

多传感器数据融合的一种方法

王丽, 杨全胜

(东南大学 计算机科学与工程学院, 江苏 南京 211189)

摘要:在多传感器检测系统中,由于工作环境的复杂,使得传感器的测量精度受到影响,从而导致传感器的测量数据并不总是准确;因此要选择测量数据合理的传感器进行数据融合。在多传感器数据融合的过程中,必须首先验证各个传感器的可靠程度,确立正确的关系矩阵。一般做法是根据阈值点判断两个传感器是否相互支持。针对在阈值点处存在的模糊性提出一种利用阈值区间判断其支持程度的方法,并通过实验说明这种方法的可行性与简单性。

关键词:数据融合;多传感器;置信距离测度;关系矩阵

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2008)02-0080-03

A Method for Data Fusion of Multi-Sensor

WANG Li, YANG Quan-sheng

(Dept. of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)

Abstract: In a measurement system with so many sensors, the accuracy of intelligent sensors is often influenced due to the various disturbances in the industry environment, which leads to the result that not all the time the data measured by a sensor is reasonable. As a result, only sensors with reasonable measure data should be picked to join the process of data fusion. In the process of the multi-sensor data fusion, the reliability degree of each sensor must be calculated before establishing the accurate relation matrix. The general method is to estimate whether the two sensors support each other with the threshold value. According to the fuzziness determining the relation matrix, a threshold interval is proposed to estimate the degree of the support among the sensors. In the end, prove that the method used in this paper is feasible and simple by an experiment.

Key words: data fusion; multi-sensor; confidence distance measure; relation matrix

0 引言

多传感器数据融合是将来自多个或多种传感器的信息和数据加以综合处理,与只利用单一传感器进行测量获得的结果相比,可以更精确地估计出被测参数的值;从而减少在信息处理中可能出现的失误^[1,2]。由于传感器所处的方位不同、传感器自身质量的差异以及实际环境中一些无法控制的随机因素的作用,使得各传感器的测量数据不能完全反映事物的真实情况,因此数据融合的关键是对各个传感器所得数据的真实性进行判别,找出不同传感器数据之间的相互关系,从而决定对哪些传感器的数据进行融合^[3]。

一般的数据融合方法是从数据统计的基本原理出

发,根据各个传感器采集到的数据,确定各传感器的置信距离矩阵,然后利用阈值得出传感器之间的关系矩阵,用以衡量传感器之间的关联程度,最后从关系矩阵得出各个传感器的综合支持程度。由于阈值点处判断传感器之间相互支持与否存在很大的模糊性,文中采用阈值区间代替阈值点的方法来决定传感器之间的支持程度,从而使得在阈值区间的端点处可以明确地判断传感器之间是否相互支持,消除由阈值点带来的判断模糊性。

1 改进的一致性数据融合算法

用多传感器测量同一指标参数时,假设传感器的测量模型由高斯概率密度函数描述:

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

(1)式中, x_i 为传感器*i*的测量值, σ_i^2 为对应的方差。

按照文献[4]中一致性方法和文献[5]中对称的置信距离测度定义,采用如下的置信距离测度定义:

收稿日期:2007-05-20

作者简介:王丽(1982-),女,江苏扬州人,硕士研究生,研究方向为嵌入式系统的研究与应用、数据融合;杨全胜,硕士生导师,研究方向为可重构计算技术的研究,算法硬件化与芯片设计研究,芯片设计工具的研究,嵌入式系统的研究与应用,工业监控与管理系统的研究与开发等。

$$d_{ij} = d_{ji} = \frac{1}{2} [2| \int_{-\infty}^{\infty} p_i(x/x_i) dx | + 2| \int_{-\infty}^{\infty} p_j(x/x_j) dx |] = \frac{1}{2} [\operatorname{erf}(\frac{x_i - x_j}{\sqrt{2}\sigma_i}) + \operatorname{erf}(\frac{x_j - x_i}{\sqrt{2}\sigma_j})] \quad (2)$$

(2)式中, $p_i(x/x_i)$ 和 $p_j(x/x_j)$ 是相应的条件概率, σ_i 和 σ_j 是对应的标准差, 函数 $\operatorname{erf}()$ 为统计学中的误差函数^[6], 可利用其方便求得 d_{ij} 和 d_{ji} 。

d_{ij} 作为第 i, j 个传感器测量值的置信距离测度, 反映两个传感器之间的相互支持程度。比如 $d_{ij} = 0.7$, 表示若以传感器 i 的测量值 x_i 作为估计值, 那么传感器 j 的测量值在其 70% 的置信范围内。 d_{ij} 值越大说明两个传感器之间测量值出错的可能性越大, d_{ij} 值小说明两个传感器的测量值较一致地反映了被测对象的真实值。

