

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2012.04.017

基于曲线拟合的多传感器时间对准算法研究

黄春燕, 满君丰

(湖南工业大学 计算机与通信学院, 湖南 株洲 412007)

摘要: 由于二维Q分类数据融合解决不了时间不同步的问题, 提出了一种基于最小二乘法曲线拟合的时间对准算法。介绍了该算法的2个基本原理: 最小二乘法拟合原理和时间对准原理; 仿真分析该算法对2个不同采样周期的传感器进行数据融合。仿真结果表明, 该算法计算速度较快, 融合效率较好。

关键词: 曲线拟合; 时间对准; 采样周期; 数据融合

中图分类号: TP212; O241.5

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2012)04-0072-04

Study on Time-Alignment Algorithm of Multi-Sensor Based on Curve Fitting

Huang Chunyan, Man Junfeng

(School of Computer and Communication, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: The two-dimensional classification of Q data fusion can not solve the problem of the time synchronization. Advances the algorithm of time-alignment based on the least square method of curvilinear fitting. And introduces two fundamental principles for the algorithm: the least squares fitting principle and the time alignment principle. The simulation analyses the data fusion of two sensors which have different sampling period. The result shows that the algorithm calculates faster and has better fusion efficiency

Keywords: curve fitting; time-alignment; sampling period; data fusion

0 引言

无线传感器网络的数据融合技术是一项相当重要的技术, 但是一般的数据融合技术有较大缺陷, 它不能得到整个网络的数据分布以及包含数据的区域信息。二维Q分类数据融合算法解决了这2个难题, 通过该融合算法可以使数据融合技术得到整个网络的数据分布以及包含数据的区域信息。但是二维Q分类数据融合算法对各传感器在不同时间产生的数据信息并不能进行有效的融合, 且融合效果较

差。因此, 可以将Q分类结构从二维结构扩展为三维结构。通过第三维解决各传感器测量数据时间不同步的问题, 即时间对准问题。

在数据融合系统中, 多传感器的时间对准是非常关键的问题。时间对准就是将各个传感器的不同步的测量信息同步到同一时间。在进行数据融合之前由于各个传感器的采样起始时间、采样周期、传输延迟较难同步, 从而导致测量数据不同步, 因此在数据融合之前必须进行时间对准, 否则未经处理的数据在进行数据融合时会出现较多问题, 比如数

收稿日期: 2012-05-06

基金项目: 国家技术创新基金资助项目(11C26214302856), 湖南省自然科学基金资助项目(11JJ4050), 湖南省教育厅科研基金资助项目(11B039, 11W002, 10C0620)

作者简介: 黄春燕(1981-), 男, 江西赣州人, 湖南工业大学硕士生, 主要研究方向为嵌入式系统,

E-mail: hcy_163@163.com

据融合的结果不正确,甚至比单独使用一个传感器数据进行融合时的性能还差。时间对准的方法有很多,比较常用的有2种:最小二乘准则配准法和内插外推法。它们是假设传感器的采样周期一致,目标为匀速运动,而对于做机动运动的目标,时间对准效果较差。针对以上问题,本文基于最小二乘法曲线拟合的时间对准算法,将不同采样周期的传感器测得的数据对准到同一时间点上,以便进行特征提取与数据融合。该算法不但对均匀采样的目标有用,对非均匀采样的目标也适用。

1 算法原理介绍

1.1 最小二乘法曲线拟合原理

首先,最小二乘曲线拟合必须满足误差平方和最小;其次,寻找一条曲线 $y=H(x)$,且该曲线与给出的数据 $(x_i, y_i)(i=0, 1, \dots, m)$ 最为接近。具体方法如下: $\{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$ 为某次测量数据,其中 $x_i \in [T1, T2]$, $[T1, T2]$ 为传感器测量的时间段, $H \in M = \text{span}\{\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n\}$, $\{\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n\}$ 为 $[T1, T2]$ 上一组线性无关的基,同时 $n < m$,由于实验数据通常由实际测量所得,因此其准确性不是很高;另外只能在节点 x_i 处考虑 $H(x_i)$ 与 y_i 的误差,而无法在非节点处考虑他们之间的误差,因此,曲线 $H(x_i)$ 不需要经过每个节点 (x_i, y_i) ,只需要 $H = \sum_{j=0}^n a_j * \varphi_j$ 满足 $\sum_{i=0}^m [H(x_i) - y_i]$ 为最小值即可。

