

1.序言

1.1 多传感器数据融合的定义

通常，来自多源的任何类型的参数估计的任务，都可以使用数据（信息）融合方法。术语“信息融合”和“数据融合”可以当作同义词，但在某些情况下，“数据融合”用于原始数据（直接从传感器获得），而“信息融合”用于定义已处理的数据。从这个意义上说，后者意味着比前者更高的信息抽象水平。

数据融合的定义起源于军事，由 Joint Directors of Laboratories（简称 JDL）提供的定义描述为：“一种多层次、多方面的处理过程，这一过程对多源信息进行检测、结合、相关、估计和组合以达到精确的状态估计和身份估计，以及完整、及时的态势评估和威胁估计。”这是一个很典型的以军事为应用背景的定义。为对数据融合的任务有更简单、更清晰的认识，可以将其理解为：研究利用多个数据源更好的完成任务的方法，包括在时间上和空间上更全面地利用数据信息、更高层次地归纳数据信息。

由于传感器的测量具有不准确、不完全的特点，数据融合技术已广泛应用于多传感器环境，目的是融合和汇总来自不同传感器的数据。在多传感器环境中使用数据融合的目的，是通过使用来自多个分布式源的数据来获得较低的检测错误率和更高的可靠性。数据融合也是人们在日常生活中经常使用的一项技能，也是人类的智能的一种体现。例如，中医将望、闻、问、切当作四种信息的来源来确定病情，大夫通常会结合四种方式得出诊断结果，来减少只通过其中的一种可能发生误诊的概率。

1.2 数据融合系统应用

数据融合系统最初应用于军事领域，通过对各种信息源收集到的有用信息经过采集、传输、综合、过滤、相关及合成，辅助军方获取战场情况、进行态势估计、威胁估计等，以做出合理决策，从而对作战部队进行有效指挥控制。

数据融合技术在军事应用的带领下迅速发展，并延伸到更多领域。下面我们详细介绍六种常见的典型系统应用。

1.2.1 防御系统

信息融合的第一个应用领域是军事上的应用，美国早在 1973 年就在国防部的资助下开展了信息融合技术的研究。军事防御系统是一个非常典型的信息融合系统，例如，发现、识别、跟踪敌机，军事上广泛使用雷达、红外探测器、声纳及其它传感器，不同信息都被传输到融合中心进行处理[1] -[5] 。

军事上的另一个应用是战场监视，例如，我们称其为“态势估计”和“威胁估计”的两个融合层次，这些都是基于敌方和作战地区的各类不确定和模糊的先验知识进行高层次信息融合的。在实战中，天气等情况可以也可以作为一类信息源。除此之外，还需要身份上的识别，如根据俘虏的声音、相貌及体态特征判断是否是某一关键人物等[8] 。

1.2.2 工业过程及经济领域

信息融合技术应用于民用中较早的是矿藏的检测。检测中使用金属探测仪、红外摄像机及地下探测雷达提高检测率。另一个民用应用是在高速公路上自动探测车辆记录违章汽车，将信号与图像信息在决策级融合[6] -[8]。在工业过程中，信息融合已广泛应用于大型设备的运行状态监控。例如，监视刀具的磨损程度、设备的故障诊断、高精度检测及工业过程的可靠性评估等[9] -[11]。在经济领域，决策者们融合各种渠道的信息，其中包括数字的和语言描述的信息，对某一经济活动进行决策。另外，信息融合技术还用在铁路路基的位置设计及鱼群识别等。

1.2.3 机器人及智能交通

在这个领域，主要有两个问题要解决：识别周围的环境和实现无人驾驶。机器人要解决的问题一般是定位、景物识别、路径规划和运动控制等问题。在行走机器人和智能交通应用之中需要安装多种传感器，主要包括两大类：一类是测量机器人自身移动的传感器，如速度传感器、加速度传感器、角度传感器、位移传感器等；一类是测量机器人周围环境的传感器，如视觉传感器（摄像机）、测距传感器（激光测距仪、超声传感器）、力觉传感器等。由于环境信息是动态的，信息必须实时采集这两大类传感器的信息，然后进行融合[12] -[26]。

无人驾驶技术包括避免碰撞及轨迹跟踪。在农业领域，无人驾驶小车装有三维摄像机和在一定范围的激光探测仪，能够自动驾驶[27]。无人驾驶农业装置将通过融合不同传感器的图像及信号分析地面的纹理探测需要开垦的块的边界。

1.2.4 防火

在现代防火系统中，往往使用各种先进的传感器进行火情检测，如温度传感器、地表湿度传感器、烟雾传感器及红外传感器等。温度传感器及地表湿度传感器测量气温和地表湿度，并以此来判断天气及地表对火情的影响，烟雾传感器、红外传感器监测火点的产生及火情的发展。这是一个典型的异类传感器融合系统。应用多传感器信息融合技术可以大幅度地提高火警检测的准确性[28]。

