域的一个重要内容. 传统的融合方法大多以Bays推理和D-S证据推理为基础, Bayes融合方法需要先验概率, 在大多数情况下, 这种先验信息难以获得或不够准确, 而证据理论却具有很强的处理不确定性信息的能

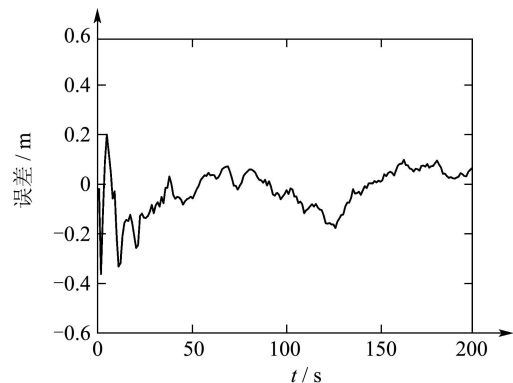
力, 但是运用证据理论进行信息融合时要有足够的证据, 在有些情况下这些证据也是不易得到的. 神经网络由于具有自组织、自学习和较强的处理不确定性的能力, 因而得到广泛的应用. 本文采用3层BP神经网络实现异种传感器的信息融合. 输入层的两个节点分别表示CCD摄像机以及超声波传感器的自定位信息, 网络输出为融合后的定位结果. 调用神经网络工具箱的trainbr函数对网络进行训练, 该函数优点在于可以提高网络的泛化能力, 而且不会出现“过度训练”的情况^[6].

6 仿真结果(Simulation results)

令式(1)中, $v(t) = 0.2 \text{ m/s}$, $\beta(t) = 5^\circ$, 即机器人作匀速圆周运动, 设机器人的工作空间为 $15 \text{ m} \times 15 \text{ m}$. 仅用CCD摄像机跟踪定位, 误差如图4(a), 4(b)所示. 在系统运行的初期, 由于没有估计误差的协方差矩阵的知识, 误差一度变得很大, 但不久就得到压制, 误差大概在区间 $[-0.2 \ 0.2]$ 内波动. 加入超声波传感器的自定位信息, 经信息融合后, 机器人的定位误差如图5(a), 5(b)所示, 定位误差大概在区间 $[-0.03 \ 0.03]$ 内波动. 可见, 通过融合CCD摄像机和超声波传感器的自定位信息, 机器人的定位精度得到明显的提高.



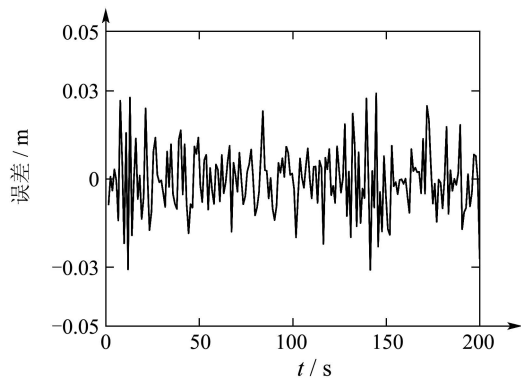
(a) X轴坐标误差曲线



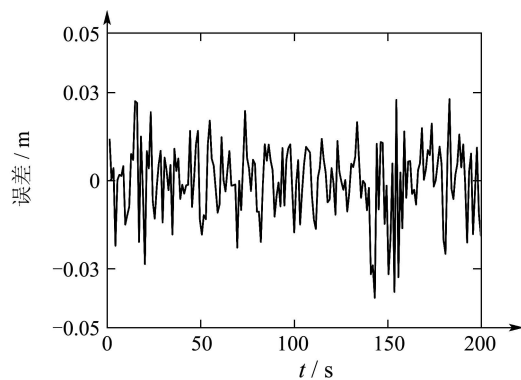
(b) Y轴坐标误差曲线

图 4 CCD摄像机的定位误差曲线

Fig. 4 Curve of localization error by CCD vidicon



(a) X轴坐标误差曲线



(b) Y轴坐标误差曲线

图5 信息融合后的定位误差曲线

Fig. 5 Curve of localization error with information fusion

7 结论(Conclusion)

本文在建立CCD摄像机和超声波传感器模型并获得各自的自定位信息的基础上,提出了一种基于异质传感器信息融合的移动机器人自定位方法.借助于BP神经网络,将CCD摄像机和超声波传感器信

息进行融合,实现了两类异质传感器有缺点互补,获得机器人精确的自定位.仿真结果表明,该方法是正确有效的.

参考文献(References):

- [1] KANG H D, JO K H. Self-localization of mobile robot using omnidirectional vision[C] // *Proceedings of the 7th Korea-Russia International Symposium on Science and Technology*. [S.l.]: [s.n.], 2003, 2(28): 86 – 91.
- [2] DURRANT WHYTE H F. Where am I? A tutorial on mobile vehicle localization[J]. *Industrial Robot*, 1994, 21(2): 11 – 16.
- [3] SE S, LOWE D G, LITTLE J J. Vision-based global localization and mapping for mobile robots[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2005, 21(3): 364 – 375.
- [4] 张一璐, 蒋静坪. 异种传感器信息融合方法研究[J]. 中南工业大学学报, 1998, 29(专辑): 220 – 223.
(ZHANG Yilu, JIANG Jingping. Research on heterogeneous sensor information fusion[J]. *Journal of Central South University of Technology*, 1998, 29(Special Issue): 220 – 223.)
- [5] JETTO L, LONGHI S, VENTURINI G. Development and experimental validation of an adaptive extended Kalman filter for localization of mobile robots[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1999, 15(2): 219 – 229.
- [6] 许东, 吴铮. 基于MATLAB6.x的系统分析与设计—神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002年.
(XU Dong, WU Zheng. *System Analysis and Design Base on MATLAB6.x-Neural Network*[M]. Xi'an: Xidian University Publication, 2002.)

作者简介:

陈少斌 (1975—), 男, 福州大学电气工程与自动化学院讲师, 博士研究生, 主要研究方向为机器人控制、智能控制、进化计算, E-mail: shaobin308@sina.com.cn;

蒋静坪 (1935—), 男, 浙江大学电气学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能控制、机器人控制、电力传动及自动化.