

基于模糊逻辑的 SLAM 数据关联方法

杜航原, 郝燕玲, 赵玉新

(哈尔滨工程大学自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 提出了一种基于模糊逻辑的同步定位与地图创建(simultaneous localization and mapping, SLAM)数据关联方法,该方法计算特征观测和特征估计的误差椭圆,对归一化新息和误差椭圆重叠比例进行模糊化处理,作为模糊系统输入变量,将数据关联结果作为模糊输出变量。通过融合这些特征信息建立模糊规则,进行模糊推理,最终获得数据关联结果。这种方法可以有效表达数据关联中存在的不确定性和模糊性,具有处理多个候选关联假设的能力,并且在实际观测与特征估计值距离较小时减少了误关联的发生,在实际观测与特征估计值距离较大时又避免了丢弃正确关联。仿真实验表明,新算法具有更好的抗干扰能力和鲁棒性,为 SLAM 的数据关联提供了一条新的途径。

关键词: 数据关联; 模糊逻辑; 新息; 误差椭圆; 模糊推理

中图分类号: TP 242

文献标志码: A

DOI: 10. 3969/j. issn. 1001-506X. 2011. 11. 24

Data association approach for SLAM based on fuzzy logic

DU Hang-yuan, HAO Yan-ling, ZHAO Yu-xin

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: A novel simultaneous localization and mapping (SLAM) data association approach based on fuzzy logic is proposed. It firstly calculates the error ellipses of the feature observation and estimation, and fuzzes up the normalized residue and percentage of the two ellipses' overlap. And then these informations are used as the input of fuzzy system variables, in the meanwhile the data association result is defined as a fuzzy output variable. The new algorithm carries out the fuzzy reasoning by fusing the feature information through the fuzzy rules, and the association result is obtained in the end. This approach describes the uncertainty and fuzziness in the data association validly, and it has the ability to deal with multiple association hypothesis. Further more, it can reduce the false association when the distance between true observation and estimation is close, and it can avoid discarding the true association when the distance is far. The simulation results demonstrate that the proposed approach is of better anti-interference ability and robustness, and it provides a new way for data association of the SLAM problem.

Keywords: data association; fuzzy logic; innovation; error ellipse; fuzzy inference

0 引言

同步定位与地图创建(simultaneous localization and mapping, SLAM)于1990年由Smith R^[1]提出,其定义是对于处于未知环境中的机器人,通过外部传感器探测环境中的特征点,构建环境地图,同时对机器人自身的位姿进行定位。SLAM中的数据关联是指建立在不同时间、不同地点的传感器观测之间、传感器观测与地图特征之间或者各特征之间的对应关系,以确定它们是否源于同一物理实体的过程,同时也包括将未与地图中特征相匹配的传感器观测信息确定为新特征的过程^[2-4]。过去,多数研究者致力于高效精确的状态估计算法和拓展SLAM的应用领域。随着

研究的深入,研究人员发现几乎所有的SLAM应用中都涉及数据关联问题。由此,数据关联的研究也逐渐受到关注,并正在成为SLAM研究面临的重大挑战之一。

在早期SLAM研究中,最近邻数据关联方法被广泛应用,它通过对单个观测值和特征间的马氏距离进行度量,完成独立关联^[5-6]。随后,有学者针对SLAM问题,在分析最近邻关联算法局限性的基础上,提出了联合相容性检验(joint compatibility test, JCT)关联算法^[7-8]。文献[9]针对基于特征的SLAM问题提出了一种概率多假设跟踪(probabilistic multi-hypothesis tracker, PMHT)数据关联,在保证关联正确率的前提下有效降低了算法计算量。文献[10]针对水下被动声学传感器系统提出一种 Rao-Blackwell

收稿日期:2011-03-31; 修回日期:2011-07-25。

基金项目:国家自然科学基金(60904087);黑龙江省博士后科研启动基金(LBH-Q09127)资助课题

作者简介:杜航原(1985-),男,博士研究生,主要研究方向为导航、制导与控制,同步定位与地图创建。E-mail:dhy6957901@126.com

Monte Carlo 数据关联方法,对近距离条件下水听器的仰角和方位角进行估计。文献[11]针对杂波环境下多传感器信息融合问题提出了一种 Cheap 联合概率数据关联方法,针对不同的观测噪声特性将每个传感器看作一个序贯状态,建立易于实现的通用融合框架。文献[12]针对基于信息滤波的 Pose SLAM 问题,通过引入平衡树对信息矩阵中的姿态信息进行管理,提出一种加速数据关联算法。

