

基于数据驱动的信息融合及其在车辆声辨识中的应用

林岳松 陈琳* 郭宝峰

(杭州电子科技大学信息与控制研究所 杭州 310018)

摘要: 传统多源信息融合方法大都依赖于事先建立的理论机理模型, 一般会引入一定的简化操作。然而实际中的应用往往会较为复杂, 建立的理论模型一般存在一定的偏差。在某些情况下, 满足性能要求的理论模型甚至无法给出。针对这样的缺陷, 该文根据数据驱动的思想, 提出了两种基于数据驱动的信息融合实现方法。通过联合利用基于数据的特征集与基于模型的特征集, 有效弥补了模型中缺失的信息, 从而提高信息融合的性能。将其运用在一个基于声音信息融合的地面车辆辨识实例中, 获得了良好的识别性能, 展现出将数据驱动处理思路引入信息融合的可行性和优点。

关键词: 信息融合; 数据驱动; 车辆声辨识; 贝叶斯决策融合

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)09-2158-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00156

A Data-driven Fusion and Its Application to Acoustic Vehicle Classification

Lin Yue-song Chen Lin Guo Bao-feng

(Institute of Information and Control, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Most traditional information fusion methods depend on system models, where certain simplification will be introduced. However, with increased complexity of applications, these models tend to be inadequate and show bias to the real situation. In some cases, precise models are just impossible to build up. Aiming at this problem, two data-driven information fusion methods are presented in this paper. By combining a data-driven feature set with a model-based feature set, the performance of information fusion is improved due to a compensation deficiency for model-based approaches. The proposed method is then applied to acoustic vehicle classification, and better classification performance is achieved, which shows the feasibility and advantages to introduce data-driven ideas into information fusion.

Key words: Information fusion; Data-driven; Acoustic vehicle classification; Bayesian decision fusion

1 引言

多源信息融合是指对多源信息进行合理使用和处理, 从而可以综合利用信息的理论和方法。这些理论和方法要解决的关键问题, 就是对具有相似或不同特征模式的多源信息进行处理, 以获得及时、准确和集成的融合信息。传统的多源信息融合方法往往要依据先验信息建立相关理论模型, 然后进行推演得出结论, 这可视为一种自上而下的模型驱动方法, 例如卡尔曼滤波、嵌入约束方法^[1]等。

然而, 随着应用环境的复杂多变, 一方面, 对环境的感知日益依赖于各种传感设备; 另一方面, 复杂度的提升也使得以往的模型驱动方法由于受到模型复杂度高、不确定性大、不易建模等问题^[2]的约

束越来越难以满足复杂应用的需求。由此, 数据驱动的思想方法应运而生。美国自然科学基金会(NSF)在 2000 年提出了动态数据驱动应用系统^[3](Dynamic Data Driven Application Systems, DDDAS)的概念和一些 DDDAS 研究的主要内容。随后, 对动态数据驱动的各项研究相继展开^[4,5], 引起了多个研究领域的兴趣。其中在控制领域, 数据驱动思想较早得以应用, 涌现出多种数据驱动控制理论和方法^[2], 实现了对系统的无模型控制。也有将数据驱动方法应用于视觉目标跟踪中^[6], 以实现运动目标的快速检测和跟踪, 目前已有一些研究利用该思路解决视觉跟踪问题。总结起来, 数据驱动系统方法能够在控制、决策、调度和故障诊断 4 个关键领域发挥重要作用^[7]。

动态数据驱动思想方法凭借其较强的适应性, 能够适应来自传感器或其它测量设备的动态数据变

2011-02-28 收到, 2011-05-16 改回

国家部委基金和浙江省钱江人才计划项目(2010R10011)资助课题

*通信作者: 陈琳 chenlin6972@sina.com

化，也能够适应计算需求的变化，从而最终有效地进行优化决策。对于多源信息融合这个复杂系统来说，传统的信息融合方法存在一定的局限性。由于这些方法大都依赖模型驱动，理论模型的不确定性和不完整往往对信息融合结果产生不良的影响。因此，如果引入数据驱动的概念和思想，令其与模型驱动相互协同作用，将有助于提升多源信息融合的性能和应用范围。