若有 m 个传感器同时对一个目标进行测试, 则置信距离测度 $d_{ij} (i, j = 1, 2, 3, \dots, m)$ 构成多传感器数据的置信距离矩阵 D :

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & \cdots & d_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ d_{m1} & \cdots & d_{mm} \end{bmatrix} \quad (3)$$

在利用置信距离矩阵求解关系矩阵时, 一般根据经验或先前多次测量的结果给出 d_{ij} 的界值 ϵ , 并设

$$r_{ij} = \begin{cases} 1, & d_{ij} \leq \epsilon \\ 0, & d_{ij} > \epsilon \end{cases} \quad (4)$$

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ r_{m1} & \cdots & r_{mm} \end{bmatrix} \quad (5)$$

显然, R 为一非负对称矩阵。 r_{ij} 和 r_{ji} 表示第 i, j 个传感器的相互支持程度。若 $r_{ij} = r_{ji} = 0$, 即认为此时第 i, j 个传感器相互不支持; 若 $r_{ij} = r_{ji} = 1$, 即认为此时第 i, j 个传感器相互支持。如果一个传感器的读数被很多传感器支持, 说明这个传感器的读数是有效的; 相反, 若一个传感器的读数不被其他传感器支持, 或只被相对较少数传感器支持, 则这个传感器的读数是无效的。因此应该选择读数有效的传感器进行融合。

这种关系矩阵的求解存在一个问题: 界值 ϵ 的选取过于绝对, 而且依赖于经验, 不适用于瞬息万变的实际情况, 易造成最终融合结果受主观因素的影响过大。文献[3]中对这种非 0 即 1 的方法进行了改进, 采用分段直线来表示这种模糊性, 并且在阈值处取 0.5; 文献[7]中则采用二次曲线来表示, 同样也是在阈值处取 0.5; 文中则是用阈值区间代替阈值点的方法来避免在阈值点处判断的模糊性。

由定义可知, d_{ij} 越是接近 ϵ , 此距离涉及的传感器 i 被传感器 j 支持与否越模糊, 只有远离 ϵ 时才能清楚地说明支持程度, 即置信距离只是在阈值附近存在模糊, 随着距离的变大, 这种模糊性很快消除。因此可以考虑在阈值附近选择一个区间代替一个点的方法来决定关系矩阵。在阈值 ϵ 附近选择合适的区间 $[\epsilon_1, \epsilon_2]$ ($0 < \epsilon_1 < \epsilon < \epsilon_2 < 1$), 在区间 $[0, \epsilon_1]$ 和 $[\epsilon_2, 1]$ 上, d_{ij} 与 ϵ 的距离已经可以清楚地说明传感器之间相互支持与否, 在这两段区间上 r_{ij} 分别取值为 1 和 0; 在区间 $[\epsilon_1, \epsilon_2]$ 上, d_{ij} 与 ϵ 的值相当接近, 不能清楚地说明传感器之间相互支持与否, 用 d_{ij} 的严格单调下降函数来模糊表示它们之间的支持程度, 为确保 r_{ij} 的稳定性, 该函数应尽量具有较高的光滑性, 且函数值应介于 0、1 之间, 并且经过点 $(\epsilon_1, 1)$ 、 $(\epsilon, 0.5)$ 和 $(\epsilon_2, 0)$ 。文中选择合适的 ϵ_1 和 ϵ_2 , 使得 $(\epsilon_1, 1)$ 、 $(\epsilon, 0.5)$ 和 $(\epsilon_2, 0)$ 在一条直线, 用直线方程来表示区间 $[\epsilon_1, \epsilon_2]$ 上 r_{ij} 和 d_{ij} 的关系:

$$y = 1 - \frac{x - \epsilon_1}{\epsilon_2 - \epsilon_1} \quad (6)$$

在求解关系矩阵时, 将得到的 d_{ij} 值分别与 ϵ_1 和 ϵ_2 进行比较, 得出利用 0、1 和利用公式(6)计算得到的 r_{ij} 。文献[3]和文献[8]中采用的方法是将求得的 d_{ij} 值分别与 ϵ_1 、 ϵ 和 ϵ_2 进行比较, 得出关系矩阵。显然, 利用阈值区间代替阈值点来判断传感器相互支持与否, 不仅减少了求解关系矩阵时的比较次数, 同时计算更为简单。