1.2.5 地球科学

地球科学通常指的是基于人造卫星及航天飞机所传递的图像研究地球的状态。由于由各个信息源所得的图像有较大的差别，所以融合多源信息的十分必要的。该领域的主要任务是图像的分类及分析，融合之后的图像可以更加清晰地分辨出道路、机场、山脉及冰川等。由于图像是由不同的图像采集系统得到的，分辨率不同，应用中往往利用小波变换技术将多分辨率的图像融合在一起，得到更清晰的图像[29]。

1.2.6 疾病诊断

近年来，信息融合技术在医学领域的应用日渐活跃，主要包括疾病诊断及人体结构的研究。在医学领域应用信息融合技术的前提条件是医学可视化及图像提取设备的发展，通

过 X 光片图像及超声波图像融合能够更容易发现癌变组织，还能更清晰的对不同组织进行分类。通过融合血管造影术及超声波图像，可以重建血管的 3D 图像。信息融合技术还应用于研究脑组织的结构及睡眠状态的识别等。

1.2.7 其他

近年来，信息融合技术的应用领域不断扩大，尤其是民用领域。除了上述所提到的应用外，还有在电路系统[30]、模式识别[31]及复杂巨系统[32]中的应用等。

1.3 多传感器数据融合的分类

数据融合是一个涉及多个学科的交叉领域，难以建立清晰严格的分类。目前的文献中，关于数据融合的分类包含以下五种：

1.3.1 基于数据源的关系

这个分类方法考虑不同数据源采集的数据在时间、空间上的关系，主要包括以下 3 种分类方法：

- (1) 互补关系：传感器采集数据的时间、地点不同，没有交叠。例如：不同摄像头采集不同位置的信息。
- (2) 冗余关系：传感器采集数据的时间、地点相同，具有相同的部分。例如：不同摄像头对同一个地点进行拍摄，重叠部分的数据源关系就是冗余。严格上讲，传统意义上的数据融合以这种数据关系为主要研究对象，通过融合多个传感器数据的冗余关系，来获得更准确、更高质量的信息。与之相比，互补关系的多传感器数据处理，也被叫做信息拼接，并非严格意义上的数据融合技术。但是我们将互补关系也列在这里，因为在实际系统中，互补关系的数据源往往和冗余关系的数据源同时存在，所以我们也列互补关系的数据源列为多传感器数据融合的分类。
- (3) 合作关系：一般指的是不同传感器对同一个信息源同时进行采集，并且所采集的信息虽不同，但是有关系。例如：视频和音频信号进行融合，对语音进行识别。近年来，对具有合作关系的数据源进行数据融合处理是主要的研究方向。因为不同传感器可以采集到不同性质的信息，对不同性质的信息进行融合可以从根本上解决采集数据源的不准确、不全面的问题，可以大幅度的提升数据融合之后的信息质量及层次。

1.3.2 基于输入数据和输出数据的不同性质

表 1.1 基于输入输出数据的不同性质对数据融合进行分类

输入形式	输出形式	符号表示	功能定义
数据	数据	DAI-DAO	基于数据的融合
数据	特征	DAI-FEO	特征选择与提取
特征	特征	FEI-FEO	特征融合
特征	决策	FEI-DEO	模式识别与处理

决策	决策	DEI-DEO	决策融合
----	----	---------	------

- (1) 数据输入-数据输出 (DAI-DAO): 这种类型是分类中考虑的最基础或基本的数据融合方法。这种类型的数据融合处理输入和输出的原始数据, 结果通常更可靠或更准确。在从传感器收集数据之后立即进行该级别的数据融合。该级别采用的算法一般是基于信号和图像处理的算法;
- (2) 数据输入-特征输出 (DAI-FEO): 在此级别, 数据融合过程使用来自数据源的原始数据来提取描述环境中的实体的特征或特性;
- (3) 特征输入-特征输出 (FEI-FEO): 在此级别, 数据融合过程的输入和输出都是特征。此外, 数据融合过程改进、重新定义或获取了新特征。这个过程也称为特征融合、符号融合或中间层融合;
- (4) 特征输入-决策输出 (FEI-DEO): 该级别获得一组特征作为输入, 并提供一组决策作为输出。大多数基于传感器输入做出决策的分类系统属于这种分类类别;
- (5) 决策输入-决策输出 (DEI-DEO): 这种类型的分类也称为决策融合。其融合了输入决策以获得更好或新的决策。