2 基于数据驱动的信息融合实现框架

数据驱动可广义地定义为利用系统在线或者离线数据，实现基于数据的预报、评价、调度、监控、诊断、决策和优化等各种功能。在其具体实现中，应根据应用场景的不同，采取适宜的操作策略，才能最大程度地发挥直接利用数据的优势。

基于数据驱动的多源信息融合技术可以根据在线获取的数据对融合系统参数进行补充和修改，并实现背景理论、理论模型和在线数据信息的协同加工，完成对多传感器信息的融合，以获得对应环境中目标身份和状态的更准确认识。它可以被视为一种弥补模型不完善的方法，也可以被视为提高模型应用的一种能力。下面本文提出信息融合中数据驱动两种实现框架，即基于动态数据驱动的多源信息融合(图 1)和数据驱动与模型驱动协同作用下的多源信息融合(图 2)。

图 1 是基于动态数据驱动的多源信息融合框架，它同时利用到静态数据库和动态数据库，通过动态调整复杂应用环境下传感器的管理策略来提升信息融合的信息源质量，进而改善融合结果的性能。

静态数据库的信息获取主要来自专家知识、经验信息，静态数据库的作用是根据环境和实际情况，制定一个与环境较为匹配的初始多传感器管理方案。动态数据库处理静态数据库传递过来的信息和数据信息，形成包含有环境中各方面信息的数据集，

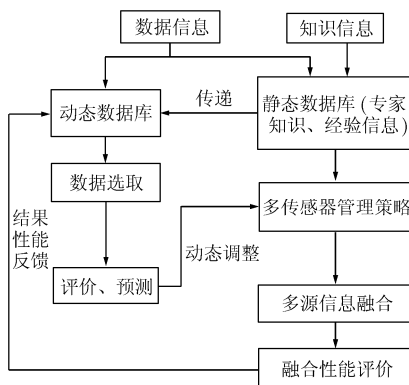


图 1 基于动态数据驱动的多源信息融合实现框架

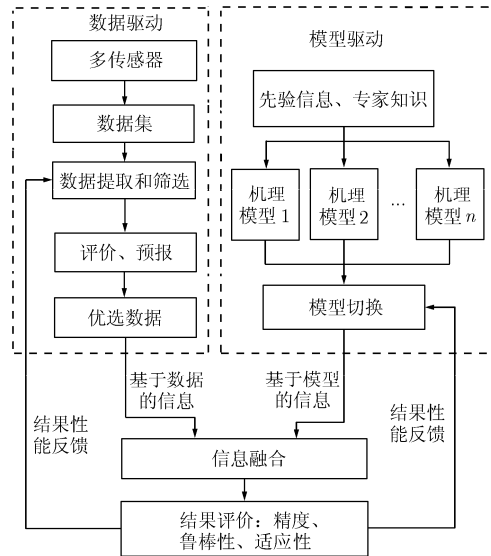


图 2 数据驱动与模型驱动协同作用的多源信息融合框架

然后选取特征信息数据(如对象的属性信息、动力学特性等)，并加以评价和预测。如应用环境情况变化不大，静态数据库中的信息不作修改和调整，动态数据库单独根据环境形势的变化和传感器检测结果对方案进行实时调整与优化。而当环境出现较大的变动，导致原来传感器管理方案不再适用时，则及时对多传感器的管理策略进行调整，将新的备选方案送入动态数据库，初始化动态数据库。而后动态数据库可根据实时情况继续工作，保持传感器的良好协作和信息探测。

调整多传感器管理方案有很多种方式，一旦实现对多个传感器的有效管理，往往能获取高质量的多源信息，进而得到适应性更强、鲁棒性更优的融合结果。这里，融合结果经评价后反馈给对调整起关键作用的动态数据库，静态数据库在下次制定初始多传感器管理策略时也可以适当参考这一离线评价结果。

在该框架下，数据信息来源于环境中各类传感器的感知信息，它可以是声信息、位置信息、图像信息等等。知识信息主要指关于环境情况的先验信息、经验知识等。静态数据库的作用是根据当时实际情况，给出一个匹配的初始多传感器管理与检测方案。而动态数据库中的数据信息则随环境状况变更进行实时更新。动态数据库带来的动态优化功能提高了系统的实时性，集中体现了动态数据驱动的优点。

