

文章编号:1003-7837(2006)03-0213-04

基于多传感器数据融合的目标识别方法

郭联金, 陈健

(广东工业大学信息工程学院, 广东 广州 510006)

摘要:基于对目标识别特点的认识,给出了目标识别的可能性描述方法,讨论了目标识别决策级融合的一些常用方法,包括基于最大后验概率、D-S证据理论、模糊综合函数及黑板模型的目标识别融合方法。提出了一种将模糊神经网络与证据推理相结合的数据融合目标识别方法。

关键词:目标识别; D-S理论; 数据融合系统(DFS); 神经网络

中图分类号:TP216

文献标识码:A

目标识别亦称属性分类或身份估计。例如,在军事上,使用雷达截面积(RCS)数据来确定一个实体是火箭体、碎片或再入大气层的飞船;在工业生产中对控制系统中的设备(如电机)进行故障诊断。目标识别的主要困难是提取稳健(鲁棒)的能分离的目标特征。而目标特征(分辨力、频率、灵敏度、噪声等)既是目标尺寸及传感器设计参数等的函数,又与传感器所处的环境特性有关。因而当单一传感器性能降低时,其目标识别性能也随之降低。多传感器系统利用不同传感器的数据互补和冗余,从各自独立的测量空间获取信息,通过融合技术对目标进行识别。多传感器系统的优点有:(1)检测概率高,为进一步识别目标提供可靠的数据;(2)虚警率低,增强系统的可靠性和提高反应速度;(3)对于多目标跟踪任务而言,可以拓展系统的视野,扩大搜索目标的范围。

来源于多个目标源的输出数据既可以是动态信息,也可以是身份信息。动态信息即目标运动的动态参数,通常包括位置、速度和加速度。身份信息是从多目标源得到的有助于确立目标身份的命题或陈述的有关信息。由于目标身份信息由传感器信号、属性信息、身份说明组成(如图1所示),故目标识别融合可在传感器信号级(数据级)、属性信息级(特征级)或身份说明级(决策级)三个级别上进行,选择融合

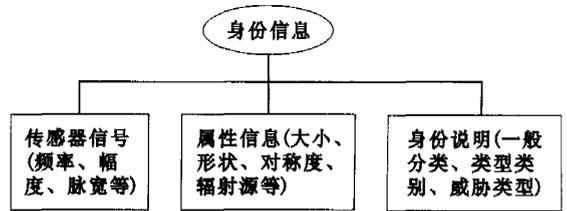


图1 目标身份信息

Fig.1 The identity information of the target

结构类型的原则是对给定的战术任务具有优化检测、跟踪和识别的能力,融合结构除受技术水平(软、硬件)的制约,还受传感器质量、传输数据的带宽等条件的制约。图2为目标识别决策级融合结构。

1 决策级的目标识别融合方法

1.1 基于最大后验概率的目标识别融合

假定有 M 个同类型或不同类型的传感器,被识别的目标是由 N 个已知目标类型组成的集合,每个传感器都基于自己的观测来估计未知目标(或作出一个目标识别判决),然后,将此估计(或判决)送往目标识别融合中心。融合中心基于从 M 个传感器接收到的局部估计作出目标识别的全局估计。

收稿日期:2006-04-17

作者简介:郭联金(1981-),女,广东广州人,在读硕士研究生。

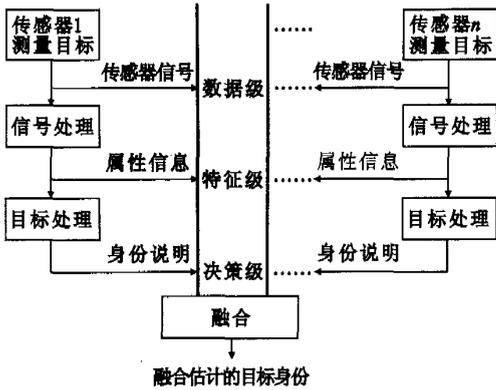


图2 目标身份识别决策级融合结构

Fig. 2 Target recognition structure by the fusion of strategic decision

令 Θ 为目标类型集, S 是传感器集, $o \in \Theta$ 是未知目标, 即 $\Theta(o_1, o_2, \dots, o_N)$, 及 $S(s_1, s_2, \dots, s_M)$, 又令 \hat{o}^i 是第 i 个传感器作出的关于未知目标的估计(传感器目标识别估计). 在融合中心, 假定各目标的先验概率 $p(o_1), p(o_2), \dots, p(o_N)$ 及传感器目标识别估计的条件联合概率是已知的, 亦即 $\forall j = 1, 2, \dots, M$, 假定 $p(\hat{o}^1, \hat{o}^2, \dots, \hat{o}^M | o_j)$ 是已知的, 则未知目标的最大后验概率(MAP)目标识别融合估计为 \hat{o}_{MP} , 则:

$$p(\hat{o}_{MP} | \hat{o}^1, \hat{o}^2, \dots, \hat{o}^M) = \max_{o \in \Theta} p(o | \hat{o}^1, \hat{o}^2, \dots, \hat{o}^M) \quad (1)$$