上述方法各有特点,也存在一些不足,主要体现在:一方面在不确定性较大的复杂环境中,关联的正确率有待提高;另一方面是在大规模关联问题中,算法所需的运算量较大,难以满足实时性需求。为了解决这些问题,最近研究者开始尝试使用模糊逻辑解决数据关联问题^[13-16]。由于传感器的观测信息和特征的状态估计都存在误差,在本质上是一种随机形式的模糊量,如果能在对特征的观测值和估计值进行数据关联时利用这一特点,无疑会改善数据关联效果。

为此,本文提出了一种基于误差椭圆的模糊数据关联算法。这种方法计算特征状态估计和观测信息的误差椭圆,并将误差椭圆的重叠区域和归一化新息投影到论域上的模糊集合,建立模糊规则,进行模糊推理,将关联结果作为模糊输出变量,最终实现特征观测和状态估计的关联,仿真实验证明了该方法的有效性。

1 SLAM 中的数据关联问题

数据关联是基于特征地图的 SLAM 算法中的重要部分,特征观测和特征估计之间的关联是构建连续地图的必要前提,少量的关联失败就可能导致整个 SLAM 算法发散。SLAM 问题中, k 时刻机器人和环境特征的状态用联合状态向量 $\mathbf{x}_k (k \in 1, \dots, K)$ 表示, \mathbf{P}_k 表示状态协方差,其定义为

$$\mathbf{x}_k = [\mathbf{x}_V, \mathbf{x}_{F_1}, \dots, \mathbf{x}_{F_n}]^T \quad (1)$$

$$\mathbf{P}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_V & \mathbf{P}_{VF_1} & \dots & \mathbf{P}_{VF_n} \\ \mathbf{P}_{VF_1}^T & \mathbf{P}_{F_1} & \dots & \mathbf{P}_{F_1 F_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{P}_{VF_n}^T & \mathbf{P}_{F_1 F_n}^T & \dots & \mathbf{P}_{F_n} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中,下标 V 和 $F_i (i \in 1, \dots, M)$ 分别表示机器人和地图中第 i 个环境特征; $\mathbf{F} \triangleq \{F_i\}$ 表示全部特征组成的地图集合,则机器人轨迹可记作 $\mathbf{X} \triangleq \{\mathbf{x}_k\}$ 。 k 时刻机器人控制输入为 $\mathbf{u}_k (k \in 1, \dots, K)$, $\mathbf{U} \triangleq \{\mathbf{u}_k\}$,传感器的理论观测值为 \mathbf{z}_k ,用 $\hat{\mathbf{z}}_k$ 和 \mathbf{R} 分别表示实际观测值和观测噪声的方差,其定义为

$$\hat{\mathbf{z}}_k = \mathbf{z}_k + \mathbf{w} \quad \mathbf{w} \sim N(0, \mathbf{R}) \quad (3)$$

$$\mathbf{z}_k = [\mathbf{z}_{F_1}, \mathbf{z}_{F_2}, \dots, \mathbf{z}_{F_m}]^T \quad (4)$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{F_1} & \dots & \mathbf{R}_{F_1 F_m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{R}_{F_1 F_m}^T & \dots & \mathbf{R}_{F_m} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, \mathbf{w} 为观测噪声; \mathbf{z}_F 为对第 i 个特征观测, $\mathbf{Z} \triangleq \{\mathbf{z}_k\}$; m 表示 k 时刻机器人获得的全部观测数。令 $c_l (l \in 1, \dots, m)$ 为数据关联变量, $c_l = n$ 表示将第 l 个特征观测 \mathbf{z}_{F_l} 与第 n 个环境特征 F_n 相关联。 $\mathbf{C}_k \triangleq \{c_l; l = 1: m\}$ 代表 $\hat{\mathbf{z}}_k$ 的关联变量, $\mathbf{C} \triangleq \{\mathbf{C}_k\}$ 为历史关联集合。SLAM 问题可以表示为以