传统的传感器管理多利用基于先验信息及模型的方法进行传感策略调整，这就不免带来信息浪费和实时性较差的问题。而上述提出的基于动态数据

驱动的多源信息融合方法, 动态数据库能利用大量传感器获取的实时数据信息, 不仅增加了信息源的数量, 更提高了其质量, 有助于实现良好的信息融合结果。该框架在智能交通运输系统、电网系统、航空航天等拥有大量传感器并对实时性要求较高的系统中都能得到较好的应用。下面, 再给出另一种基于数据驱动的多源信息融合实现框架。

图2是数据驱动与模型驱动联合协作方式下的多源信息融合框架。它主要包含两大模块: 在数据驱动模块中, 多传感器接收环境和对象的相关信息, 例如雷达探测方位, 提供描述位置的相关数据; 红外传感器主要提供较为精确的角度数据和对象红外辐射特性信息; 电子支持测量装置不仅能提供角度信息, 还能提供无线电辐射特性信息, 该信息有助于对对象类型进行估计。多传感器获取的多源信息形成了一个涵盖复杂环境多方面信息的数据集, 通过对这个庞大数据集中的数据进行初步筛选, 选取其中对后期融合有价值的部分数据, 分析其包含的有关环境状况和对象属性信息, 得到的有用信息组成了基于数据的信息。模型驱动模块则有别于数据驱动的处理方法, 模型驱动不能直接从数据出发, 要依赖一定的先验信息及专家知识, 构建相关机理模型, 基于模型的信息从模型的输出结果中得到。必要时, 可以建立多个备选机理模型, 以便在应用环境发生改变时切换至最佳适应模型。最终, 对来自两大模块的信息进行融合, 融合性能的评价结果分别反馈至两大模块, 根据精度、鲁棒性、适应性等要求进行及时调整和优化, 构建出一个带有闭环性质的信息融合系统。

随着实际应用复杂度的提高, 通过建立全局或者局部机理模型的模型驱动方法越来越难以达到满意的信息融合结果。例如在目标跟踪问题中, 传感器中存储的大量数据信息隐含着目标属性信息和运

动状态信息, 这对目标类型的判定、机动性能的评测、运动模式的掌握等都极为有利, 而这些信息不一定能从模型输出结果中获得。正是基于这样的考虑, 上述框架引入数据驱动模块, 从而可以补充模型模块中缺失的部分信息, 通过两大模块的有机结合, 为随后的信息融合提供了更全面的信息, 使融合结果得到改善。

该框架思路没有完全摒弃传统模型驱动方法, 引入数据驱动方法的同时原有的模型部分能继续保留, 可以广泛地应用于目标识别与跟踪、工业现场监督与控制、军事指挥控制、通信网络等诸多领域, 为传统模型驱动的处理方式下由模型缺陷引发的难题提供了一种解决方案。

总结起来, 数据驱动处理方式的优点主要在于: (1)可以有效利用应用环境中各传感器接收并存储的实时信息, 使得信息融合的数据源涵盖的信息更全面; (2)该方法并不排斥已有的模型驱动方法, 可以与模型驱动协同作用。但是, 由于数据驱动依赖于所获取的数据信息, 有时也会因为受到传感器数据丢失、测量偏差等不利造成数据不完全, 影响信息融合的质量。接下去, 本文将给出一个基于数据驱动的多源信息融合技术在车辆声辨识中的应用实例。

3 应用实例

3.1 车辆声辨识问题描述

地面车辆声辨识是多源信息融合应用的一个实例, 它在诸多民用和军事应用中都受到关注, 通过声信号对车辆定位、分类和跟踪的有效技术也不断得到发展。利用数据驱动的声音信息融合地面车辆辨识模型如图3所示。