利用 Bayes 公式, MAP 目标识别融合估计也可写作:

$$\hat{o}_{MP} = \arg \max_{o \in \Theta} \left\{ \frac{p(\hat{o}^1, \hat{o}^2, \dots, \hat{o}^M | o) p(o)}{p(\hat{o}^1, \hat{o}^2, \dots, \hat{o}^M)} \right\} \quad (2)$$

式(2)中, $p(\hat{o}^1, \hat{o}^2, \dots, \hat{o}^M | o)$ 是在给定未知目标 o 的情况下, 传感器目标估计 $\hat{o}^1, \hat{o}^2, \dots, \hat{o}^M$ 的条件联合概率, $p(o)$ 是目标 $o \in \Theta$ 的先验概率, $p(\hat{o}^1, \hat{o}^2, \dots, \hat{o}^M)$ 是传感器目标识别估计的联合概率. 文献[1]和[2]的算例和仿真结果证明了此法的正确性和有效性.

由上述推导可知, 基于最大后验概率的目标识别融合方法需要知道各传感器正确识别的概率及各目标类别的先验概率, 但有时这些数值是不容易获得的.

1.2 基于 D-S 证据理论的目标识别融合

在多传感器系统中, 由于传感器的精度、系统组

成环节、外部环境的影响以及数据的后处理等因素的影响, 都会导致系统具有不确定性. 因此, 需要采用推理方法来解决数据融合问题. 在各种非精确推理技术中, Dempster-Shafer 证据推理理论(D-S 推理)是最适合目标识别领域的一种非精确推理方法. 它的最大特点是, 对不确定信息的描述采用“区间估计”, 而不是“点估计”, 在区分“不知道”与“不确定”方面以及精确反映证据收集方面显示出很大的灵活性.

设有一判决问题, 我们所能认识到的所有可能的结果的集合用 Θ 表示, 那么, 所关心的任一命题都对应于 Θ 的一个子集, 称 Θ 为识别框架.

将一个基本概率分布函数及其相应的识别框架, 合称为一个证据体, 一个传感器相当于一个证据体, 而多传感器数据融合的实质就是在同一个识别框架下, 利用 Dempster 合并规则(反映证据的联合作用)先将各个证据体合并成一个新的证据体, 即按照合并规则将不同证据体的基本可信度分配合并, 产生一个总体基本可信度分配, 而新产生的证据体表示了融合所得的信息, 然后根据决策规则进行决策. D-S 法用于目标识别的数据融合方法如图 3 所示. 此法可提高故障诊断的准确率^[3-4].

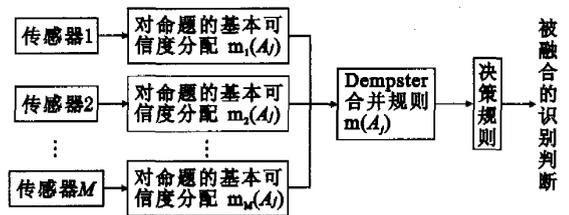


图3 D-S法用于目标识别的数据融合方法

Fig. 3 The data fusion method based on D-S theory

基于 D-S 证据理论目标识别融合方法的优点是不需要指定先验概率, 可在不同层次上对目标识别结果进行融合, 能区分“不确定”和“不知道”, 在一定程度上处理各传感器的报告冲突, 但缺点是在一般情况下计算量大, 在应用中如何获取基本概率赋值也有待进一步研究.

1.3 基于模糊综合函数的目标识别融合

由于在目标识别时, 各传感器可利用的知识源不同, 并且存在各种不确定性因素的影响, 故各传感

器关于目标识别的结果可用 Θ 上的模糊集表示.

