

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2005641

基于因子图的自主导航多源异构信息融合算法*

姚祖威¹ 刘宇¹ 郭俊启¹ 欧毅² 邹新海¹ 康鹏川¹ 苟志平³

(1. 重庆邮电大学智能传感技术与微系统重庆市高校工程研究中心 重庆 400065; 2. 中国科学院微电子研究所 北京 100029; 3. 中国电子科技集团公司第二十六研究所 重庆 400060)

摘要: 为了解决惯性导航系统长航时累计误差和实时性问题,提出了一种基于因子图的多源信息融合算法。论文基于和积算法,采用了因子图模型进行基于最大后验概率的状态估计,计算变量的均值和方差完成数据融合,利用超宽带技术和视觉传感器对发生累积误差的惯性导航系统进行校准,完成误差修正。对信息融合算法进行了仿真,结果为:该算法各轴向的误差分别为0.36%和0.31%,解算时间为50 ms。该算法误差仅为惯性导航累计误差的1/3,实时性相较于其它算法更高。

关键词: 实时性;自主导航;和积算法;因子图;信息融合

中图分类号: TP391 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4030

Multi-source heterogeneous information fusion algorithm for
autonomous navigation based on factor graphYao Zuwei¹ Liu Yu¹ Guo Junqi¹ Ou Yi² Zou Xinhai¹ Kang Pengchuan¹ Gou Zhiping³

(1. Chongqing Engineering Research Center of Intelligent Sensing Technology and Microsystem, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. Institute of Microelectronics of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China; 3. The 26th Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Chongqing 400060, China)

Abstract: In order to solve the long endurance cumulative error and real-time problem of inertial navigation system, a multi-source information fusion algorithm based on factor graph is proposed. Based on sum product algorithm, the factor graph model is used to estimate the state based on the maximum a posteriori probability, the mean and variance of variables are calculated to complete data fusion, and the UWB technology and vision sensor are used to calibrate the inertial navigation system with accumulated error to complete error correction. The simulation results show that the error of each axis is 0.36% and 0.31% respectively, and the solution time is 50 ms. The error of this algorithm is only 1/3 of the cumulative error of inertial navigation, and its real-time performance is better than other algorithms.

Keywords: real time; autonomous navigation; sum product algorithm; factor graph; information fusion

0 引言

随着信息融合技术的进一步发展,信息融合从原来的多个传感器信息的融合逐渐转换成了多种传感器设备的信息融合^[1]。信息融合覆盖了各个学科,其中包含电子信息、导航定位和数学等领域^[2]。在面对多源信息融合出现的困难时,估计融合方法成为了研究者的关键突破口。从1960年卡尔曼(R. E. Kalman)提出了卡尔曼滤波(kalman filtering, KF)开始,逐渐出现了粒子滤波^[3]、联邦滤波^[4]和序贯式滤波^[5]等数据融合方法,再到因子图概念的出现,掀起了研究定位导航多源信息融合技术的热潮^[6]。

在室外环境下,各种组合导航系统研究已颇为成熟,而室内环境下的自主导航系统所达到的精度还有待提升^[7]。由于在室内这样特殊的环境下,各种导航系统或多或少受到了干扰,因此,在导航源的选择上也要考虑更多。惯性定位是室内定位优先选择的定位方式之一,这是因为其不需要任何基站等外部环境,但是由于惯性导航会出现累计误差^[8],所以需要其它导航源在惯性导航出现累计误差时对其进行修正。因子图算法的原理是通过在某段时间内构建系统的图像模型,将所得到的信息源与系统的状态关联,通过后验估计理论来实现异构数据的融合。即通过某些方法得到了所有量测值后,计算所有状态的最大后验概率估