1.3.3 基于信息抽取的级别

基于信息抽取的级别, 指的是从传感器采集的信号、到信号的内涵 (即其表征的特征), 再到基于信号要采取什么行动 (所做的决策), 各个过程的数据融合。

- (1) 信号级: 属于低级融合, 原始数据直接作为数据融合过程的输入提供, 提供比各个输入源更准确的数据 (更低的信噪比)。
- (2) 特征级: 属于中级融合, 融合特征或特征 (形状, 纹理和位置) 以获得可用于其他高层次决策任务的特征。
- (3) 决策级: 属于高级融合, 将符号表示作为输入源并将它们组合起来以获得更准确的决策。贝叶斯方法通常在这个级别上使用。
- (4) 多级融合: 该级别处理从不同抽象级别提供的数据 (即, 当信号级与特征级组合以获得决策级融合时)。

1.3.4 JDL 信息融合模型

这种分类是数据融合中最流行的概念模型。它最初由 JDL 和美国国防部 (DoD) 提出。在这种融合模型中, 数据融合过程被分为五个处理级别, 如图 1.1 所示。其中预处理部分指的是对信号进行去噪、去除异常点等单信号源预处理过程, 因为其不属于数据融合的主要部分, 而是同其他测量数据与处理技术相同, 所以这里不再详述。

- (1) 第 1 级检测级融合: 直接在多源信息系统中的检测信号上进行融合。常见结构为分布式检测级融合结构, 如图 1.2 所示。
- (2) 第 2 级位置级融合: 将来自同一目标的状态估计进行融合, 实现状态的空间上的融合, 获得目标运动的位置、速度、及加速度等。
- (3) 第 3 级目标识别 (属性) 融合: 也称特征级融合, 是先从各传感器提供的原始数据中提取一组特征信息, 然后对各组特征信息进行融合。特征是能表示研究对象性能、功能、行为等, 并因而表征使其与其它对象相似或相异的信息。
- (4) 第 4 级态势估计: 通过综合敌我双方及地理、气象环境等因素, 将所观测到的

战斗力量分布与作战意图有机地联系起来，分析并确定事件发生深层原因，得到关于敌方兵力结构、使用特点的估计，最终形成战场综合态势图。

- (5) 第5级威胁估计：在态势估计基础上，综合敌方破坏能力、机动能力运动模式及行为企图的先验知识，得到敌方兵力的战术含义，估计出作战事件出现的程度，并对作战意图作出指示与告警。

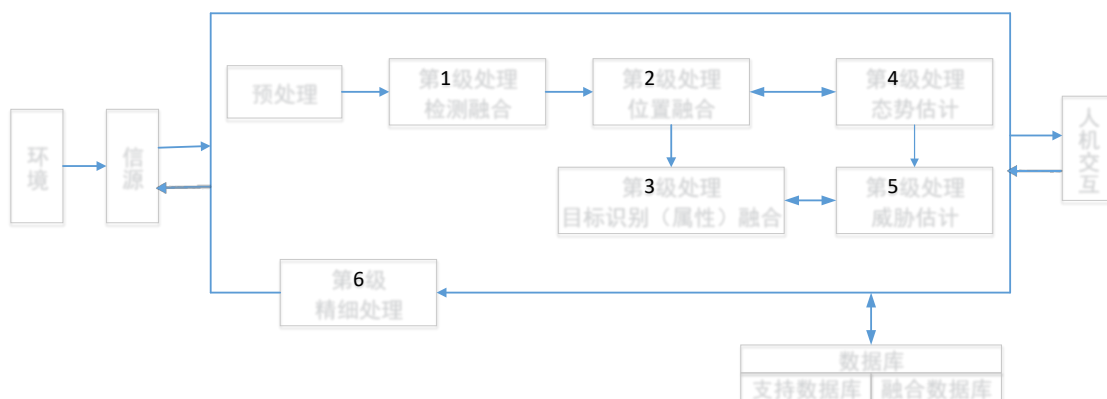


图 1.1 JDL 信息融合模型

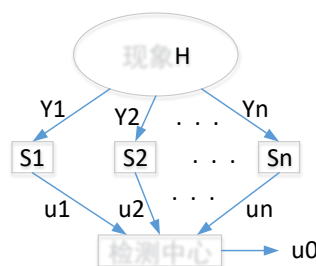
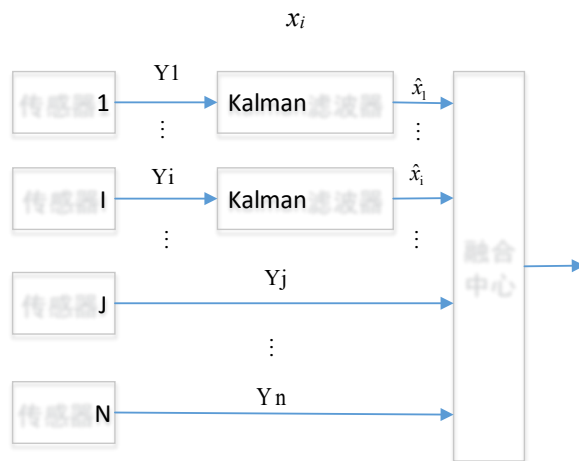
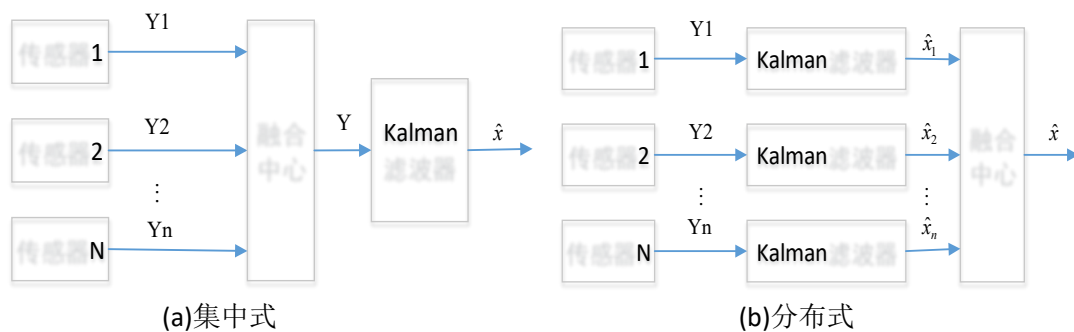