下最优估计问题

$$\{\mathbf{X}, \mathbf{F}, \mathbf{C}\} \triangleq \arg \max_{\mathbf{X}, \mathbf{F}, \mathbf{C}} P(\mathbf{X}, \mathbf{F} | \mathbf{Z}, \mathbf{U}, \mathbf{C}) \quad (6)$$

由此可见,数据关联要实现两个目的:一是在确定机器人位姿的前提下建立观测特征和地图特征之间的兼容性检测标准;二是如何从满足兼容性检测的关联集合中选择最优关联解。

2 基于误差椭圆的模糊数据关联

2.1 误差椭圆

误差椭圆简单来说就是描述待定点位置各方向上误差分布规律的椭圆,它表示估计值以一定概率落入以真实值为圆心的椭圆区域。误差椭圆由半长轴、半短轴和长轴方向 3 个参数确定,由误差协方差矩阵可以求出相应的误差椭圆参数。根据估计值落入椭圆区域的概率,表 1 列出了 4 种常用的误差椭圆以及对应的估计值落入误差椭圆的概率。图 1 为 1-sigma 误差椭圆和 2-sigma 误差椭圆分布关系图。

表 1 常见误差椭圆

误差椭圆	概率/%
1-sigma 椭圆	39.4
2-sigma 椭圆	86.5
2.45-sigma 椭圆	95
3-sigma 椭圆	98.9

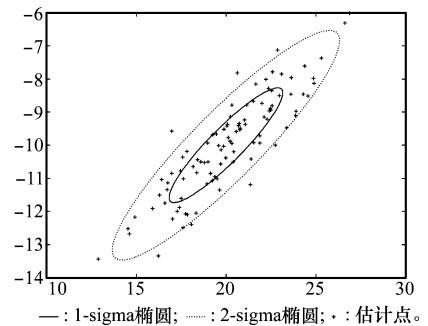


图 1 1-sigma 椭圆和 2-sigma 椭圆

2.2 基于模糊逻辑的数据关联算法思想

本文提出的模糊数据关联主要基于以下思想:

(1) 传统的最近邻数据关联方法通过度量特征观测值和估计值的马氏距离,将距离最近的一对观测-估计进行匹配。这里通过特征的观测误差协方差和状态估计协方差计算每一对待匹配观测-估计对的误差椭圆,圆心分别为当前时刻的特征观测值和估计值。计算两圆心之间的几何距离即新息,对新息进行归一化处理,即结合协方差的大小使其能反映出观测值和估计值间的相关性。

(2) 特征观测值和估计值的误差椭圆重叠区域也蕴含了它们之间的相关性信息。如图 2 所示,实线代表特征观测的误差椭圆,虚线表示特征估计的误差椭圆。图中两个特征的两种误差椭圆互有重叠,每个椭圆都有一个最大的重叠区域(观测误差椭圆和估计误差椭圆之间),这个区域在椭圆中所占比例可以反映出这个观测-估计对之间的关联程度。

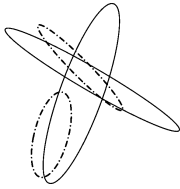


图 2 特征观测和估计的误差椭圆重叠区域

这样,将归一化新息以及观测误差椭圆和估计误差椭圆的重叠比例进行模糊化后作为输入变量,将数据关联结果作为模糊推理的执行结果。通过建立适当的模糊规则,进行模糊推理,最终将输入映射到输出,实现数据关联。这种基于模糊逻辑的数据关联方法的基本结构如图 3 所示。随后将对模糊推理机制进行详细介绍。