收稿日期:2020-12-31

* 基金项目:国家重点研发计划基金(2018YFF01010202, 2018YFF01010201, 2018YFE0115500)项目资助

• 130 •

计。在基于因子图多源组合导航的应用中,由于惯性导航系统拥有较高的数据生成率和抗干扰性,所以在组合导航系统中一般被视为主导航源,但由于其误差会随着时间出现累积发散,所以,需要导入其他导航源进行数据融合,修正其发散的误差。因此,因子图提供了一个非常灵活的框架,可以融合这多个互补的信息来源。近年来,随着自主导航技术的不断成熟以及所依赖硬件低成本化的深入,该技术已经成为研究室内定位技术的突破口。本文依据因子图理论对惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)、视觉传感器和超宽带(ultra wideband, UWB)技术^[9]这3种定位技术进行信息融合,以惯性导航为主导航源,视觉传感器和超宽带技术为辅导航源对惯性导航累计误差进行修正,提出一种算法,提升室内定位精度。

1 因子图和自主导航系统

1.1 因子图的概念及模型

因子图(factor graph)的原理是通过因子分解将一个全局函数转换成多个局部函数的乘积,从而生成了一个双向图^[10]。在概率论及其应用中,因子图理论上是依据贝叶斯理论推理得到的一种概率图模型。

因子图是一类无向概率图模型: $G=(F, X, \epsilon)$,其中包括变量节点: $x_i \in X$ 和因子节点: $f_j \in F$ 。变量节点和因子节点通过无向边: $e_{ij} \in \epsilon$ 相连。当存在一个因子节点和一个变量节点通过无向边相连时,这个变量节点被称为这个因子的变量。定义用各个因子的联乘积表示因子图上的联合概率分布。

设函数 $g(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 可以分解为局部函数的乘积:

$$g(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{j \in J} f_j(X_j) \quad (1)$$

例如,当变量有5个时,可将函数 $g(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$ 用局部函数乘积的形式表示:

$$g(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = f_1(x_1) \cdot f_2(x_1, x_2) \cdot f_3(x_1, x_2, x_3) \cdot f_4(x_4) f_5(x_3, x_4, x_5) \quad (2)$$

式中: x_i 表示变量节点; $f_j(x_j)$ 表示局部函数。在变量节点 x_i 与局部函数 $f_j(x_j)$ 相关联时,那么可以通过双向边将两者连接,当所有有关系的 x_i 和 $f_j(x_j)$ 连接完毕后构成一个完整的图像模型,即为因子图模型,由式(2)可以推出如图1的因子图模型。

1.2 和积算法

和积算法是因子图理论计算的核心,其本质是通过计算各边缘函数来实现信息融合的目的^[11]。因子图能够清晰地展现函数与变量之间存在的关系,而和积算法将函数与变量之间的消息进行传递。和积算法又被称作置信传播算法,作为一种消息传递算法,用来计算因子图中各节点沿着不同边传递的信息,规则如下:

在因子图中,某个节点 x 传递到另一个节点 f 的信息

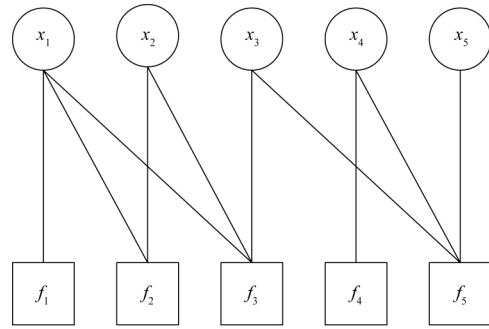


图1 因子图模型

可以从其他所有与节点 x 相关联的节点传递到 x 节点的消息乘积而得。

首先定义非和运算,设函数 h 包含 x_1, x_2, x_3 3个变量,则关于变量 x_1 的非和运算如下:

$$\sum_{\sim(x_1)} h(x_1, x_2, x_3) = \sum_{x_2 \in A_2} \sum_{x_3 \in A_3} h(x_1, x_2, x_3) \quad (3)$$

