

文章编号: 1002-0446(2008)03-0238-04

基于多传感器数据融合的管道机器人精确定位技术

王忠巍¹, 曹其新², 栾楠¹, 张蕾¹

(1. 上海交通大学机器人研究所, 上海 200240; 2. 上海交通大学机械系统与振动国家重点实验室, 上海 200240)

摘要: 针对自主管道检测机器人的管内定位问题, 提出了一种能够提高定位精度的多里程仪测量数据一致性融合方法. 首先基于置信距离测度概念构造了多里程仪测量数据之间的置信距离矩阵和关系矩阵, 然后利用有向图方法剔除含有较大误差的或错误的测量数据, 最后采用极大似然估计法求解多里程仪测量数据的最优融合值. 在管道机器人智能控制器上使用 C 语言编程实现文中算法. 在机器人的自主爬行实验过程中, 通过测量模拟油气管道的焊缝间距验证了该算法的有效性.

关键词: 管道机器人; 里程仪; 数据融合; 置信距离测度; 极大似然估计

中图分类号: TP242

文献标识码: A

Precision Location Technology of Pipeline Robot Based on Multi-Sensor Data Fusion

WANG Zhong-wei¹, CAO Qi-xin², LUAN Nan¹, ZHANG Lei¹

(1. Research Institute of Robotics, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China;

2. State Key Laboratory of Mechanical System and Vibration, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: A consensus fusion algorithm for multi-odometer data is presented to improve in-pipeline location precision of the autonomous pipeline inspection robot. Based on the concept of confidence distance measure, the confidence distance matrix and relation matrix for multi-odometer data is constructed firstly. And then line digraph is used to eliminate biggish inaccuracy or error of the measured data. At last, optimal fusion value of multi-odometer data is obtained by maximum likelihood estimate. Running on the intelligent controller of pipeline robot, the presented algorithm is realized with C programming language. In autonomous crawling experiment of the robot, validity of the localization method is proved by measuring space intervals between girth welds in simulative oil-and-gas pipeline.

Keywords: pipeline robot; odometer; data fusion; confidence distance measure; maximum likelihood estimate

1 引言 (Introduction)

在自主管道检测机器人对海底长输石油管线进行维护作业的过程中, 使机器人能够“感知”自身在所处管道内的精确位置是十分重要的. 目前, 国外主要采取在敷设管线时每间隔一定距离设置定点磁标^[1,2], 并同时测量和记录定点磁标的大地坐标的方法. 所设计的管道检测装置携带磁力计和 SINS (strap-down inertial navigation system) 系统, 作业时, 磁力计可准确探测到管线沿途的磁标, SINS 系统则利用磁标的已知坐标信息进行航迹修正, 从而实现了检测设备的精确管内定位. 在敷设我国早期的海上油田 (特别是滩浅海油田) 输油管道时, 对后期的修维问题未

予以充分考虑, 未设置用于修正 SINS 数据的磁标点, 该技术不能直接应用于我国长输管线的维护^[3]. 在国内, 已经成功利用视觉传感器实现管道缺陷检测和管道机器人精确定位^[4-7], 但由于管道机器人检测在役石油管线时工作环境恶劣, 这种方法对其无法适用, 而且该方法要依靠有线方式传送信息, 其作业范围也有限. 考虑到海底石油管线通常是由标准钢管焊接而成, 可利用焊缝标识管线的粗略位置, 由此提出一种精确定位方法: 首先利用电涡流传感器探测管线中的焊缝, 实现机器人在管道内的粗略定位, 再结合里程仪确定其在相邻焊缝间的精确位置. 机器人在环境恶劣的输油管线内工作时, 只利用单个里程仪难以获得可靠的里程信息, 因此采用多个里程仪提供里程定位

基金项目: 国家 863 计划资助项目 (2001AA602021).

收稿日期: 2007-09-06

数据,并对获得的冗余里程信息进行融合处理,从而提高机器人定位精度。

根据 Luo^[8]的多传感器测量数据一致性融合方法,首先定义了一种用于衡量里程仪测量数据之间支持程度的置信距离测度,并在此基础上构造多里程仪测量数据之间的置信距离矩阵和关系矩阵,然后利用有向图方法剔除掉含有较大误差的或错误的测量数据,最后采用极大似然估计法求解多里程仪测量数据的最优融合值.在管道机器人智能控制器上使用 C 语言编程实现文中算法.在机器人的自主爬行实验过程中,通过检测模拟油气管道的焊缝间距验证了该算法的有效性。