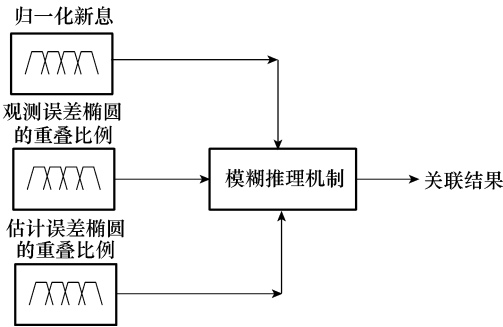


图 3 模糊数据关联算法结构

2.3 输入和输出变量模糊化

2.3.1 归一化新息及其模糊化

通过特征观测和估计的误差协方差矩阵,可以计算出它们对应的误差椭圆。为了保证误差椭圆的有效性,可以对长轴设定一个阈值,当计算出的误差椭圆长轴长度超过阈值时,认为该观测数据或特征估计为无效数据。在满足数据有效的前提下,根据两误差椭圆圆心的分布情况,将它们相对位置分为 4 种情况,如图 4 所示。

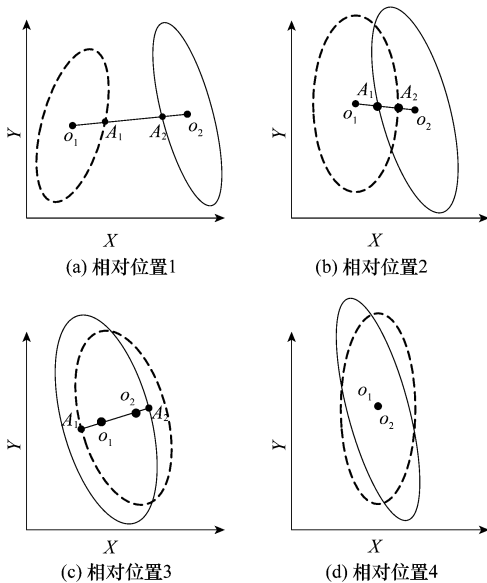


图 4 误差椭圆相对位置

定义归一化新息

$$\text{residual} = \frac{|O_1O_2|}{|O_1A_1| + |O_2A_2|} \quad (7)$$

图 4(a)中两个椭圆相离,两椭圆相切视为这类相对位置的极限情况。此时 A_1 、 A_2 分别为两圆心连线与椭圆的交点, $\text{residual} \geq 1$ 。图 4(b)中两个误差椭圆相交,圆心不在重叠区域中,此时 A_1 、 A_2 仍为两圆心连线与椭圆的交点, $1/2 \leq \text{residual} < 1$ 。图 4(c)中两椭圆相交,且圆心位于重叠区域中,此时 A_1 、 A_2 为两圆心连线延长线与椭圆的交点, $0 \leq \text{residual} < 1/2$ 。图 4(d)中两椭圆的圆心重合,定义此时的归一化新息为 0。其他特殊情况如一个椭圆包含于另一椭圆等也可按上述分类进行处理。

对计算出的归一化新息进行模糊化,将其分为 Exact、Close、Medium、Far 和 Very far 5 个模糊集合,其隶属度如图 5 所示。

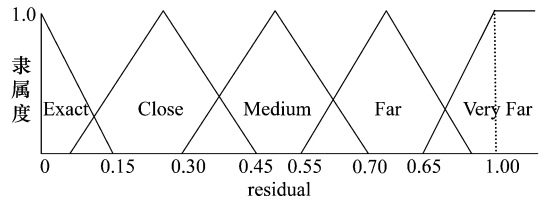


图 5 归一化新息的隶属度分布

2.3.2 误差椭圆重合比例及其模糊化

直接计算两椭圆的重叠区域非常困难,本文使用一种利用八边形近似误差椭圆的方法,将两误差椭圆的重叠区域近似为一个多边形,再分解成若干三角形,计算其面积。以图 6 为例,两误差椭圆的重叠区域使用两个八边形围成的多边形近似,再将这个多边形分解成 4 个三角形。每个三角形的面积通过海伦公式计算

$$S_i = \sqrt{p(p-a)(p-b)(p-c)} \quad (8)$$

其中

$$p = (a + b + c)/2 \quad (9)$$

a, b, c 分别为三角形的三条边长。这样就得到两椭圆重叠区域的面积

$$\text{area} = \sum_{i=1}^n S_i \quad (10)$$

计算重叠区域占两椭圆面积的比例

$$\text{per}_{\text{obs}} = \text{area}/\text{ellipse}_{\text{obs}} \quad (11)$$

$$\text{per}_{\text{est}} = \text{area}/\text{ellipse}_{\text{est}} \quad (12)$$

式中, $\text{ellipse}_{\text{obs}}$ 和 $\text{ellipse}_{\text{est}}$ 分别为特征观测误差椭圆和特征估计误差椭圆的八边形近似面积。