其次,令特定节点 v 的相邻节点集为 $n(a)$, $n(a) \setminus (b)$ 表示 $n(a)$ 不包括节点 b 。节点 x 到节点 f 传递的消息表示为 $\mu_{x \rightarrow f}(x)$,同一时刻从节点 f 到节点 x 传递的消息表示为 $\mu_{f \rightarrow x}(x)$ 。在和积算法计算的规则中, $\mu_{x \rightarrow f}(x)$ 和 $\mu_{f \rightarrow x}(x)$ 的计算过程分别如下:

变量节点 x 传递到函数节点 f 的消息为:

$$\mu_{x \rightarrow f}(x) = \prod_{h \in n(x) \setminus \{f\}} \mu_{h \rightarrow x}(x) \quad (4)$$

变量节点 f 传递到函数节点 x 的消息为:

$$u_{f \rightarrow x}(x) = \sum_{\sim f} \left\{ \prod_{y \in n(f) \setminus \{x\}} \mu_{y \rightarrow f}(y) \right\} \quad (5)$$

式中: $X = n(f)$ 表示函数 f 包含的所有变量组成的集合; $\sim x$ 表示除去节点 x 的所有变量集。

1.3 自主导航系统

自主导航系统按照实现功能主要可以分为图2所示的几大部分^[12]。

因子图模型可以完成对多个系统的融合,因而多个自主导航系统可以完美融入因子图模型。

2 基于因子图的自主导航多源信息融合方法设计

2.1 多源信息融合方法比较

通常,系统的信息来源会一定的缺失,信息融合主要涉及的问题有数据异构,频率问题和系统稳定等;当系统的部分信息源失效后如何保证系统的信息准确性这就需要进行比较稳定的信息融合。随着信息融合的加速发展,国内外学者都在提出改进各种信息融合的方法^[13]。

如图3所示,多源信息融合方法主要分为3大类。

图3中以及未描述的各种方法优缺点各不相同。比较常见的缺点有计算量大,精度不够以及建立数学模型应用范围有限等。而因子图拥有计算量适中,精度高,应用范围广和即插即用等优点。因子图可以使系统具有即插即用的