$\forall i \in S$, 记第 i 个传感器的目标识别报告为 T_i , 即

$$T_i = \{(O_1, m_{i1}), (O_2, m_{i2}), \dots, (O_N, m_{iN})\}, \quad (3)$$

或

$$T_i = \sum_{j \in \Theta} m_{ij} / o_j, i \in S. \quad (4)$$

式(4)中, $m_{ij} = \mu_{T_i}(j)$ 表示第 i 个传感器判决被识别目标属于第 j 类的隶属度对于这种以模糊集形式表示的目标识别结果, 可用可能性分布的形式表示. 设 K 是在 Θ 上取值的变量, 给定命题范式“ K 是 T_i ”, 将导出一个与 T_i 对应的可能性分布 π_i , 由可能性理论得赋值方程为:

$$\pi_i^k(j) = \mu_{T_i}(j) = m_{ij}, \quad (5)$$

它表示 K 取值的可能性就是 j 在模糊集 T_i 中的隶属度, 故得目标识别的可能性分布:

$$\Pi_i = \sum_{j \in \Theta} m_{ij} / O_j. \quad (6)$$

在式(6)的基础上进行时域递归的目标识别融合. 令 $m_{ij}(t)$ 表示 t 时刻由传感器 i 测得的被识别目标属于第 j 类的可能性测度; $m_{ij}^*(t)$ 表示到 t 时刻为止由第 i 个传感器累积融合得到的被识别目标属于第 j 类的可能性测度. 则第 i 个传感器到 t 时刻为止的目标识别累积融合可能性分布 Π_i^t 为:

$$\Pi_i^t = \sum_{j \in \Theta} m_{ij}^*(t) / O_j. \quad (7)$$

式(7)中, $m_{ij}^*(t) = S_2[m_{ij}(t-1), m_{ij}(t)]$, $S_2: [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$, 表示模糊综合函数.

利用模糊综合函数对 M 个可能性分布进行融合就得到 t 时刻为止的时空累积目标识别融合可能性分布:

$$\Pi^t = \sum_{j \in \Theta} m_j(t) / O_j, \quad (8)$$

根据式(8), t 时刻 M 个传感器累积融合得到的被识别目标属于第 j 类目标的可能性测度 $m_j(t) = S_M[m_{1j}(t), m_{2j}(t), \dots, m_{Mj}(t)]$, $S_M: [0, 1]^M \rightarrow [0, 1]$, 也表示模糊综合函数.

基于模糊综合函数的目标识别融合, 具有计算比较简单的优点, 但它不能象基于 D-S 证据理论的方法那样. 随着证据的积累逐渐增大可能目标的基本概率赋值和减小不可能目标的基本概率赋值.

1.4 基于黑板模型的目标识别融合专家系统

在多传感器属性数据融合系统中, 存在着系统复杂性和不确定性因素. 特别是在综合电子战领域, 存在着严重的不确定性问题. 人工智能技术的出现,

为解决复杂的、含有模糊和不确定的目标识别数据融合问题提供了新的途径. 在数据融合中所采用的人工智能技术主要是专家系统. 专家系统是基于知识来解决问题的, 通过建立包含相关领域大量知识的知识库和推理机, 来模拟该领域专家解决问题时的判决和推理方法, 从而在数据融合的较高层次上实现专家水平的数据融合.

如果将每个知识源所解决的具体任务看成是一个小的知识处理系统, 则黑板结构是使各种知识处理系统实现联合操作, 解决复杂问题的一种结构形式. 其问题的分解和求解形式如图 4 所示. 黑板结构仅仅是个概念模型, 而不是一个可计算的规格说明, 通过知识表示、推理模式和控制机制的不同组合, 可解决不同的应用问题^[5-6].

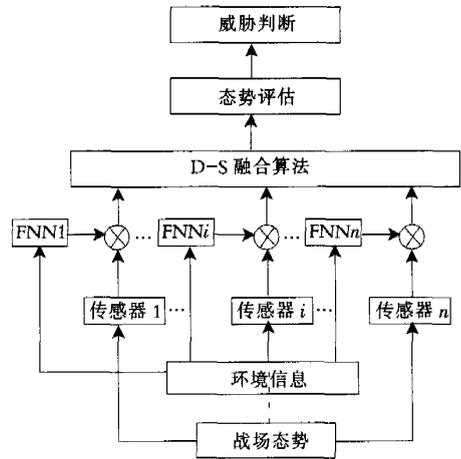


图 4 黑板结构任务求解模式

Fig. 4 The resolution mode for the blackboard structure task

黑板模型由三部分构成:

(1)知识源: 将解决问题所需的知识划分为若干知识源, 它们分别存放, 彼此独立, 一般表示为规则库、过程程序集、事例库和模型知识库等形式.