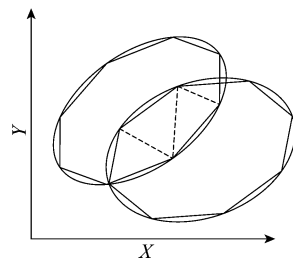


图 6 误差椭圆重叠区域的近似

将重叠比例分为 5 个模糊集合:None、Little、Medium、Most 和 All,他们的隶属度如图 7 所示。

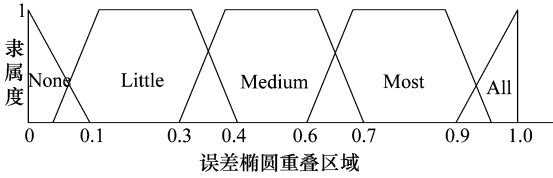


图 7 误差椭圆重叠比例的隶属度分布

2.3.3 关联结果的模糊化

模糊推理的输出变量为特征观测和特征估计的关联变量,记作 Degree,其取值在[0,1]之间,代表特征观测和特征估计的匹配程度。关联变量对应的模糊集合为 Very Low、Low、Medium、High 和 Very High,其隶属度如图 8 所示。

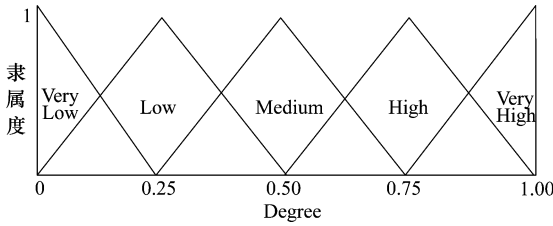


图 8 输出结果的隶属度分布

这样就构成了以归一化新息、两误差椭圆各自重叠比例为输入,以数据关联变量为输出的三输入单输出模糊系统。

2.4 模糊规则

针对 SLAM 具体应用环境,对于这样一个三输入单输出的模糊系统,通过实验或者向专家咨询可以抽取并构造模糊规则。这里的模糊系统通过输入输出变量的关系构造出 125 条(5×5×5)独立的模糊规则,在此不考虑不同规则的重要性程度,假设各条规则权重相同且为 1。可以利用 5×5×5 的模糊规则立方体方便的表示模糊规则如图 9 所示。例如,底层元素点(5,5)的规则为

IF residualis Exact AND per_{obs} is All AND per_{est} is All THEN Degree is Very High.

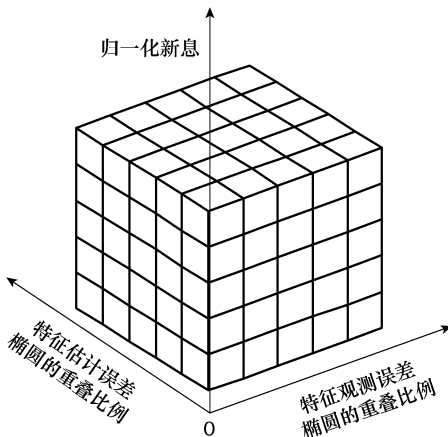


图 9 模糊规则立方体

2.5 算法流程

在介绍了基于模糊逻辑的数据关联算法思想和组成部分后,在此给出算法的实现流程。当机器人在 k 时刻获得传感器对环境特征的观测值时,需要通过以下步骤对观测量和地图中的特征进行关联:

- 步骤 1 通过式(2)和式(5)所示的特征观测和估计的误差协方差矩阵,计算出它们对应的误差椭圆。
- 步骤 2 对两误差椭圆圆心的距离即新息进行归一化处理。
- 步骤 3 利用八边形逼近的方法近似估计两误差椭圆的重叠区域,并计算它在两椭圆中所占比例。
- 步骤 4 将 3 个清晰输入映射到模糊集合,并求出相应隶属度。
- 步骤 5 将模糊化后的输入应用到模糊规则的前项,进行聚合规则的输出。
- 步骤 6 对模糊化的输出进行逆模糊化处理,得到单一关联变量的输出。
- 步骤 7 通过将关联变量与设定阈值进行比较,决定是否将该观测量关联到地图特征。

3 仿真及结果分析

为验证本文提出的数据关联方法的有效性,在配置为 2.0 GHz CUP,2 G 内存,安装 Windows 操作系统的 PC 机上使用 Matlab 进行仿真实验,对最近邻数据关联和模糊数据关联进行比较分析。

首先设定实验模型,机器人的运动方程为

$$\mathbf{X}_V(k) = [x_V(k), y_V(k), \psi_V(k)]^T = \begin{bmatrix} x_V(k-1) + dtU_{k-1} \cos(\psi_V(k-1) + \alpha(k-1)) \\ y_V(k-1) + dtU_{k-1} \sin(\psi_V(k-1) + \alpha(k-1)) \\ \psi_V(k-1) + dtU_{k-1} \sin \alpha(k-1)/L \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_x \\ w_y \\ w_\psi \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中,dt 为两时刻间的间隔时间;U_k 和 α(k)为 k 时刻的控制输入量;L 代表机器人的轴距;w_x, w_y 和 w_ψ 为系统噪声。观测方程为

$$\mathbf{z}(k) = \begin{bmatrix} r(k) \\ \theta(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_V(k) - x_i(k))^2 + (y_V(k) - y_i(k))^2} \\ \arctan \left[\frac{y_i(k) - y_V(k)}{x_i(k) - x_V(k)} \right] - \psi_V(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_r \\ w_\theta \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中,(x_V(k), y_V(k), ψ_V(k)) 和 (x_i(k), y_i(k)) 分别为 k 时刻机器人的位姿向量和第 i 个特征的状态向量;w_r 和 w_θ 为观测噪声。

仿真区域为图 10 所示的区域,机器人从(0, 0)开始,沿曲线逆时针行驶一周。设机器人初始状态为 X_V(0) = [0, 0, 0]^T,轴距为 4 m,运行线速度为 3 m/s,最大舵角为 30°,速度误差为 0.3 m/s,角度误差为 3°/s,传感器测距误差为 0.1 m/s,测角误差为 1°/s。

实验中使用相同仿真条件,利用 EKF 进行状态估计,误差椭圆选取 2.45-sigma 椭圆。图 11 和图 12 分别为使用最近邻数据关联和模糊数据关联获得的关于机器人位置和坐标为(10,35)的特征的估计误差曲线。

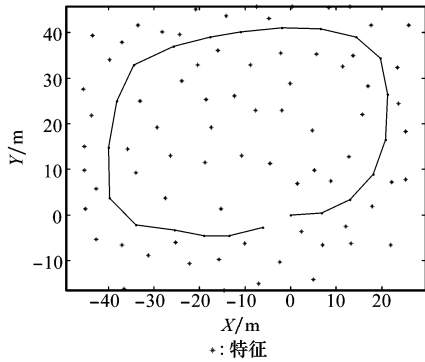
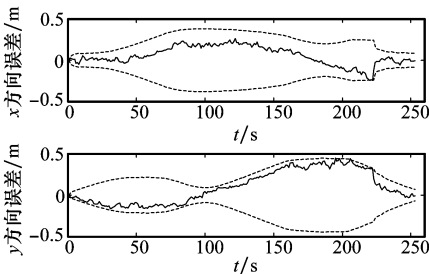
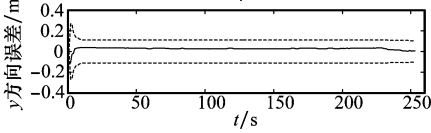
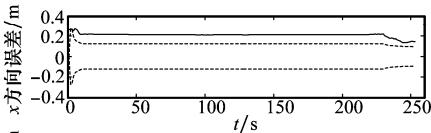