图 1.2 分布式检测级融合结构

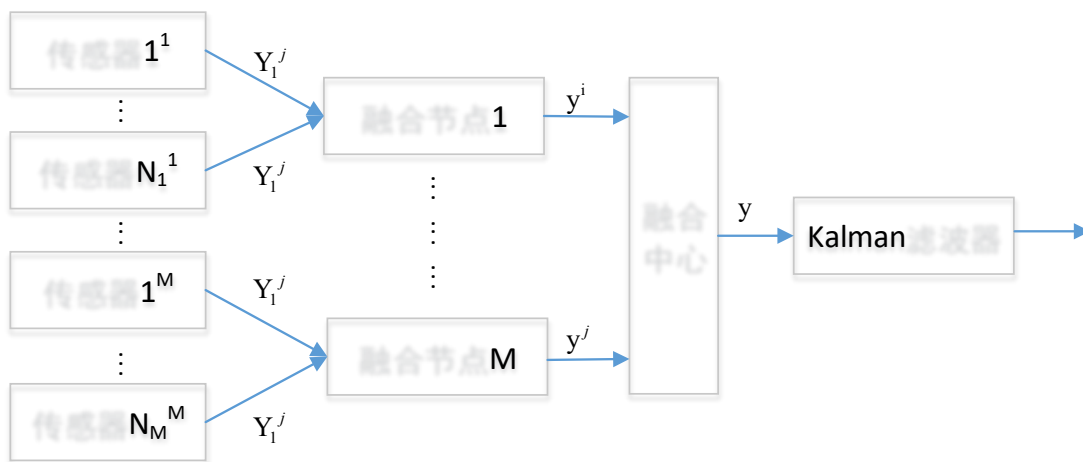
1.3.5 基于系统的结构

- (1) 集中式：如图 1.3(a)所示。在集中式结构中，融合节点位于中央处理单元，该中央处理单元接收来自所有输入源的信息，因此，所有融合过程都在中央处理单元中执行。在该模式中，输入源获取测量数据并将它们发送到中央处理单元，在中央处理单元中执行数据融合过程。如果我们假设数据对齐和数据关联正确执行并且传输数据所需的时间不重要，那么集中式方案在理论上是最优的。但是，先前的假设通常不适用于实际系统。此外，通过网络发送原始数据所需的大量带宽是集中式方法的另一个缺点。当这种类型的结构用于融合视觉传感器网络中的数据时，这个问题将会成为瓶颈。最后，在不同输入源之间传递信息时的时间延迟是可变的，并且相比其他方案，对集中式方案中的结果影响更大；
- (2) 分布式：先对数据进行融合，再处理，如图 1.3(b)所示。在分布式架构中，每个输入源节点的测量值在信息发送到融合节点之前独立处理；融合节点考虑从其他节点接收的信息。换句话说，在将信息传送到融合节点之前，在输入源节点中执行数据关联和状态估计。因此，每个节点仅基于其局部信息提供对象状态的估计，并且该信息是融合过程的输入，其提供融合的全局融合结果。这种类型的体系结构提供了不同的选项和变体，范围从一个融合节点到几个中间融合节点；
- (3) 混合式：综合集中式和分布式结构，如图 1.3(c)所示。

(4) 多级式：如图 1.3(d)所示。



(c)混合式



(d)多级式

图 1.3 数据融合的四种系统结构

1.4 多传感器融合方法综述

1.4.1 检测级融合

检测级融合技术的研究起步较早。早在 1981 年，Tenney [33] 首次将传统的分布式检测扩展为多传感器检测理论，在各传感器的测量噪声相互独立的情况下，给出了融合中心函数。