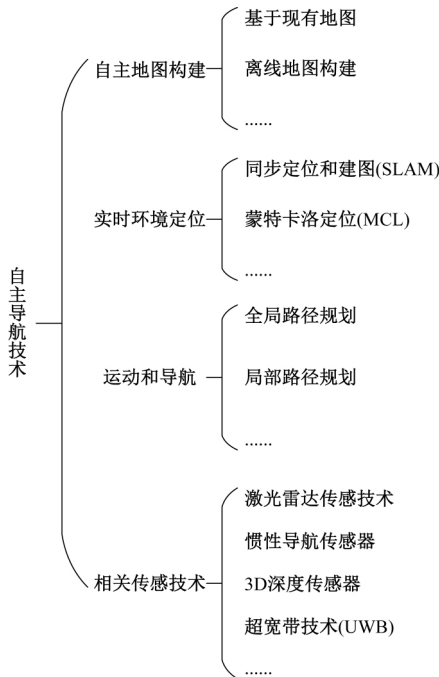


图 2 自主导航技术

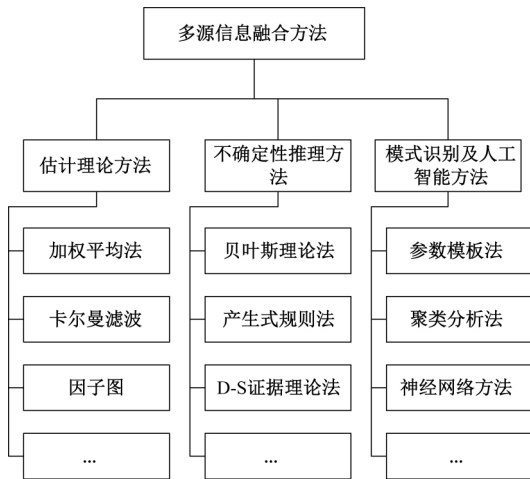


图 3 多源信息融合方法

特性,因此在因子图算法中可以完成对某一时刻导航源的灵活配置,相较于其它算法而言,实时性显著提升。

2.2 多源信息融合框架

由于室内环境存在遮挡情况, GPS 等定位系统无法提供较高的定位精度^[14], 这时可以选择拥有自主性能的导航系统构建如图 4 所示的基于因子图的多源信息融合导航框架。系统以惯性导航为主导航源, 超宽带技术和视觉传感器为辅导航源, 将这 3 种导航源的量测方程表示为 3 类因子节点。图 4 中, 正方形表示因子节点, 圆形表示状态变量节点, f 为量测信息, x_n 为导航状态, f_{IMU} 、 f_{UWB} 和 f_{VS} 分别表示惯性导航、超宽带技术和视觉传感器的量测信息。

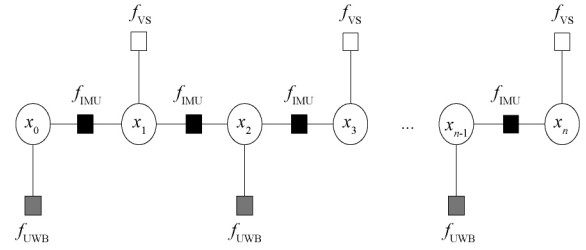


图 4 基于因子图的多源信息融合导航框架

2.3 多源信息融合算法设计

因子图是概率图的一种, 求变量的边缘分布是主要关心的问题, 其中和积算法可以高效的求各个变量的边缘分布^[15-16]。

组合导航系统的估计问题通过转换成为一阶马尔可夫链。系统的状态空间描述为:

$$\begin{cases} x_{i+1} = a_i x_i + b_i \mu_i \\ y_i = c_i x_i + d_i \lambda_i \end{cases} \quad (6)$$

式中: x 表示状态量; y 表示量测量; 其余未知数均为常数, 其概率密度函数可以表示为 $f(x_1, x_2, \dots, x_n | y_1, y_2, \dots, y_n)$ 。在线性高斯系统(linear gaussian, LG)中, 状态量与量测量都是线性的, 由隐马尔可夫过程可得:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n | y_1, y_2, \dots, y_n) = \prod_{i=2}^n f(x_i | x_{i-1}) f(y_i | x_i) \quad (7)$$

式中: $f(x_i | x_{i-1})$ 服从高斯分布, 其均值为 $a_{i-1} x_{i-1}$; 方差为 b_{i-1}^2 。 $f(x_i | x_{i-1})$ 服从高斯分布, 其均值为 $c_i x_i$, 方差为 d_i^2 。

在一阶马尔可夫过程中, 做如下假设: 在第 n 时刻时, 系统的此时的状态量 x_n 只与上一时刻系统的状态量有关, 且与第 $n-1$ 时刻之前的系统所有状态量都无关。可以看到函数节点 $f(x_i | x_{i-1})$ 完成第 $i-1$ 时刻到第 i 时刻的信息传递, 假设状态量 x_i 收到的信息表示为 $p_{i|i-1}(x_i) = \mu_{f(x_i | x_{i-1}) \rightarrow x_i}$, 则通过高斯分布得到: $N(x_i, \hat{m}_{i|i-1}, \sigma_{i|i-1}^2)$ 。

由和积算法:

$$p_{i|i}(x_i) = p_{i|i-1}(x_i) f(y_i | x_i) = N(x_i, \hat{m}_{i|i-1}, \sigma_{i|i-1}^2) N(y_i, c_i x_i, d_i^2) \propto N(x_i, \hat{m}_{i|i}, \sigma_{i|i}^2) N\left(x_i, \frac{y_i}{c_i}, \frac{d_i^2}{c_i^2}\right) \propto N(x_i, \hat{m}_{i|i}, \sigma_{i|i}^2) \quad (8)$$