1.2 时间对准原理

从多个传感器中选择一个传感器中的一组测量数据进行曲线拟合得到一条曲线,由该曲线可以得出该传感器在任一时刻的测量值,再按照一定的准则将各传感器所测得的数据与之进行融合配准,这样就可以由该曲线读出其它传感器的数据值,从而完成对同一时间下各传感器的数据时间对准。假设各传感器对目标进行测量时已经经过系统对准,即各传感器在同一时间对目标进行第一次测量。

现在假设对几个不同传感器以不同的频率进行数据均匀或不均匀采样,每个传感器都会有一组采样数据。由于采样周期不同,如果直接对传感器的采样数据进行融合,可能会因为时间差而使数据融合的结果失去意义,还不如单个传感器的融合精度高。因此在数据融合前必须进行时间对准,把各传感器在不同时间的测量数据对准到同一时间点上。

本文采用基于最小二乘法的样条拟合算法进行时间对准。假设在某一时间段 $[T1, T2]$ 内对传感器进行了 $n+1$ 次采样测量,在整个时间区间按采样时刻划分为 $T1 = x_0 < x_1 < \dots < x_n = T2$,设在某时刻 x_i 所对应的

观测值为 $f(x_i) = y_i (i=0, 1, \dots, n)$,再构造一个三次样条插值函数 $s(x)$,该函数满足如下条件:

- 1) 对于时刻 x_i 有 $s(x_i) = y_i (i=0, 1, \dots, n)$;
- 2) 函数 $s(x)$ 在每个小区间 $[x_i, x_{i+1}]$ 是一个三次多项式函数;
- 3) 函数 $s(x)$ 在时间区间 $[T1, T2]$ 上具有二阶连续的导数。

基于最小二乘的样条函数拟合是在样条函数空间 $S_k(g)$ 内找出对于 $f(x)$ 关于范数 $\|g\|$ 的最佳逼近,即找到 $s^*(x)$,使得

$$\|f - s^*\| = \min_{s \in S_k(g)} \|f - s\| \quad (1)$$

构造三次样条插值函数的步骤如下。

对 $s(x_i) (i=1, 2, \dots, n)$ 求一次导数,记 $m_i = s'_i(x_i)$ 。利用Hermite插值公式在每个小区间 $[x_i, x_{i+1}] (i=1, 2, \dots, n-1)$ 计算出三次样条插值函数 $s(x_i)$,即

$$s(x) = \left(1 + 2 \frac{x - x_i}{x_{i+1} - x_i} \right) \left(\frac{x - x_{i+1}}{x_i - x_{i+1}} \right)^2 y_i + \left(1 + 2 \frac{x - x_{i+1}}{x_i - x_{i+1}} \right) \left(\frac{x - x_i}{x_{i+1} - x_i} \right)^2 y_{i+1} + (x - x_{i+1}) \left(\frac{x - x_{i+1}}{x_i - x_{i+1}} \right)^2 m_i (x - x_{i+1}) \left(\frac{x - x_i}{x_{i+1} - x_i} \right)^2 m_{i+1} \quad (2)$$

利用条件 $s''(\bar{x}_i) = s''(\bar{x}_{i+1}) (i=1, 2, \dots, n-1)$,并附加边界条件 $s''(\bar{x}_0) = s''(\bar{x}_n) = 0$,可得如下方程组,

$$\begin{cases} 2m_0 + a_0 m_1 = \beta_0, \\ (1 - a_i) m_{i-1} + 2m_i + a_i m_{i+1} = \beta_i, \\ (1 - a_n) m_{n-1} + 2m_n = \beta_n, \end{cases} \quad (3)$$