该算法将各传感器的数据直接进入融合中心进行融合处理，是一种集中式融合检测方法。在此基础上，Z.Char [34] 基于 LR (likelihood ratio) 规则，推导出了真正意义上的分布式检测最优融合规则，这标志着多传感器分布式检测理论的开始。

最近 20 年，多传感器检测理论有了较全面的发展。Reilman [35] 基于 N-P(Neyman-Pearson) 规则推导出了融合中心的门函数由期望虚警率决定的融合规则，并且给出了串联结构（见图 1.4）及带有直接观测的融合系统结构（见图 1.5），同时讨论了这些结构的融合系统的融合性能。基于这些结构，Lee [36] 给出了软判决结果。Thomopoulos [37] 证明了在假设各传感器的局部判决相互独立的条件下，融合中心采用 N-P 规则，各传感器采用 LR 规则判决是有固定虚警率和最大检测率的最优判决。

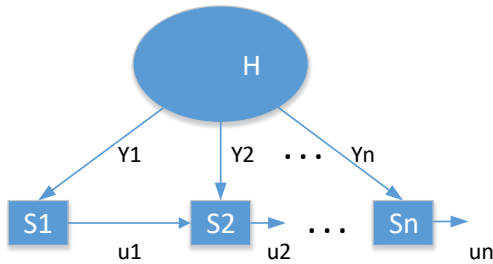


图 1.4 分布式检测级串联融合结构

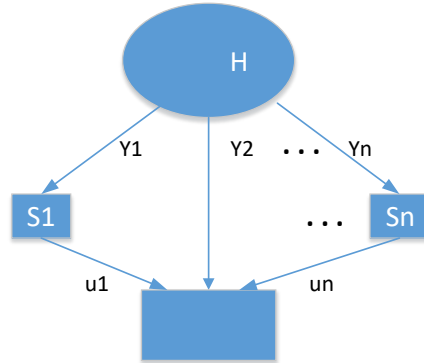


图 1.5 分布式检测级带有直接观测融合结构

Barkat [38] 提出了分布式恒虚警率检测（CFAR），所采用的检测器是单元平均恒虚警率（CA-CFAR）检测器，融合中心采用“k out of n”融合规则。Guan Jian [39] 比较了分布式单元平均恒虚警率（CA-CFAR）检测器和有序统计量恒虚警率（OS-CFAR）检测器分别作为局部检测器的分布式融合检测系统的检测性能。Hermann[40] 指出在多目标的环境下，OS-CFAR 比 CA-CFAR 检测性能好。

Bar-Shalom [41] 讨论了各局部判决中心相关时的分布式二元假设问题，在局部判决之间的相关程度由已知相关系数表示的条件下，给出了 N-P 最优融合规则。Hermann [40] 也讨论了相关局部判决的融合系统，不同的是融合中心是概率密度函数的 Bahadur-Lazarsgeld 扩展。Chau 和 Geraniotis[42] 讨论了弱信号的检测问题。在此基础上，Chau [43] 讨论了相关噪声中的弱检测信号的多传感器融合检测问题。文中讨论了下列两种情况 1) 观测序列是相关的；2) 在观测序列是相关的基础上，各传感器的观测数据也是相关的。对于观测序列相关的多传感器融合系统，先将每一个传感器的数据进行局部判决，之后将局部判决在融合中心融合得到最后的统计判决。而对于第二种情况，Chau 在局部判决前先使用了一个非线性处理器。文中得到了最优的局部判决及非线性处理器，而且，第二种情况的复杂最优化问题被解耦成局部判决最优化及非线性处理器的最优化问题。Yawgeng A [44] 将[43] 的第二种情况的研究进一步推进，给出了最优的线性处理器。

Wei Chang [45] 讨论了各个传感器的局部判决非同步情况下的分布式检测系统，在观测区间内产生局部判决的个数呈 Poisson 分布的情况下，给出了最优贝叶斯融合规则。文中的融合规则为[47] 的更一般情况，不同点在于决策的门限为一时变函数，而[34] 中门限为固定值。

Geranitis 和 Chau[46] 讨论了多传感器融合系统的极大极小鲁棒分布二元检测问题。文中假设各传感器观测相互独立，但统计特性未知，概率分布在某一已知上限的不确定区间，给出了系统融合判决的错误率、各传感器的局部判决的错误率及期望的多传感器个数都具有鲁棒性的融合规则。文中还推导了如果融合系统的传感器都相同，给出的融合规则为最优的。

但若各传感器观测数据的统计特性不同时,所给出的结论只适合于以下两种情况 1) 系统的传感器数量巨大; 2) 到达融合中心的传感器局部判决时间间隔较长。Veeravalli [47] 讨论了有、无融合中心的鲁棒分布式检测问题。在有融合中心的融合系统中,讨论了比[46] 更一般的系统,既有限个传感器、观测时间间隔不长和软判决系统,因此[59] 的结论只是该文的一个特殊情况。苏慧敏[48] 也讨论了鲁棒检测技术,分析了集中式与分布式两种鲁棒检测技术的区别。