同理可得:

$$p_{i+1|i+1}(x_{i+1}) = \int p_{i|i}(x_i) N(x_{i+1}, a_i x_i, b_i^2) dx_i \propto N(x_{i+1}, \hat{m}_{i+1|i+1}, \sigma_{i+1|i+1}^2) \quad (9)$$

其中, 在上述情形中描述的第 i 时刻只存在一个观测, 而在多源组合导航系统^[17]中的同一时刻有可能存在一个或者多个观测, 因子图框架模型如图 4 所示。

在这里假设系统第 i 时刻存在的观测为量 y_1, y_2, \dots, y_n , 由高斯分布可知, 所有量测模型均可表示为: $N(y_i, m_{y_i}, \sigma_{y_i}^2), (i = 1, 2, \dots, n)$ 。

所有量测量都分配一个状态量, n 个独立运行的子系统构成了整个完整系统, 所有子系统每一时刻的输出融合形成了每一时刻的完整系统。由系统的概率模型可知每一个子系统的概率描述:

$$p(x_{ji} | y_{ji}) = p(x_{ji} | x_{(j-1)i})p(y_{ji} | x_j) \quad (10)$$

通过计算每一个子系统所有变量的均值和方差进行融合:

$$x_j = \frac{1}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma^2(x_{ji} | y_{ji})}} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_{ji}}{\sigma^2(x_{ji} | y_{ji})} \right) \quad (11)$$

3 仿真结果

对基于因子图的自主导航多源信息融合的精度进行仿真, 对比为惯性导航的 PDR 算法^[18]和以惯性导航为主导航源, 视觉传感器和超宽带技术为辅导航源的基于因子图的多源信息融合算法。仿真软件为 Matlab, 在采样的数据中生成误差参数进行对比, 图 5 和 6 所示为采样后进行算法仿真后的误差对比, 多源信息融合后的算法的解算时间为 50 ms, 误差比惯性导航的 PDR 算法的误差要小, 定位精度更高。

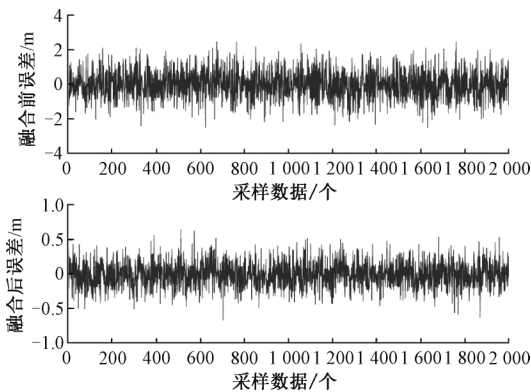


图 5 x 轴向误差对比

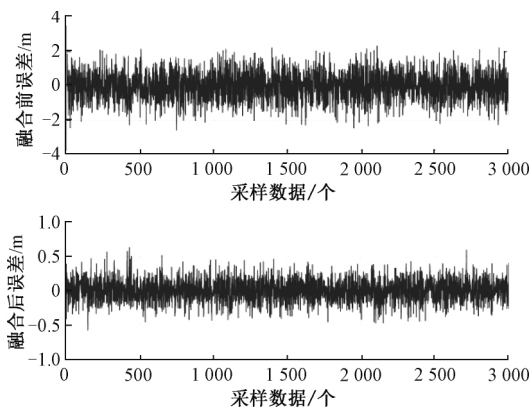


图 6 y 轴向误差对比

采样得到的惯性导航的误差为: x 轴 1.90 m, y 轴

1.93 m, 信息融合后的误差为: x 轴 0.58 m, y 轴 0.49 m。表 1 所示为完成环形采样后的误差以及信息融合后的误差对比, 可以很直观的看出信息融合后的误差要小。