式中: $i=1, 2, \dots, n-1$; $a_0=1$; $a_i = h_{i-1} / (h_{i-1} + h_i)$; $a_n=0$;

$$\beta_0 = 3(y_1 - y_0) / h_0; \beta_i = 3 \left(\frac{1 - a_i}{h_{i-1}} (y_i - y_{i-1}) + \frac{a_i}{h_i} (y_{i+1} - y_i) \right);$$

$$\beta_n = 3(y_n - y_{n-1}) / h_{n-1}; h_i = x_{i+1} - x_i, i=0, 1, \dots, n-1。$$

整理式(3)可得:

$$\begin{cases} 2m_0 + a_0 m_1 = \beta_0, \\ (1 - a_1) m_0 + 2m_1 + a_1 m_2 = \beta_1, \\ (1 - a_2) m_1 + 2m_2 + a_2 m_3 = \beta_2, \\ \vdots \\ (1 - a_{n-1}) m_{n-2} + 2m_{n-1} + a_{n-1} m_n = \beta_{n-1}, \\ (1 - a_n) m_n + 2m_n + a_n m_{n+1} = \beta_n. \end{cases} \quad (4)$$

方程组系数矩阵为三角矩阵,其行列式不为0,所以方程组的解存在且唯一。对方程组求解,可得递推公式为

$$m_i = a_i m_{i+1} + b_i, i = n, n-1, \dots, 0, \quad (5)$$

式中: $a_i = -a_i/2 + (1-a_i)$; $a_0 = -a_0/2$; $b_0 = -\beta_0/2$;

$$b_i = \frac{\beta_i - (1-a_i)b_{i-1}}{2 + (1-a_i)a_{i-1}}, i = 1, 2, \dots, n_0$$

运用公式(4),(5)求 b_i, a_i ; 令 $m_{n+1} = 0$, 求出 m_n, m_{n-1}, \dots, m_0 ; 将所给参数 $x_i, y_i, m_i (i=1, 2, \dots, n)$ 代入 $s(x)$, 即得到三次样条插值函数。

通过样条插值拟合, 得到一条平滑曲线, 从曲线上可以求得传感器在任意时刻的测量值; 然后再和其它传感器进行时间对准, 根据其它传感器的采样时刻, 从该曲线上读出相应时刻的测量值, 即可实现融合对准。

2 实验仿真及分析

假设有2个速度传感器S1和S2, 它们分别测量2个震动物体的径向速度。S1的采样周期为6s, S2的采样周期为8s, 它们分别采集了9组测试数据(见表1, 表2)。

表1 传感器S1测得的实验数据表
Table 1 Experimental Data of Sensor S1

时间 /s	速度 /($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)	时间 /s	速度 /($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)
0	-192.9	30	-8.4
6	-65.5	36	-13.1
12	-56.2	42	6.5
18	-16.5	48	78.1
24	-9.1		

表2 传感器S2测得的实验数据表
Table 2 Experimental Data of Sensor S2

时间 /s	速度 /($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)	时间 /s	速度 /($\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$)
0	-191.60	40	-0.69
8	-63.80	48	63.20
16	-18.90	56	202.10
24	-19.60	64	469.40
32	-13.90		

将传感器S1的数据拟合得到一条拟合曲线 $f(x)$, 见图1。由图可知, S1的测量数据与拟合曲线的数据的最大误差 $\epsilon_m = 25.9824$, 平均误差 $\epsilon_{av} = 8.5407$, 均方根误差 $\epsilon_{eff} = 12.1458$ 。从各误差分析可以看出该拟合曲线比较理想。

将S2的数据拟合得到一条拟合曲线 $f'(x)$, 见图2。由图可知, S2的测量数据与拟合曲线的数据的最大误差 $\epsilon_m = 6.9790$, 平均误差 $\epsilon_{av} = 3.7666$, 均方根误差 $\epsilon_{eff} = 4.3295$ 。从各误差分析可以看出拟合的精度也比较理想, 因此该拟合曲线可以接受。