检测级融合技术只提出至今,已有近二十年的时间,可以说已形成了比较完善的理论体系。目前对该领域的研究仍有必要继续,主要有以下几个方面:

- (1) 鲁棒检测技术的研究工作没有取得更多的成果,没有真正解决实际问题。
- (2) 各检测器性能时变的情况下,如何自适应估计各检测器性能并进行分布式检测融合。
- (3) 微弱信号的检测融合研究。
- (4) 在信号参数模糊、随机变化情况下的分布式检测融合问题,是一个亟待解决的难点。

1.4.2 数据互联

Kanyuck 和 Singer[49] 首次系统地探讨了多传感器单目标对数据互联问题。而在此之前,人们大多只用直觉去处理在航空领域中遇到的类似问题。文中提出了决定互联程度的“互联等式”,该等式通过调节“门”函数的大小得到观测数据与已知航迹的关联准确度。但他们只给出了“试凑”的方法来选择“门”函数,限制了其实际意义。Stein [50] 研究了基于最大似然法的最优航迹关联问题,给出了发现新航迹、确定航迹及确定“门”函数的一整套方法。同时给出了计算量较小的次优算法。

目前文献中提到的多传感器多目标 (MSMT) 的数据互联方法主要有两大类: 基于算法的最邻近方法 (NN) 和全局邻近方法 (AN) 方法及不基于算法的神经网络和模糊逻辑方法。NN 方法是最早的 MSMT 数据互联算法,其核心是把统计意义上与被跟踪目标预测位置 (跟踪门中心) 最近的有效回波作为数据互联对。Blackman [51] 详尽讨论了将 NN 方法应用于 MSMT 系统中的性能。之后,在此基础上,Bar-Shalom [52] 提出了单传感器联合概率数据互联算法 (JPDA) 和多传感器联合概率数据互联算法 (MJPDA)。

JPDA 是目前正在广泛研究的一种方法,其实质是计算当前一次扫描得到的各个测量值与各条航迹的关联概率,然后用这些概率作为更新每条航迹加权平均测量值的加权系数。它考虑到了回波来自某个目标的可能性,是一种较合理、全面的关联方法。但是,这种方法存在航迹聚合的问题,在多目标尤其是杂波密度高时,其概率计算的复杂性和过大的计算量影响了算法的实用价值,因而,人们相继研究了一些能得到近似最优解且计算量较低的算法[53]-[55]。Fitzgerald RJ [56] 提出了一种经验公式来计算互联概率,其解很接近 JPDA 的最优解,并且计算速度快,容易实现,当采用最近邻近互联方法代替加权平均更新时,还可以消除 JPDA 所产生的航迹聚合趋势。

Mori [57] 讨论了多假设互联 (MHT) 方法,从理论上讲,这是一种最好的 MSMT 数据互联方法,但是它需要相当大的计算量存储空间。MHT 的互联结果是硬判决,表征某一测量为已知航迹的概率。与之不同的是,多交互模型联合概率数据互联方法 (IMMJPDA) 给出的是软判决,描述某一测量与若干航迹的相关程度。Bar-Shalom [58] 给出了此方法的一个应用实例。

不基于算法的 MSMT 数据互联方法通常只能给出的数据互联的近似解。Sengupta [59] 使用神经网络模拟 JPDAF 方法,最多可处理 6 条航迹和 20 个测量回波。但神经网络本身的

启发性质使其在 MSMT 数据互联的应用十分困难[60]。Singh [61] 首次将模糊逻辑应用于数据互联问题。模糊逻辑的优点是可以处理不同种类的信息，但当航迹大于 4 条以上时，模糊规则太多以至于无法进行互联。在此基础上，人们又研究了一些改进的方法[62] -[65]。

总结上面的数据互联技术的研究工作，可以看到，该领域虽然已取得了一定的研究成果，但仍有许多问题应该进一步深入研究：

- (1) 尽管有许多简单互联方法，但必须注意到，在多个测量值进行互联时，算法的计算复杂程度与性能之间的矛盾并未从根本上解决。因此，几乎所有的简单算法都是以牺牲部分性能为代价，否则，则要求对互联数据的先验知识必须十分充分，这在实际多传感器融合系统中往往很难做到，所以，进一步研究简单、实用、能够解决实际系统互联问题的算法是十分必要的。
- (2) 目前的神经网络、模糊逻辑等不基于模型的方法用于数据互联几乎没有明显的优势。在应用过程中，神经网络的前期训练的收敛往往十分困难，而模糊规则的构造也很复杂，开发适用于数据互联技术的不基于模型的方法十分必要。
- (3) 随着多传感器系统的复杂性日益提高，异类传感器测量数据互联问题将是一个更加复杂的问题。
- (4) 多传感器数据互联性能的评估技术。