现存的基于声音信号的车辆辨识算法, 很多都是仅考虑单一的特征集^[8,9], 即发动机运作产生的谐

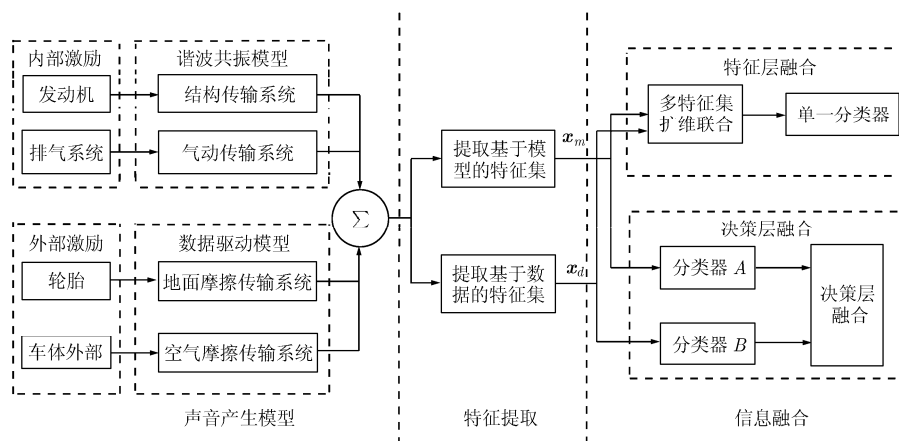


图3 基于数据驱动的声音信息融合地面车辆辨识模型

波信号，这是声音信号中可以通过谐波共振模型加以近似描述的一种特征，这里称其为基于模型的特征集。但是对于实际运行的车辆，传感器接收到的声音信号要复杂得多，仅依靠基于模型的特征集不能全面地表征整个声音信号。例如，轮胎与地面的摩擦噪声反映了车辆轮胎的外形结构，刹车声能提供车辆机动性能的相关信息，还有车体与空气的摩擦等等，这些有用的辨识信息都对车辆辨识很有帮助，但无法将它们包含于基于模型的特征中。

根据上述分析，结合本文第2节提出的基于数据驱动的多源信息融合技术，可以看出第2类框架模式(图2)适用于地面车辆声信息融合问题。本文的目标是希望在保留理论模型的基础上，通过引入数据驱动思想，从中提取含有重要辨识价值的声信息组成另一个基于数据的特征集，与传统基于模型的特征集相融合，用以改善车辆辨识的精度。这样处理的优点在于避免了对每个声音信号产生模型分别建模，还保证了新特征数据中包含更全面的信息(即无论是来自车轮与地面的摩擦，还是车体与空气的摩擦都包括在内)。在这个意义上，实现了数据驱动与模型驱动的有机结合和优势互补。下面遵循图3思路研究其具体实现过程。

3.2 基于数据的多源信息提取

将5种车辆的型号分别记为 $V1_t$ ， $V2_t$ ， $V3_w$ ， $V4_w$ ， $V5_w$ (其中下标为 t 的是轮式车辆，下标为 w 的是履带车辆)，它们在尺寸和重量上各不相同，均按照既定的路线行驶6圈，分布的传感器阵列用于采集声音信号。首先对每秒的声信号用Hanming窗进行傅里叶变换，得到351维的频域向量 \mathbf{x} ， \mathbf{x} 作为这5种车辆的一组样本。然后，在每个样本中进行特征提取，提取基于模型的特征集 \mathbf{x}_m 和基于数据的特征集 \mathbf{x}_d 两个特征集。

基于模型的特征集的提取，依据事先建立的谐波共振模型，按基频检测、谐波检测、振幅提取的步骤进行，提取方法在文献[10]中有详述。本问题场景下，数据驱动模块要在融合中发挥作用，关键在于能成功提取基于数据的新特征集。在此采用基于互信息原理的特征选取方法^[11-13]。选取该特征集时需同时满足以下两个条件：(1)提取的特征选自除谐波之外的声音信息；(2)满足互信息最大。一种基于互信息的快速特征集提取方法^[12]可简述如下：

首先，选择初始变量：

$$X_1^0 = \max_i I(X_i, Y) \quad (1)$$

其中 $I(X_i, Y)$ 表示互信息(互信息的定义参见文献[13])， X_i ， $i = 1, 2, \dots, M$ 为已选的特征， Y 表示相应

的输出类型(如车辆类型)， X_1^0 表示第1步的最大结果。

接着，选择第2个变量：

$$X_2^0 = \max_{X_i \neq X_1^0} [I(X_i, Y) - I(X_i, X_1^0) + I(X_i, X_1^0 | Y)] \quad (2)$$