2 一致性数据融合算法 (Consensus data fusion algorithm)

采用多传感器测量同一个参数时,设第 i 个传感器和第 j 个传感器测得的数据为 X_i 、 X_j ,且都服从高斯分布,以测量值各自的 pdf 曲线作为传感器的特性函数,分别记为 $p_i(x)$ 、 $p_j(x)$,并记 x_i 、 x_j 分别为 X_i 、 X_j 的一次观测值.为了反映观测值 x_i 、 x_j 之间的偏差的大小,引入置信距离测度的概念:

$$d_{ij} = 2 \int_{x_i}^{\infty} p_i(x | x_i) dx = 2A \quad (1)$$

$$d_{ji} = 2 \int_{x_j}^{\infty} p_j(x | x_j) dx = 2B \quad (2)$$

式中,

$$p_i(x | x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-x_i}{\sigma_i}\right)^2\right] \quad (3)$$

$$p_j(x | x_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-x_j}{\sigma_j}\right)^2\right] \quad (4)$$

d_{ij} 和 d_{ji} 分别称为第 i 个传感器与第 j 个传感器读数的置信距离测度,它们共同反映了两个测量值的一致程度. d_{ij} 的值越小,两个传感器的观测值越相近,否则偏差就越大,因此也称 d_{ij} 为两个传感器的融合度. A 、 B 分别是概率密度曲线 $p_i(x|x_i)$ 、 $p_j(x|x_j)$ 在区间 (x_i, x_j) 上的面积。

当 $x_i = x_j$ 时, $d_{ij} = d_{ji} = 0$;当 $x_i \gg x_j$,或 $x_i \ll x_j$ 时, $d_{ij} = d_{ji} = 1$ 。

如果有 m 个传感器测量同一个指标参数,则置信距离测度 d_{ij} ($i, j = 1, 2, \dots, m$)构成一个矩阵 D_m ,称为多传感器数据的置信距离矩阵,该矩阵描述了各传感器的一致性支持程度。

$$D_m = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1m} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ d_{m1} & d_{m2} & \dots & d_{mm} \end{bmatrix} \quad (5)$$

基于距离矩阵 D_m 定义传感器间的关系矩阵:用多传感器测量同一参数时,根据多次试验的结果,可以得到 d_{ij} 的经验界限值 ε ,则根据(6)式可得多传感器的关系矩阵 R_m ,即 R_m 中元素 r_{ij} 的值由概率阈值确定。

$$r_{ij} = \begin{cases} 1 & d_{ij} \leq \varepsilon \\ 0 & d_{ij} > \varepsilon \end{cases} \quad (6)$$

$$R_m = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1m} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mm} \end{bmatrix} \quad (7)$$

利用有向图可以方便地表示出多传感器的关系矩阵 R_m .有向图法是把传感器作为节点,如果 $r_{ij} = 1$,那么,画一个从节点 i 到节点 j 的箭头来直观地表示传感器 i 和传感器 j 的关系,所以完整的有向图是表示所有被使用传感器之间关系的直观形式.对于传感器 i 和传感器 j ,共存有三种关系:(1) $r_{ij} = r_{ji} = 0$,表明传感器 i 与传感器 j 相互不支持;(2) $r_{ij} = 1, r_{ji} = 0$,表明传感器 i 对传感器 j 弱支持;(3) $r_{ij} = r_{ji} = 1$,表明传感器 i 和传感器 j 相互强支持.如果一个传感器被一组传感器所支持,则该传感器的读数是有效的,所有有效的数据的集合称为融合集;而那些不在融合集中的测量值被视为含有较大误差或错误而被剔除,最后采用适合的最优融合方法合并融合集中的测量数据,得到被测参数的较精确估计值。

3 多传感器数据的极大似然估计融合算法 (Maximum likelihood estimate fusion algorithm for multi-sensor data)

设 m 个传感器测量同一个参数,所得测量数据中最佳融合数为 l ($l \leq m$),则相应的融合集为 $\{x_1, x_2, \dots, x_l\}$.采用文[9]中的极大似然估计算法将融合集中的原始测量数据合并成一个最佳融合数据,并把它作为被测参数的最后结果.融合集中的 l 个数据来自同一总体,其概率密度函数如式(8)所示,因此可构造含有待估参数 θ 的联合密度,即如式(9)所示的极大似然函数。

$$p_i(x_i | \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - \theta}{\sigma_i}\right)^2\right] \quad (8)$$

$$i = 1, 2, \dots, l$$

$$L(x_1, x_2, \dots, x_l; \theta) = \prod_{i=1}^l p_i(x_i | \theta) \quad (9)$$

求得的 l 个原始测量数据的最佳融合值 $\hat{\theta} =$

$\hat{\theta}(x_1, x_2, \dots, x_l)$ 应满足下式:

$$L(x_1, x_2, \dots, x_l; \hat{\theta}) = \sup_{\theta \in \Theta} L(x_1, x_2, \dots, x_l; \theta) \quad (10)$$