图 10 仿真环境



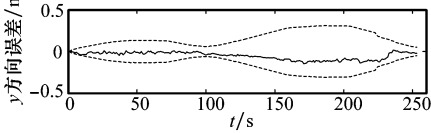
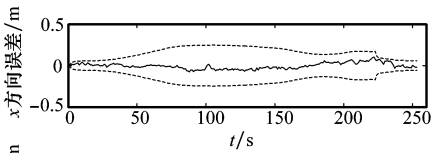
(a) 机器人位置的估计误差



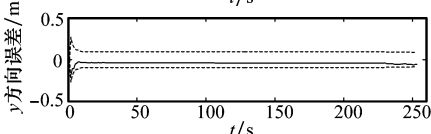
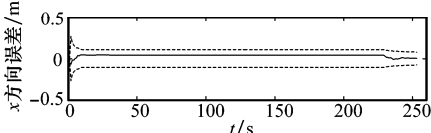
(b) 特征位置估计误差

-----: 95%置信边界; ——: 误差值。

图 11 使用最近邻数据关联的定位误差



(a) 机器人位置的估计误差



(b) 特征位置估计误差

-----: 95%置信边界; ——: 误差值。

图 12 使用模糊数据关联的定位误差

由图 11(a)可以看出机器人位置两个方向上的估计误差较大,并且接近置信区间的边界,表明当环境中特征间距比较小并且传感器同一时间可能观测到多个特征时,使用最近邻数据关联会导致较大的估计误差,进而影响 SLAM 算法收敛速度。图 11(b)中,特征估计的 X 轴方向误差落在置信区间之外,说明对于该特征的数据关联很有可能是误关联。图 12 中,机器人位置和特征的估计误差都明显减小,并且误差曲线较为平稳,表明本文提出的模糊逻辑数据关联具有较高的关联正确率,从而提高 SLAM 环境构图成功率和机器人定位精度,同时加快了算法收敛速度。

保持机器人的观测误差不变,以初始控制误差为基础,成倍增加控制误差方差,比较最近邻数据关联和本文的模糊逻辑数据关联方法的关联正确率变化情况。由图 13 可以看出,由于观测误差很小,当控制误差也比较小时,两数据关联方法的正确率都比较高,且模糊逻辑数据关联的正确率高于最近邻数据关联。随着控制误差增大,最近邻数据关联的正确率迅速下降;而模糊逻辑数据关联的正确率受控制误差影响较小,当控制误差增大到一定程度后才开始显著下降。这主要是由于随着控制误差的增大,机器人运动更新的不确定性和模糊性产生的影响越来越大,最近邻数据关联忽略了这种模糊信息,容易导致数据关联的失败;而模糊逻辑的使用,使得数据关联过程充分利用了这些模糊信息,从而提高了关联正确率。

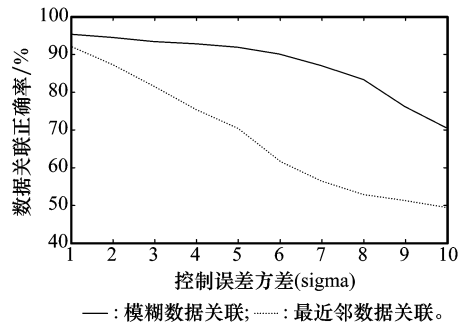


图 13 数据关联正确率随控制误差变化情况

表 2 列出了分别选取 4 种不同误差椭圆进行模糊数据关联获得的平均关联正确率,可以看出选取 2.45-sigma 椭圆获得了最高的关联正确率,其余误差椭圆的关联正确率相对较低。这表明在机器人存在控制误差和观测误差的情况下,误差椭圆选取不当会导致丢失正确的关联假设或者引入错误的关联。在实际应用中,误差椭圆的选取要充分考虑环境分布情况和误差源特性。

表 2 不同误差椭圆数据关联情况

误差椭圆	数据关联平均正确率/%
1-sigma 椭圆	76.4
2-sigma 椭圆	85.7
2.45-sigma 椭圆	94.2
3-sigma 椭圆	89.6