表 1 各轴向误差对比 %

闭环轴向	融合前误差	融合后误差
x 轴	1.12	0.36
y 轴	1.21	0.31

4 结 论

因子图作为一种能够表示函数因子分解的图模型, 由于其数学特性, 在特定的模型建立、状态估计算法中有其独特的优越性。因子图可以实时求解大规模最优估计问题, 简化了最优估计问题中的计算量, 提高了系统的实时性。

本文提出的基于因子图的异构信息融合算法可以利用超宽带技术和视觉传感器完成对惯性导航累计误差的校准, 能得到更准确的位置信息。

参考文献

- [1] 姚锦涛, 李江, 马朋. 一种多源导航信息融合定位方法[J]. 现代导航, 2020, 11(3): 192-196, 200.
- [2] SHIN K G, JU X E, CHEN Z G, et al. Privacy protection for users of location-based services [J]. IEEE Wireless Communications, 2012, 19(1): 30-39.
- [3] ZHANG Y G, HUANG Y L, LI N, et al. Interpolatory cubature Kalman filters[J]. IET Control & Applications, 2014, 9(11): 1731-1739.
- [4] 徐恩松, 陆文华, 刘云飞, 等. 基于卡尔曼滤波的数据融合算法与应用研究[J]. 计算机技术与发展, 2020, 30(5): 143-147.
- [5] 汤代佳, 潘蛟. 基于序贯式卡尔曼滤波的车辆定位新方法[J]. 科技与创新, 2018(6): 34-36.
- [6] 韩冷, 戴鹏, 阳媛, 等. 多源信息融合的室内定位方法[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(7): 21-24.
- [7] 沈凯, 刘庭欣, 左思琪, 等. 复杂城市环境下 GNSS/INS 组合导航可观测度分析及鲁棒滤波方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(9): 252-261.
- [8] 张国强, 鲁昌华, 李燕, 等. 小波变换与改进 Kalman 在北斗/SINS 组合导航中的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(7): 65-71.
- [9] 王佩, 高凯. UWB 定位技术分析[J]. 中国科技信息, 2020(17): 67-68.
- [10] 张崇猛, 邓福建, 杨涛, 等. 基于因子图的船用导航系统信息融合算法[J]. 中国惯性技术学报, 2020, 28(4): 448-455.
- [11] 王璞瑶, 徐淑芳, 游旭东, 等. 基于无线传感网的目标检测算法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(6): 143-147, 159.
- [12] 张世童, 张宏伟, 王延辉, 等. 自主水下航行器导航技

- 术发展现状与分析[J]. 导航定位学报, 2020, 8(2):1-7.
- [13] 赵炳巍, 曹岩, 贾峰, 等. 移动机器人多传感器信息融合方法综述[J]. 电子测试, 2020(18):68-69.
- [14] SEBASTIJAN M, JOSHUA S, YUKITOSHI N, et al. Leveraging geodetic GPS receivers for ionospheric scintillation science[J]. Radio Science, 2020, 55(11), DOI: 10.1029/2020RS007131.
- [15] DAS S, GENTON M G. On the stationary marginal distributions of subclasses of multivariate setar processes of order one[J]. Journal of Time Series Analysis, 2020, 41(3):406-420.
- [16] FIROUZI A, KHAYYATI M. Bayesian updating of copula-based probabilistic project-duration model[J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2020, 146(5), DOI: 10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0001822.
- [17] 王艳, 高嵩, 马天力, 等. 基于变分贝叶斯理论的 GPS/INS 组合导航系统[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(11):5-10.
- [18] 郭娅婷, 杨君, 甘露. 基于改进 PDR 与 RSSI 融合的定位算法[J]. 传感技术学报, 2020, 33(7):1027-1032.

作者简介

姚祖威, 硕士研究生, 主要研究方向为传感器件与系统。

E-mail: 916810963@qq.com

刘宇(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为传感器件与系统。

E-mail: liuyu@cqupt.edu.cn