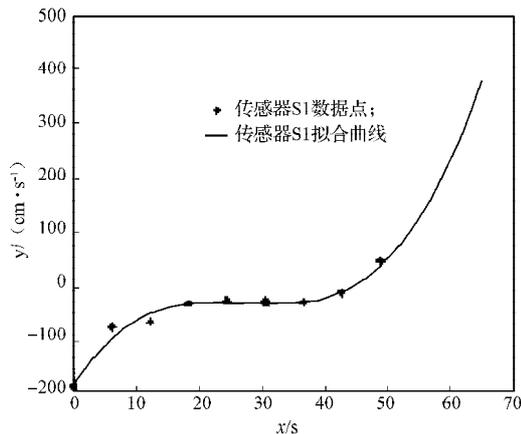


图1 传感器S1的数据拟合曲线
Fig. 1 The data fitting curve of S1

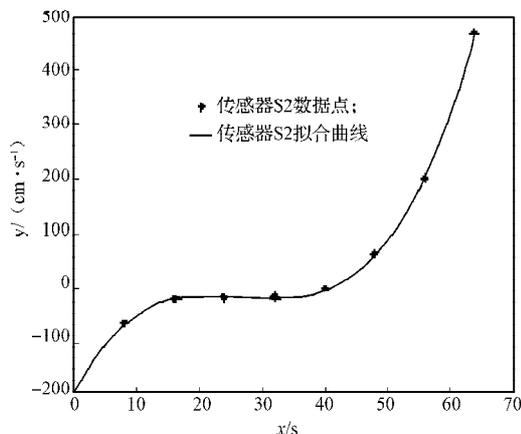


图2 传感器S2的数据拟合曲线
Fig. 2 The data fitting curve of S2

由于采样周期不一样, 传感器S2的采样周期比S1大, 所以将S1的采样数据对准到S2上。然后将传感器S2对应的采样时刻作为自变量代入 $f'(x)$, 得到一组与传感器S2具有相同采样时刻的数据值。如果数据拟合效果较理想, 则由函数 $f'(x)$ 计算所得到的数值作为S2的测量值, 进而再与S1在同时刻测得的数据进行融合。

时间对准前, 传感器S1的数据点和传感器S2的数据点以及拟合曲线的分布如图3所示。由图3可知, S1的测量数据与S2的拟合曲线的数据值的最大误差 $\epsilon_m = 24.6452$, 平均误差 $\epsilon_{av} = 9.3870$, 均方根误差 $\epsilon_{eff} = 12.8174$ 。这3个误差值不大, 完全可以进行曲线拟合。

时间对准后, 传感器S1的数据点和传感器S2的数据点及拟合曲线的分布见图4。由图可知, 经过时间对准后, 传感器S1测得的数据与通过曲线拟合方法得到的数据进行融合。