通过分析仿真结果可知,由于最近邻数据关联方法将单个观测和特征进行独立关联,忽略了噪声干扰带来的信息不确定性和模糊性,尤其是当传感器在同一时间观测到多个环境特征的时候,容易发生误关联,而错误的关联又会影响到机器人定位和路标估计的精度。模糊数据关联方法由于使用隶属度对观测信息和估计值的关联进行了模糊化,有效表达了实际系统中的不确定性和不精确性信息,通过模糊推理过程能够消除这种不确定性和模糊性,因此降低了机器人位姿和环境特征状态的估计误差。

4 结 论

本文提出了一种基于模糊逻辑的 SLAM 数据关联方法,通过计算环境特征观测量和估计量的误差椭圆获得模糊输入变量,通过融合多种特征信息进行模糊逻辑推理。新的数据关联方法充分考虑了噪声及干扰带来的信息不确定性和模糊性,具有处理多个候选关联假设的能力,使算法具有更好的抗干扰能力和鲁棒性,加快了算法收敛。此外,这种方法容易实现,计算量小,适合于环境特征密集的环境。仿真实验验证了算法的有效性。当然这种方法也存在不足,对于不同的应用环境,模糊变量隶属函数的确定是一个难题,为此可以使用自学习方法,提高模糊系统建立、参数调整和规则修改等方面的自适应能力。例如利用扩展卡尔曼滤波对模糊系统进行训练,结合实时信息更新隶属函数,提高决策的准确性。

参考文献:

- [1] Smith R, Self M, Cheeseman P. *Estimating uncertain spatial relationships in robotics*[M]. Autonomous Robot Vehicles, Springer, 1990,1:167-193.
- [2] Kosuru G, Pedduri S, Krishna K M. Data association using empty convex polygonal regions in EKF-SLAM[C]// *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetic*, 2010:810-815.
- [3] Wong R H, Xiao J Z, Joseph S L. A robust data association for simultaneous localization and mapping in dynamic environments[C]// *Proc. of the IEEE International Conference on Information and Automation*, 2010:470-475.
- [4] 季秀才. 机器人同步定位与地图创建中数据关联问题研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2008. (Ji X C. Data association problem for simultaneous localization and mapping in dynamic environments[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2008.)
- [5] Luo J, He B, Wang P X, et al. Data association for AUV localization and map building[C]// *Proc. of the International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*, 2010:886-889.
- [6] Guivant J E, Nebot E M. Optimization of the simultaneous localization and map-building algorithm for real-time implementation[J]. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, 2001,17(3):242-257.
- [7] Temeltas H, Kayak D. SLAM for robot navigation[J]. *Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2008,23(12):16-19.
- [8] Margarita C, Andrew J D. Active matching for visual tracking[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2009,57(12):1173-1187.
- [9] Davey S J. Simultaneous localization and map building using the probabilistic multi-hypothesis tracker[J]. *IEEE Trans. on Robotics*, 2007,23(2):271-280.
- [10] Frédéric B C, Pascale G, Hervé G. Whale 3D monitoring using astrophysics NEMO ONDE two meters wide platform with state optimal filtering by Rao-Blackwell Monte Carlo data association[J]. *Applied Acoustics*, 2010,71(11):994-999.
- [11] Christian H, Thao D. Cheap Joint probabilistic data association filters in an interacting multiple model design[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2009,57(3):268-278.
- [12] Ila V, Porta J M, Andrade-Cetto J. Information-based compact pose SLAM[J]. *IEEE Trans. on Robotics*, 2010,26(1):78-93.
- [13] Booi O, Zivkovic Z, Kröse B. Efficient data association for view based SLAM using connected dominating sets[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2009,57(12):1225-1234.
- [14] Watanabe K, Pathirana C D, Izumi K. T-S fuzzy model adopted SLAM algorithm with linear programming based data association for mobile robots[C]// *Proc. of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, 2009:244-249.
- [15] Aziz A M. A new all-neighbor fuzzy association technique for multi-target tracking in a cluttered environment[C]// *Proc. of the International Conference on Fuzzy Systems*, 2009:1767-1772.
- [16] Tafti A D, Sadati N. Fuzzy clustering means data association algorithm using an adaptive neuro-fuzzy network[C]// *Proc. of the Aerospace Conference*, 2009:1-5.