2 各传感器的综合支持程度

注意到 r_{ij} 仅是 x_i 被 x_j 的支持的程度, 而 x_i 的真实程度并不能由单一的 r_{ij} 所决定, 而应该是 $r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{im}$ 的综合。设 r_i 是 x_i 的综合支持程度, r_i 越大说明 x_i 的真实性越高, 即在数据融合中的重要程度越高, 因此如何计算 r_i 成为数据融合的关键^[8]。此类问题可归结为概率源的合并问题, 根据多源概率信息合并理论, 即是要求一组非负数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$, 使得

$$r_i = \alpha_1 r_{i1} + \alpha_2 r_{i2} + \cdots + \alpha_m r_{im} \quad (7)$$

式中 $i = 1, 2, \dots, m, \alpha_1 + \alpha_2 + \cdots + \alpha_m = 1$ 。

将上式改写为矩阵形式, 有

$$r = R\alpha \quad (8)$$

式中 $r = (r_1, r_2, \dots, r_m)^T, \alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)^T$ 。

R 是一个非负对称矩阵, 则由 Perron - Frobenius 定理^[9]可知, 存在 R 的最大模特征值 $\lambda > 0$, 其对应的正特征向量 γ , 即

$$\lambda \gamma = R\gamma \quad (9)$$

式中 $\gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m)$ 。

那么 $\lambda\gamma$ 可以作为测量数据的综合支持程度的度量,则第 k 个传感器的综合程度 r_k 可以通过矩阵展开得到 ($k = 1, 2, \dots, m$):

$$\lambda\gamma_k = \gamma_1 r_{k1} + \gamma_2 r_{k2} + \dots + \gamma_m r_{km} \quad (10)$$

比较式(7~10),可知 α 即为 γ 归一化后的结果,

$$\text{故 } r_k = \lambda\gamma_k / \sum_{i=1}^m \lambda\gamma_i = \gamma_k / \sum_{i=1}^m \gamma_i \quad (11)$$

那么,根据综合支持程度,选择读数有效的 s 个传感器构成最优融合组。结合各传感器局部决策数据及最优融合组中传感器测量数据,可以获得最终的融合数据为

$$x = \sum_{i=1}^s r_k x_k \quad (12)$$

3 数据融合实验

采用文献[6]中的数据,假设有 10 个传感器测量同一参数,其测量结果如表 1 所示。

表 1 文献[5]中的数据

传感器序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
观测值 x_i	1.00	0.99	0.98	0.97	0.96	0.50	0.65	1.01	1.02	1.03
方差 σ_i^2	0.05	0.07	0.10	0.20	0.30	0.25	0.10	0.10	0.20	0.30

通过公式(2),计算得到置信距离矩阵 D :

$$D = \begin{bmatrix} 0 & 0.033 & 0.061 & 0.080 & 0.807 & 0.699 & 0.031 & 0.048 & 0.080 & 0.807 \\ 0.033 & 0 & 0.028 & 0.048 & 0.783 & 0.652 & 0.055 & 0.083 & 0.096 & 0.797 \\ 0.061 & 0.028 & 0 & 0.022 & 0.745 & 0.597 & 0.076 & 0.101 & 0.108 & 0.779 \\ 0.080 & 0.048 & 0.022 & 0 & 0.658 & 0.502 & 0.086 & 0.108 & 0.107 & 0.716 \\ 0.807 & 0.783 & 0.745 & 0.658 & 0 & 0.226 & 0.771 & 0.779 & 0.716 & 0.932 \\ 0.699 & 0.652 & 0.597 & 0.502 & 0.226 & 0 & 0.637 & 0.650 & 0.579 & 0.895 \\ 0.031 & 0.055 & 0.076 & 0.086 & 0.771 & 0.637 & 0 & 0.025 & 0.043 & 0.754 \\ 0.048 & 0.083 & 0.101 & 0.108 & 0.779 & 0.650 & 0.025 & 0 & 0.022 & 0.745 \\ 0.080 & 0.096 & 0.108 & 0.107 & 0.716 & 0.579 & 0.043 & 0.022 & 0 & 0.658 \\ 0.807 & 0.797 & 0.779 & 0.716 & 0.932 & 0.895 & 0.754 & 0.745 & 0.658 & 0 \end{bmatrix}$$