对(10)式等号两边同取自然对数可得:

$$\ln L(x_1, x_2, \dots, x_l; \hat{\theta}) = \sup_{\theta \in \Theta} \ln L(x_1, x_2, \dots, x_l; \theta) \quad (11)$$

根据极大似然原理 $\frac{\partial}{\partial \theta} L(x_1, x_2, \dots, x_l; \theta) |_{\theta=\hat{\theta}} = 0$, 即

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \sum_{i=1}^l \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - \theta}{\sigma_i}\right)^2\right]_{\theta=\hat{\theta}} = 0 \quad (12)$$

解得

$$\hat{\theta} = \frac{\sum_{i=1}^l \frac{x_i}{\sigma_i}}{\sum_{i=1}^l \frac{1}{\sigma_i}} \quad (13)$$

$\hat{\theta}$ 就是融合集 $\{x_1, x_2, \dots, x_l\}$ 的最优融合数据.

4 实验研究 (Experimental research)

如图 1 所示的海底管道机器人采用 3 个里程仪系统(里程仪系统包括:里程轮和信号采集电路)同步采集其行程数据. 因为里程仪的测量精度受加工差异、管道内壁状况、里程轮踏面花纹及磨损情况、里程轮转动灵活性、机器人运行速度和测量距离等因素

的影响,所以在使用前需针对工作对象来考察里程仪测量值的统计特性. 管道机器人的管内定位实验在百米长模拟油气输送管道台架上进行,实验管道包含用于考察定位精度的 5.5 m 长标准钢管,由于里程仪具有误差积累效应,其测量精度随测程的增加而降低,且里程仪用于两焊缝间的管内定位,所以通过测量两焊缝间距来考察所述融合算法的效果是有代表性的. 管道机器人的自主爬行实验如图 1 所示,机器人智能控制器所保存的部分里程仪采集数据和应用文中所述算法得到的融合值如表 1 所示. 在进行数据处理前,根据先验知识对 3 个里程仪的原始数据进行了补偿处理(原始测量值分别加 0.18、0.155 和 0.165),把测量值的数学期望修正为钢管标长.



图 1 模拟油气输送管道台架上进行的管道机器人管内定位实验

Fig. 1 Localization experiment of in-pipeline robot on pipeline platform for simulating oil and gas transportation

表 1 目标点测量值和数据融合结果

Table 1 Measurement value of target points and data fusion value

3 个里程仪 10 组原始测量值(单位:m)	1	2*	3	4	5	6	7	8	9*	10
1#里程仪测量值(方差 $\sigma_1=0.06$)	5.45	5.32	5.44	5.36	5.19	5.37	5.40	5.35	5.15	5.39
2#里程仪测量值(方差 $\sigma_2=0.055$)	5.34	5.27	5.34	5.47	5.34	5.33	5.34	5.34	5.31	5.36
3#里程仪测量值(方差 $\sigma_3=0.056$)	5.36	5.30	5.37	5.34	5.35	5.35	5.36	5.46	5.32	5.37
采用极大似然估计算法的融合结果	5.51	5.46	5.51	5.52	5.51	5.51	5.53	5.51	5.48	5.52

以第 2 组和第 9 组数据为例详述数据融合过程. 由式(1)、(2) 计算得到两组数据的距离矩阵 $D(2)$ 、 $D(9)$, 取 d_{ij} 的经验界限值 $\varepsilon = 0.75$, 由式(6) 得到传感器的关系矩阵 $R(2)$ 、 $R(9)$. 因此, 可用有向图描述传感器之间的关系, 根据关系矩阵的数值结构, 两组传感器测量值的支持关系如图 2 所示, 第 2 组 3 个测量值间相互支持, 故采用(13) 式对 3 个数据实施融合; 第 9 组测量值只有第 2 和第 3 个数据相互支持, 故剔除第 1 个数据, 对其余数据进行融合.