1.4.3 状态融合估计

在假设各个状态的估计是相互独立的前提下，Singer R.[66] 首次研究了多传感器状态估计问题，尽管存在一定的缺憾，Singer R 的研究标志着多传感器状态融合估计研究的开始。接下来的几年中，不同的状态融合估计算法相继出现。比较成功的多传感器状态估计方法早期主要有 Willner[67] 等人提出的集中式多传感器 Kalman 滤波算法和 Hassan[68] 等人提出的最优 Kalman 滤波分散化计算方法及 Chong[69] 提出的分层估计。

Bar-shalom [70] 指出因为“不同传感器测量的动力学模型存在相同的过程噪声”，各个目标状态的估计误差实际上是相关的。在此基础上，Bar-shalom [71] 提出了一种“分布式状态融合”算法，并且讨论了过程噪声对融合方差的影响。该算法的原理是先使用一组 Kalman 滤波器对每一个传感器的测量进行滤波，得到各个传感器对状态的估计，然后用线性估计原理得到最终的全局融合估计。

分布式估计具有非常有效的数据处理方法，是多传感器系统数据处理的重要方式。它可以将大系统分割成小系统，从而改变全局最佳估计的数据处理结构，有利于计算机实时并行处理。由多个局部融合节点分担融合中心的很多计算负荷以及数据传输量的大大降低，使大系统的实现成为可能，同时也增强了系统的可靠性。分布式估计研究的主要是如何把融合估计分解成若干个局部估计，以及由局部估计怎样组合成最佳全局融合估计的问题。

作为分布式及分层估计理论的发展，文献[72] -[78] 研究了分布式多传感器系统中的航迹合成问题；Willis[79] 等人讨论了线性连续时间系统中的分层估计，解决了从不同数据集产生的航空地图如何组合成最佳完整地图的问题，提出了为从局部估计恢复全局融合估计，融合系统模型与子系统模型之间应满足的充要条件；Bierman[80] 则从数据值稳定性的角度出发，提出了平方根信息滤波和平滑形式的分布式估计算法；Carlson[81] 简化了 Bierman 的算法，从而形成了更为实用的算法；Castanon 和 Iobbia[82] -[84] 等人则把前人的研究成果推广到非线性系统中。

目前，“分布式状态融合”算法的融合中心有两种融合规则，一种是前面提到的用线性估计原理对估计状态进行融合；另一种以最小二乘估计为原理对估计状态进行融合[85]。Chang [86] 通过研究二者原理上的区别，指出前者是次优的，而后者在最小均方差意义上是

最优的。

利用最小二乘估计原理进行融合估计的一个重要分支是并行 Kalman 滤波, Carlosn 和 Roy 等人研究了平方根并行 Kalman 滤波器[81]、[87] -[88], Berg 介绍了一般分散 Kalman 滤波器[89]; 另一个重要分支是分段处理和融合[90] [91]。近年来, Hong[92] -[94] 研究了通信网络中具有不确定的分布多传感器综合、利用集中模型的分布滤波和多坐标系统中的自适应分布滤波。作为上述结果的发展, 文献[95] -[97] 研究了多坐标系中的多级式系统状态估计、混合式系统状态估计和带反馈信息的分布式多级估计。

除了分布式状态融合, 目前存在的另一种融合估计算法是首先将各个传感器的测量数据融合, 再在唯一的一个融合中心进行状态估计, 一般称这种估计方法为“集中式融合估计”。现在, Kalman 滤波器是各个传感器测量数据融合使用比较广泛的估计方法。通常融合中心也有两种, 一种是用线性加权的方法, 另一种是直接将各个测量数据合并组成一个的扩展的测量数组。Gan [98] 及[99] -[101] 等文献比较了这两种算法, 指出如果测量矩阵相同, 则基于二种测量数据融合不同融合估计方法性能相同, 否则, 后者的估计性能优于前者。Chen[102] 集中阐述了集中式多传感器系统中传感器的个数与性能之间的关系, 给出了相应的曲线。

另外, 随着多传感器系统应用领域的不断扩大, 除了状态估计之外, 多传感器参数估计也引起了人们的兴趣。以下不同的参数融合估计方法各有优缺点, 通常适用于不同的多传感器系统: 张军英[103] 利用非负单调集合函数来描述重要性测度区间的估计; Chau [104] 研究了各个信息源相关情况下的参数估计问题, 类似的研究还有[122] -[124]; 谢美华[105] 用样条函数实现了多传感器的参数融合估计。另外, 胡国辉[106] 讨论了当系统出现故障时, 多传感器系统的重构问题; Luo [107] 讨论了传输数据存在高斯噪声干扰时, 分布估计的测量点与融合中心的通信问题, 给出了得到统计最优估计所需数据的下限。