由图1~4可知, 用最小二乘法曲线拟合算法可以较好地解决传感器间测量时间不同步的问题。

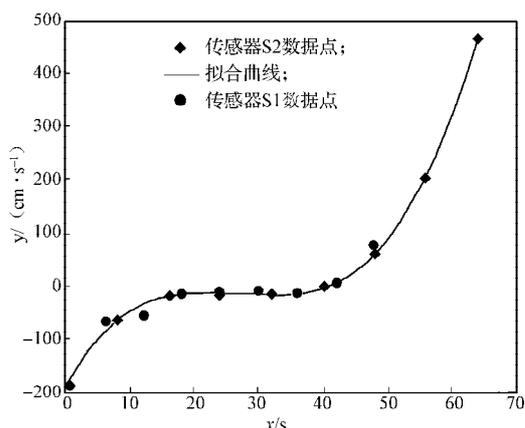


图3 时间对准前的数据点和拟合曲线

Fig. 3 Data points and fitting curve before alignment

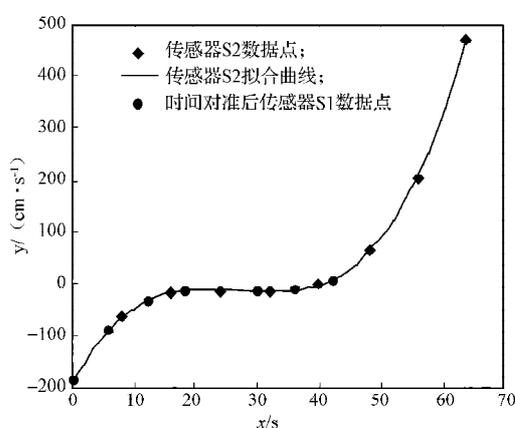


图4 时间对准后的数据点及拟合曲线

Fig. 4 Data points and fitting curve after alignment

3 结语

数据融合在计算机网络应用中具有非常重要的作用,而时间对准是实现数据融合的前提。本文提出利用最小二乘法曲线拟合算法将不同采样周期的传感器测得的数据进行时间对准,以便进行特征提取与数据融合。实验结果表明,该方法能较好地解决传感器间测量时间不同步的问题,且计算简单,数据融合效率较高。

参考文献:

- [1] Gao S S, Yang B, Zhang Z L. The Study of Information Fusion Algorithm INS/SAR/GPS Integrated System [C]// Proceedings of 7th Joint Conference on Information Sciences. North Carolina: [s. n.], 2003: 547-550.
- [2] Gao S S, Zhang J M, Zhou T. Large Numbers Law for Sample Mean of Random Weighting[J]. Information Science,

2003, 155 (1/2): 151-156.

- [3] 宫峰勋. 基于GNSS时基的数据融合时间对准算法[J]. 现代雷达, 2006, 28(5): 50-52.
Gong Fengxun. Algorithm of Time-Alignment for Multi-Sensor Data Fusion Based on GNSS's Time-Base[J]. Modern Radar, 2006, 28(5): 50-52.
- [4] Blair W D, Rice T R, Alouani A T, et al. Asynchronous Data Fusion for Target Tracking with a Multi-Tasking Radar and Optical Sensor[C]//Proceedings of the 5th SPIE Conference on Acquisition, Tracking, and Pointing, Orlando: [s. n.], 1991: 234-245.
- [5] 陈非, 敬忠良, 姚晓东. 空基多平台多传感器时间空间数据配准与目标跟踪[J]. 控制与决策, 2001, 16(增刊1): 808-811.
Chen Fei, Jing Zhongliang, Yao Xiaodong. Time and Spatial Registration and Target Tracking for Multiple Airborne Mobile Platforms and Sensors[J]. Control and Decision, 2001, 16(S1): 808-811.
- [6] 曾宪伟, 方洋旺, 王洪强, 等. 基于多模型时间配准的雷达融合跟踪[J]. 数据采集与处理, 2009, 24(6): 840-843.
Zeng Xianwei, Fang Yangwang, Wang Hongqiang, et al. Radar Fusion Tracking Algorithm Based on Multi-Model Time Aligning[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2009, 24(6): 840-843.
- [7] Zhao Z L, Li Rong T X, Jilkov V P. Best Linear Unbiased Filtering with Nonlinear Measurements for Target Tracking [J]. IEEE Transactions Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40 (4): 1324-1336.
- [8] 李林, 黄柯棣, 何芳. 集中式多传感器融合系统中的时间配准研究[J]. 传感技术学报, 2007, 20(11): 2445-2449.
Li Lin, Huang Kedi, He Fang. Research on Time Alignment Algorithms of Centralized Multi-Sensor Fusion System[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2007, 20(11): 2445-2449.
- [9] 郭睿, 刘忠, 曲毅. 小型机动平台上时间配准问题分析[J]. 舰船电子工程, 2009 (1): 70-72.
Guo Rui, Liu Zhong, Qu Yi. Analysis of UAV OTHT Indication Based on Least Squares[J]. Ship Electronic Engineering, 2009 (1): 70-72.
- [10] 马君, 刘小冬, 孟颖. 基于神经网络的城市交通流预测研究[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1092-1093.
Ma Jun, Liu Xiaodong, Meng Ying. Research of Urban Traffic Flow Forecasting Based on Neural Network[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 1092-1093.

(责任编辑: 邓彬)