余下的变量用相同的方法选择：

$$X_n^0 = \max_{X_i \neq X_j^0} \left[I(X_i, Y) - \sum_j I(X_i, X_j^0) + \sum_j I(X_i, X_j^0 | Y) \right] \quad (3)$$

其中 X_j^0 ， $j = 1, 2, \dots, n-1$ 是已经选好的变量。每一步中，通过使其满足互信息最大这一原则来选取下一个特征，这个选取重复进行直到预先设定值 N 为止。基于互信息原理的特征选取方法保证了基于数据的特征集从根本上有别于基于模型的特征集，最终有利于有效的信息融合。

3.3 修正的贝叶斯决策融合算法

两个特征集融合最简单的做法便是，将提取的基于数据的特征集 \mathbf{x}_d 通过简单扩维的方式加入基于模型的特征集 \mathbf{x}_m 中，整合而成新的特征向量 \mathbf{x}_1 ，再使用分类器对其进行分类，这是一种特征层融合算法。运用特征层融合算法会使得两个特征集仅能够由单一的分类算法进行分类，这就很难同时保证两个特征集的分类性能，一旦分类失败，可能造成比单一特征集更坏的分类结果。因此，这里采用决策层融合方法。

决策融合是一个高层次的融合过程，先对每个单一的特征集分别作出中间决策，最后将它们联合起来形成一个总决策。这里两个特征集依据的声音产生模型不同，表征了声音信号的不同方面。根据分类器的分类性能在很大程度上依赖于数据的特点，两个特征集分别由各自的最佳分类器得出分类结果，以形成相应的中间决策。根据之前研究^[8,14]，针对基于模型的特征集，选择多变量高斯分类器(MGC)；同时，将支持向量机^[15](SVM)用于对基于数据的特征集进行分类。

下面采用基于修正的贝叶斯决策融合算法对多源信息进行融合：

改进的最大后验决策准则写为

$$\arg \max_y p(y | \mathbf{x}_m, \mathbf{x}_d) \propto p(y | \mathbf{x}_d) p(\mathbf{x}_m | y, \mathbf{x}_d) \approx p(y | \mathbf{x}_d) p_{\mathbf{x}_d}(\mathbf{x}_m | y) \quad (4)$$

式中 \mathbf{x}_m 表示基于模型的特征集， \mathbf{x}_d 表示基于数据的特征集。

后验概率 $p(y | \mathbf{x}_d)$ 从SVM输出中得到，详细过程参见文献[16,17]， $p(\mathbf{x}_m | y)$ 从MGC的输出中得到。完成式(4)的信息融合需知道条件概率 $p(\mathbf{x}_m$

$|y, \mathbf{x}_d)$, 下面给出估计 $p(\mathbf{x}_m | y, \mathbf{x}_d)$ 的具体方法。

当 \mathbf{x}_m 为 d 维基于模型的特征向量, 似然函数为

$$p(\mathbf{x}_m | y) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma|^{1/2}} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_m - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x}_m - \boldsymbol{\mu})\right) \quad (5)$$

其中 $\boldsymbol{\mu}$ 和 Σ 分别为均值向量和协方差矩阵。

这里特征向量 \mathbf{x}_m 和 \mathbf{x}_d 相互关联, 从而降低了 \mathbf{x}_m 的不确定性。不确定的度量在信息论中往往用熵来表示。因此, 可以通过降低 $p(\mathbf{x}_m | y)$ 的熵来估计 $p(\mathbf{x}_m | y, \mathbf{x}_d)$ 。 $p(\mathbf{x}_m | y) \sim N(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$, 式(5)的熵记为

$$\varsigma = \ln\left(\sqrt{(2\pi e)^d |\Sigma|}\right) \quad (6)$$

为了降低熵值, 调节协方差矩阵 Σ :

$$\Sigma_{\text{new}} = (1 - \beta)\Sigma \quad (7)$$

其中 Σ_{new} 是更新的协方差矩阵, β 是调节因子。

所以, 调节 $p(\mathbf{x}_m | y)$ 的协方差矩阵 Σ 可以估计得条件概率 $p(\mathbf{x}_m | y, \mathbf{x}_d)$, 即

$$\hat{p}(\mathbf{x}_m | y, \mathbf{x}_d) \sim N(\boldsymbol{\mu}, \Sigma_{\text{new}}) \quad (8)$$