(2)黑板: 黑板的作用是保存计算状态或求解状态的公共数据, 它是在问题求解过程中各状态数据的全局数据库的工作区.

(3)控制模块: 监督黑板上的修改, 并决定下一步要进行的操作, 即用控制信息决定注意的焦点.

基于黑板模型的目标识别融合专家系统能协调处理多专家的知识, 但知识的获取及知识库的建立是应用黑板模型的难点. 由于各种目标识别方法各

有其特点,因而在实际应用中应根据具体情况选择相应的方法。

虽然已有许多目标识别决策级融合方法,但在实际应用中,如何获得可靠的隶属度、基本概率赋值等属性函数,是目标识别决策级数据融合的难题。

2 模糊神经网络与 D-S 证据推理相结合的数据融合目标识别方法

传统的多传感器数据融合系统不考虑外界环境因素的影响,只是平均地利用各传感器的信息,不能动态实时地根据军事指挥人员的意志有选择地利用环境因素的影响,导致数据融合系统的感应能力差,产生虚警或误警,从而影响正确的态势评估和威胁判断。

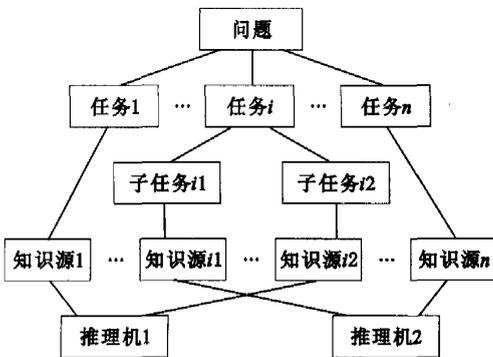


图5 FNN与D-S相结合的数据融合系统模型

Fig. 5 The data fusion mode based on FNN integrated with D-S theory

模糊神经网络(FNN)善于处理需要同时考虑许多不确定性因素的问题,具有自学习、并行处理能力,易于利用学习样本集中一些知识表示不确切的信息,而且能够有效的克服模糊推理中主观确定隶

属度的缺点.利用FNN将环境信息与专家信息引入到数据融合系统(DFS),可实现对传感器置信度的模糊推理,提高系统抗干扰力.然而,不同目标在某些特定姿态下所成的像可能非常相似,使人工神经网络难以区分.D-S证据理论作为对经典概率论的一种推广和扩充,在表示和处理由于信息不完整而产生的不确定性和不知性问题上具备统一理论基础及直观性.D-S证据理论方法能将传感器多次报告提供的关于该目标的信息不断融合,减少不确定性,以达到对目标的有效识别。

融合模型见图5.将FNN作为数据融合系统的前处理单元,通过对外界环境因素的模糊推理,将相应的传感器选通,把FNN的输出作为一条证据,以证据推理作为数据融合的核心,寻找不同时刻和不同传感器的证据相融合的最佳的算法,为未来的数据融合目标识别提供参考。

参考文献:

- [1] 聂伟,郭红哲,张素妍.基于Bayes决策理论的数据融合方法[J].传感技术学报,2003,16(3):287-290.
- [2] 吴小俊,曹奇英,陈保香.基于Bayes估计的多传感器数据融合方法研究[J].系统工程理论与实践,2000,20(7):45-48.
- [3] 朱大奇,于盛林.基于D-S证据理论的数据融合算法及其在电路故障诊断中的应用[J].电子学报,2002,30(2):221-223.
- [4] 朱大奇,徐振斌,于盛林.基于证据理论的电机故障诊断方法研究[J].华中科技大学学报(自然科学版),2001,29(12):58-60.
- [5] 袁国华,彭颖红.黑板原理在级进模工步排样方案构造系统中的应用研究[J].机械设计与制造,2003,(6):49-51.
- [6] 兰勇,李伟华.基于黑板模型的飞行作战知识处理系统研究[J].计算机工程与应用,2002,38(10):42-43,145.

Method of target recognition based on multi-sensor data fusion

GUO lian-jin, CHEN jian

(Faculty of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: This paper firstly discusses the properties of target recognition, then based on multi-sensor data fusion it analyzes the current methods of target recognition by the fusion of strategic decision. Finally, a superior method combining fuzzy neural network with D-S theory is proposed.

Key words: target recognition; D-S theory; data fusion system; fuzzy neural network