$$D(2) = \begin{bmatrix} 0.00 & 0.60 & 0.26 \\ 0.64 & 0.00 & 0.41 \\ 0.28 & 0.41 & 0.00 \end{bmatrix}$$

$$D(9) = \begin{bmatrix} 0.00 & 0.98 & 0.95 \\ 0.99 & 0.00 & 0.41 \\ 0.96 & 0.41 & 0.00 \end{bmatrix}$$

$$R(2) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$R(9) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

为了便于比较, 采用简单平均数法对传感器数据进行融合, 其计算方法见式(14). 极大似然算法和平均数法对表 1 中传感器数据的融合结果及测量点的标准值见图 3. 分析图中曲线可知: 对于含有较大

误差或错误测量值的数据组,采用一致性数据的极大似然融合算法可以排除异常数据的干扰,达到较高的测量精度;对于测量值相近的数据组,该算法的数据融合结果亦优于平均数融合法。

$$\bar{x} = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 x_i \quad (14)$$

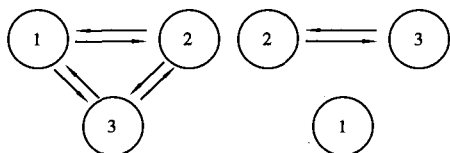


图2 有向图表示出传感器间的支持关系
Fig. 2 Line digraphs expressing the support relationship between sensors

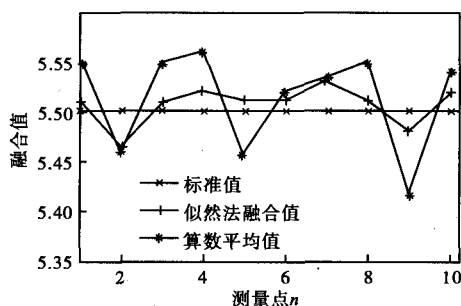


图3 目标点准确值与传感器数据融合结果比较
Fig. 3 The contrast between real value of target points and fusion result of multi-sensor data

5 结论 (Conclusion)

自主管道机器人实现精确管内定位是我国海底管道检测设备进入实用的关键技术,本文提出了一种能够提高定位精度的多里程仪测量数据一致性融合方法.该方法基于置信距离测度概念,可以剔除含有疏失误差的数据,进而获得真实反映测量目标的一致性冗余信息,减少里程仪的不确定性误差对测

量数据融合结果的影响;采用的极大似然估计融合算法计算步骤固定,计算量小,容易在计算机上实现.实验表明:该方法能够提高机器人管内定位精度,定位误差小于其行程的1%.

参考文献 (References)

- [1] Yu J J, Lee J G, Park C G, *et al.* An off-line navigation of a geometry PIG using a modified nonlinear fixed-interval smoothing filter [J]. *Control Engineering Practice*, 2005, 13(11): 1403-1411.
- [2] Reber K, Beller M, Willems H, *et al.* A new generation of ultrasonic in-line inspection tools for detecting, sizing and locating metal loss and cracks in transmission pipelines [A]. *Proceedings of the IEEE Ultrasonics Symposium* [C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE; 2002. 665-671.
- [3] 李孟杰. 海底管道轨迹在线精确测量技术研究[J]. *中国海洋平台*, 2004, 19(6): 46-49.
- [4] 邓宗全, 李金彪. 野外大口径管道焊缝 X 射线检测机器人[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 1997, 29(1): 48-49.
- [5] 姜生元, 邓宗全, 李斌, 等. 内置动力源管内 X 射线探伤机器人的研制[J]. *机器人*, 2001, 23(3): 211-216.
- [6] 李军远, 陈宏钧, 张晓华, 等. 基于信息融合的管道机器人定位控制研究[J]. *控制与决策*, 2006, 21(6): 661-665.
- [7] 徐小云, 颜国正, 鄢波. 一种新型管道检测机器人系统[J]. *上海交通大学学报*, 2004, 38(8): 1324-1327.
- [8] Luo R C, Lin M H, Scherp R S. Dynamic multi-sensor data fusion system for intelligent robots [J]. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 1988, 4(4): 386-396.
- [9] 翟国富, 王淑娟, 姜守旭, 等. 电器可靠性失效分析中极大似然估计方法的研究[J]. *中国电机工程学报*, 2001, 21(3): 90-92.

作者简介:

王忠巍 (1978-), 男, 博士生. 研究领域: 管道机器人智能控制技术和嵌入式控制技术.

曹共新 (1960-), 男, 博士, 教授. 研究领域: 智能机器人, 机器视觉.

栾楠 (1973-), 男, 博士, 副教授. 研究领域: 机器人控制.