至此, 利用条件概率 $p(\mathbf{x}_m | y, \mathbf{x}_d)$ 的估计结果与已知概率信息即能得到式(4)的决策融合结果。

修正的贝叶斯决策融合算法不需要满足独立性假设, 通过应用改进的最大后验准则, 得到良好的全局决策。对决策层融合方法的特点总结如下:

(1)对基于数据的特征集和基于模型的特征集分别采用 SVM 分类器和 MGC 分类器进行分类, 得到相应的中间决策, 同时保证了两个特征集各自的分类性能;

(2)综合利用了基于模型和数据的信息由改进的融合准则式(4)得出最终的全局决策。

3.4 实验结果

实验重复了 10 次, 不同方法下分类的精度总结在表 1 中。

表 1 结果表明:

(1)仅依靠基于模型的特征集分类的平均精度为 73.44%, 仅依靠基于数据的特征集分类的平均精度为 77.05%。可见, 所提取的基于数据的特征集包

含可用作分类的有效信息;

(2)两个特征集融合后的平均分类精度(无论是特征层融合还是决策层融合)均高于运用单个特征集获得的平均分类精度。由此说明, 综合利用基于模型和基于数据两特征集的融合方法有助于掌握更全面的信息, 以获得更优的车辆分类结果;

(3)分类时, 决策层融合算法明显优于特征层融合算法。改进的贝叶斯决策融合算法的平均分类精度较其它各算法都有所提高, 表明了数据驱动处理方法在此发挥了重要作用, 有效改善了车辆辨识的精度。

以上是由表 1 得出的一些结论, 为了进一步说明基于数据驱动的多源信息融合方法对于本实例结果的改善, 下面将传统仅依靠基于模型的特征集进行辨识与本文联合两个特征集运用改进的贝叶斯融合算法进行车辆辨识的结果作比较, 结果分别记录在分类混淆矩阵 1 和分类混淆矩阵 2 中, 即如表 2 和表 3 所示。

表 2 混淆矩阵 1(传统方法)

	V1 _t	V2 _t	V3 _w	V4 _w	V5 _w
V1 _t	768	50	20	26	3
V2 _t	72	1592	134	196	121
V3 _w	47	126	1805	341	258
V4 _w	21	91	141	825	101
V5 _w	3	74	119	119	1016

表 3 混淆矩阵 2(本文方法)

	V1 _t	V2 _t	V3 _w	V4 _w	V5 _w
V1 _t	772	61	17	14	3
V2 _t	21	1923	63	79	29
V3 _w	23	70	2192	170	122
V4 _w	4	61	148	911	55
V5 _w	0	42	120	60	1109

在分类混淆矩阵中, 矩阵对角线上的为正确分类的样本数, 对角线两旁则是错分样本数。也就是说, 混淆矩阵中, 各个单元的数值越往对角线上集中, 表明分类的准确度越高。从两个混淆矩阵中, 很显然地看到, 本文融合方法下正确分类的样本数比传统单一特征集(这里指基于模型的特征集)下有明显的提升。由此可知, 基于数据驱动的声音信息融合方法充分利用了数据驱动模块提供的有用辨识信息, 补充了传统模型驱动方法所缺失的部分, 通过两模块的有机结合, 提高了车辆分类的精度。

表 1 各方法下 10 次实验的平均分类精度

方法		平均分类精度(%)
基于单一特征集的分类方法	仅基于模型的特征集	73.44
	仅基于数据的特征集	77.05
不同特征集融合的分类方法	两特征集的特征层融合	77.34
	两特征集的决策层融合	83.86
	修正的贝叶斯决策融合	84.24

4 结论

本文针对传统多源信息融合依靠模型驱动所产生的缺陷和不足,提出了基于数据驱动的多源信息融合技术的理论和方法,并给出了不同的实现框架。将其应用于车辆声辨识这一多源信息融合应用实例中,通过数据驱动模块与传统模型驱动模块的有机结合,融合包含更完整声音信息的不同特征集来改善车辆分类的精度。结果表明,该融合算法对车辆的分类精度改善显著。由此可见,基于数据驱动的多源信息融合方法切实可行,能实现性能更优的信息融合。