采用文献[8]中置信距离测度的界线值 $\epsilon = 0.5$, 并令

$$\epsilon_1 = 0.2, \epsilon_2 = 0.8.$$

通过公式(6) 计算得到关系矩阵 R :

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0.1683 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0.0292 & 0.2467 & 1 & 1 & 1 & 0.0050 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0.0917 & 0.3383 & 1 & 1 & 1 & 0.0350 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0.2367 & 0.4967 & 1 & 1 & 1 & 0.1408 \\ 0 & 0.0292 & 0.0917 & 0.2367 & 1 & 0.9567 & 0.0492 & 0.0350 & 0.1408 & 0 \\ 0.1683 & 0.2467 & 0.3383 & 0.4967 & 0.9567 & 1 & 0.2725 & 0.2508 & 0.3683 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0.0492 & 0.2725 & 1 & 1 & 1 & 0.0767 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0.0350 & 0.2508 & 1 & 1 & 1 & 0.0917 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0.1408 & 0.3683 & 1 & 1 & 1 & 0.2367 \\ 0 & 0.0050 & 0.0350 & 0.1408 & 0 & 0 & 0.0767 & 0.0917 & 0.2367 & 1 \end{bmatrix}$$

利用 MATLAB 易得关系矩阵 R 所对应的最大模特征值为 $\lambda = 7.1352$,其对应的特征向量

$$\gamma = (0.3696, 0.3714, 0.3738, 0.3786, 0.0575, 0.1396, 0.3724, 0.3719, 0.3758, 0.0358)^T$$

由公式(11)计算出各传感器的重要程度

$$r = (0.1298, 0.1305, 0.1313, 0.1330, 0.0202, 0.0490, 0.1308, 0.1306, 0.1320, 0.0128)^T$$

取重要程度在平均重要程度 0.1 之上的构成最优融合组,则最优融合组为 $(x_1, x_2, x_3, x_4, x_7, x_8, x_9)$ 。根据这 7 个传感器数据,可以获得最后的融合结果为 0.9472。

采用文献[7]中的方法,最后的关系矩阵 R 所对应的最大模特征值为 $\lambda = 7.0606$,其对应的特征向量

$$\gamma = (0.3739, 0.3747, 0.3759, 0.3798, 0.0355, 0.0966, 0.3751, 0.3749, 0.3767, 0.0200)^T$$

同样得到的最优融合组为 $(x_1, x_2, x_3, x_4, x_7, x_8, x_9)$,且最后的融合结果为 0.9472。

通过实验可知,在和文献[7]中利用二次曲线求得的结果一致的情况下,文中采用的直线的方法更为简单,计算效率更高。

4 结束语

在对某一参数进行测量时,由于传感器所处的方位不同、传感器自身质量的差异以及实际环境中一些无法控制的随机因素的作用,各传感器会有不同的测量结果。因此,在对测量数据进行融合时,确定各传感器的可靠程度及数据融合方法是至关重要的。一般地,会根据其中传感器的读数,求得它们的置信距离测度,得到置信距离矩阵,并在此基础上得出表示相互支持程度的关系矩阵,以此为评判标准得到最优融合传感器组合,再运用某种融合方法得到融合结果。笔者针对在阈值点处判断传感器之间相互支持与否存在的模糊性,采用阈值区间代替阈值点的方法来决定传感器之间的支持程度,使得在阈值区

间的端点处可以明确地判断传感器之间相互支持,消除由阈值点带来的判断模糊性,并通过实验在一定程度上说明了这种方法的简单与有效。

参考文献:

- [1] 杨万海.多传感器数据融合及其应用[J].西安:西安电子科技大学出版社,2004:1-5.