参考文献

- [1] 管天云. 多传感器信息融合研究[D]. [博士学位论文], 浙江大学, 1998.
Guan Tian-yun. The study on multisensor fusion[D]. [Ph.D.dissertation], Zhejiang University, 1998.
- [2] 侯忠生, 许建新. 数据驱动控制理论及方法的回顾和展望[J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 650-667.
Hou Zhong-sheng and Xu Jian-xin. On data-driven control theory: the state of the art and perspective[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(6): 650-667.
- [3] Damera F. Grid computing and beyond: the context of dynamic data driven applications systems [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2005, 93(3): 692-697.
- [4] Kennedy C. Intelligent management of data driven simulations to support model building in the social sciences[C]. ICCS 2006, Berlin, Springer-Verlag, 2006, LNCS 3993: 562-569.
- [5] 周云, 黄柯棣, 胡德文. 动态数据驱动应用系统的概念研究[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(8): 2138-2141.
Zhou Yun, Huang Ke-di, and Hu De-wen. Conceptual study on dynamic data driven application system[J]. *Journal of System Simulation*, 2009, 21(8): 2138-2141.
- [6] 杨进. 基于粒子滤波的多目标跟踪算法研究[D]. [硕士学位论文], 上海交通大学, 2008.
Yang Jin. Study on multiple target tracking algorithm based on particle filter[D]. [Master dissertation], Shanghai Jiao Tong University, 2008.
- [7] Xu Jian-xin and Hou Zhong-sheng. Notes on data-driven system approaches[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(6): 668-675.
- [8] Damarla T R, Pham T, and Lake D. An algorithm for classifying multiple targets using acoustic signature[C]. In Proceedings of SPIE Signal Processing, Sensor Fusion and Target Recognition, 2004, Vol.5429: 421-427.
- [9] Wu H and Mendel J M. Classification of battlefield ground vehicles using acoustic features and fuzzy logic rule-based classifiers[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2007, 15(1): 56-72.
- [10] Lake D. Harmonic phase coupling for battlefield acoustic target identification[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Seattle, WA, USA, May 12-15, 1998, Vol.4: 2049-2052.
- [11] Guo B, Nixon M, and Damarla T. Acoustic information fusion for ground vehicle classification[C]. Proceedings of 11th International Conference on Information Fusion, Cologne, Germany June 30-July 3, 2008: 1-7.
- [12] Guo B, Damper R I, Gunn S R, *et al.* A fast separability-based feature selection method for high-dimensional remotely-sensed image classification[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(5): 1670-1679.
- [13] 谢文彪, 樊绍胜, 费洪晓, 等. 基于互信息梯度优化计算的信息判别特征提取[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(12): 2975-2979.
Xie Wen-biao, Fan Shao-sheng, Fei Hong-xiao, *et al.* Information discriminant feature extraction based on mutual information gradient optimal computation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(12): 2975-2979.
- [14] Damarla T R and Whipps G. Multiple target tracking and classification improvement using data fusion at node level using acoustic signals[C]. Unattended Ground Sensor Technologies and Applications VII, Orlando, FL, USA, March 28, 2005, Vol.5796: 19-27.
- [15] Smola A J, Bartlett P, Schoelkopf B, *et al.* Advances in Large Margin Classifiers[M]. Cambridge: MIT Press, 2000: 61-74.
- [16] Zhang Rui and Ma Jian-wen. Improved support vector machine and classification for remotely sensed data[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2009, 13(3): 437-444.
- [17] 冀振元, 李晨雷, 唐文彦. 支持向量机在车辆目标识别中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(2): 284-286.
Ji Zhen-yuan, Li Chen-lei, and Tang Wen-yan. Application of SVM in recognition of vehicles[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 32(2): 284-286.

林岳松: 男, 1973年生, 教授, 研究方向为信息融合、目标检测、估计与跟踪、分布式传感器网络等。

陈琳: 女, 1986年生, 硕士生, 研究方向为信息融合、目标识别与跟踪。

郭宝峰: 男, 1973年生, 研究员, 研究方向为模式识别、图像处理与信息融合等。