(下转第 87 页)

```

<! -- 一个强制子元素 binding, 其中属性名称为原子构件属性的
modulePropertyName 值 ->
<binding> 构件名称/属性名称 </binding>
</module-property> *
<! -- 1 或多个模块服务 ->
<module-service name="模块服务名称">
<! -- 一个强制子元素 binding, 其中服务名称为原子构件服务
名称 ->
<binding> 构件名称/服务名称 </binding>
</module-service> +
<! -- 0 或多个模块引用 ->
<module-reference name="模块引用名称">
<! -- 一个强制子元素 binding, 其中引用名称为原子构件引用
的 moduleReferenceName 值 ->
<binding> 构件名称/引用名称 </binding>
</module-reference> *
</module>

```

3.5 生成胶合代码

构件所引用的服务和所提供的服务都通过接口来描述。通过连接构件的引用接口与另一个构件的服务接口来实现调用。事实上, 构件的实现实体可能是不一样的, 并且在接口规范和实现体上可能存在很大的异构性, 如有的采用 EJB, 而有的采用 Web Services, 但它们可能可以提供同样的功能, 只是描述服务的接口可能稍有不同, 比如接口方法名称和参数顺序等。生成胶合代码就是在系统组装人员完成组装关系建模之后, 生成每一个存在连接关系的构件通过引用接口调用目标构件服务接口的胶合代码。胶合代码匹配两个接口的方法、参数; 如果连接两端构件的类型不同, 胶合代码则包括适配构件类型。因为在生成胶合代码之前, 对组装模型已有详细的 XML 描述文档, 则胶合代码的实现可以自动完成。通过适配接口和适配构件类型, 胶合代码实现了构件实例之间的调用。可见, 生成胶合代码归根结底就是生成每个连接的连接子代码。可以发现, 连接子代码主要有上述三个作用: 连接接口、适配接口、适配构件类型。

4 结束语

提取了“灰”盒构件组装技术中的两类方法, 根据各构件模型之间的差异, 结合连接子和胶合代码技术, 对异构构件组装进行了建模, 并通过 XML 语言对原子构件组装成模块(复合构件)进行了详细描述。该模型屏蔽了异构构件存在的差异, 使得用户对异构构件可进行透明访问与使用。文中所做的工作只是构件组装技术领域的一小块, 接下来的研究和实践工作还有很多, 如在构件组装的过程中如何尽量避免人的干预, 如何进一步提高胶合代码生成的自动化程度以及如何扩大对构件异构性的支持都是进一步要考虑和研究的内容。

参考文献:

- [1] NATO CO-5957-ADA. NATO Standard for Management of a Reusable Software Component Library[C]. Tokyo: NATO Communications and Information System Agency, 1991: 32-43.
- [2] Clements P C. From subroutines to subsystems: component-based software development[C]// In: Brown A W, ed. Component-Based Software Engineering: Selected Papers from the Software Engineering Institute. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press, 1996: 3-6.
- [3] 梅宏, 陈锋, 冯耀东, 等. ABC: 基于体系结构、面向构件的软件开发方法[J]. 软件学报, 2003, 14: 721-732.
- [4] 印旻, 景建萍. XML 基础与应用教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001: 10-11.
- [5] 王至坚, 费玉奎, 姜洲清. 软件构件技术及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 123-170.
- [6] 白涛. 一种基于软件总线可重用构件框架的设计与实现[J]. 微电子学与计算机, 2005, 22(1): 47-49.
- [7] Taylor R N, Dashofy E M. The Use of Middleware to Implement Connectors in Distributed Software Architectures[EB/OL]. 1999. http://www.ucop.edu/research/micro/97_98/97_177.pdf, 1999: 97-177.
- [8] 叶菲. 一个基于 Java 的面向 Web 应用的构件组装工具[D]. 上海: 复旦大学, 2006.

(上接第 82 页)

- [2] 刘同明, 夏祖勋, 解洪成. 数据融合技术及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998: 1-13.
- [3] 涂国平, 邓群钊. 多传感器数据的统计融合方法[J]. 传感器技术, 2001, 20(3): 28-30.
- [4] Lou R C, Lin M, Scherp P S. Dynamic multi-sensor data fusion system for intelligent robots[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1988, 4(4): 386-396.
- [5] 杨宾峰, 罗飞路. 一种改进的一致性多传感器数据融合算法[J]. 理论与实践(计量技术), 2006. 5: 3-5.
- [6] 陈福增. 多传感器数据融合的数学方法[J]. 数学的实践与认识, 1995, 25(2): 13-16.
- [7] 王威, 周军红, 王润生. 多传感器数据融合的一种方法[J]. 传感器技术, 2003, 22(9): 39-41.
- [8] 涂国平, 叶素萍. 一种传感器数据的融合算法[J]. 传感器技术, 2003, 22(3): 30-32.
- [9] 蒋正新, 施国梁. 矩阵理论及其应用[M]. 北京: 北京航空学院出版社, 1998: 371-378.