近十几年, 状态融合估计和多传感器参数估计得到了较大的发展, 针对不同类型的传感器系统, 如不确定多传感器系统[108] [109]、异类传感器系统[110]、异步传感器系统[111] -[113]、多分辨率系统[114] -[118]、非线性系统[119] -[121] 等, 取得了许多的研究成果。

由于多传感器融合系统的应用日益广泛, 系统越来越复杂, 状态融合估计技术仍有许多问题有待解决:

- (1) 如前所述, 分布式系统是多传感器系统的主要结构, 与集中式系统相比, 具有很大的优势。因此, 分布式融合算法的研究更具有实际意义, 然而, 目前的分布式状态融合估计算法的实时实现对计算机内存仍然是一个挑战。用线性估计原理对状态进行融合的次优融合方法所需的计算量较小, 但目前该算法本身具有很大的局限性, 必须进一步改进才能适应实际的多传感器系统。
- (2) 对于非标准多传感器系统, 如包含控制项、过程噪声与测量噪声相关、过程噪声与测量噪声具有已知的非零均值等情况的系统, 状态融合估计还没有解决。而非线性多传感器系统的融合估计问题也是实际应用中有待进一步研究的问题。
- (3) 尽管已有研究者研究了不确定多传感器系统的状态融合问题, 但相关的研究成果还太少, 没有形成规范化方法, 远远没有解决实际多传感器系统的鲁棒融合估计问题。
- (4) 融合系统的综合问题在目前的文献中很少提到, 这中间的一个关键问题是研究系统参数与估计性能的关系。
- (5) 在实际的多传感器系统中, 若在测量环境中存在统一的干扰源, 各个传感器的测量噪声一般是相关的。然而, 这种相关性很难准确地描述, 存在着很大的不确定性。因此, 这类系统的状态融合估计问题地解决将会极大的推动多传感器融合理论在实际中的应用。
- (6) 关于状态估计与数据互联的联合优化问题, 目前的研究工作很少, 而这个问题

地解决将能明显地提高融合系统的综合性能。

- (7) 关于各种算法的计算量、通信量、存储量需要全面的比较方法及测试平台，这对多传感器融合理论的实际应用具有重要意义。

1.4.4 属性级融合及决策级融合

实现属性级融合主要有模板法、聚类分析、神经网络等人工智能方法。孙占华[125] 将模糊理论应用于属性融合，解决了船舶航行中的碰撞危险程度的识别中。

应用于决策级融合的方法主要有基于最大后验概率、模糊综合函数及黑板模型的融合方法和 D-S 证据理论。这些方法各有优缺点，在实际应用中需要根据具体情况选择相应的方法。如基于最大后验概率方法的缺点是需要知道各传感器正确识别的概率及各目标的先验概率，这些数字往往是不易获得的。基于模糊综合函数方法具有计算比较简单的优点，但它不能利用积累的经验。基于黑板模型的方法需要利用专家系统，但知识库的建立是应用的瓶颈。

目前在决策级融合中应用最广的是证据理论。证据理论又称 Dempster-Shafer 理论。最先由 Dempster 提出，后由 Shafer 进一步发展起来的一种不精确推理理论。Gordon [126] 在证据理论的实际应用方面做了大量的工作，使证据理论进入实用化。Lee T.[127] 利用证据理论对多源数据进行分析，不过仅采用了证据理论的合并原则对单个子集来综合各数据源的信息，而未考虑到分析各子集之间的相关性。

D-S 证据理论作为用于处理信息融合中的不确定性问题的重要方法，目前很受重视。但在实际应用时，证据理论也存在一些问题。比如：1) 应用 Dempster 组合规则时要求证据彼此独立；2) 当证据相互矛盾时，应用 Dempster 组合规则将有可能产生与直觉相悖的不合理决策。张奇[128] 同时针对证据的相关性与冲突性修正了 Dempster 组合规则，取得了很好的效果。方勇[129] 除了考虑分析子集的相关性之外，还对空间进行了分级处理，进一步完善了分析空间的完备性。

传统的决策级融合方法的另一个缺点是动态范围较小，融合的概率分值对模型的参数误差比较敏感，融合的效果不理想。马继涌[130] 提出了改进规则，对原乘积规则中的概率密度和融合规则平滑，使得融合分值的动态范围增大，并使融合分值对模型参数的误差有较好的稳定性。

另外，传统的决策融合方法的算法复杂，许多结合算子不满足交换律，结合顺序不同，得出的结果也不同。李国栋[131] 把团队一致法用于不确定信息融合，得到关于目标类别的满意结果。

多传感器融合理论的属性级融合及决策级融合上在起步阶段，研究者往往针对不同的研究系统探讨一些实用的融合方法，通用的实用算法还比较少，因此还有十分广阔的研究空间，下面只列出以下几个研究方向：

- (1) 多传感器的属性信息的综合利用问题；
- (2) 属性的获取问题；
- (3) 实用的通用性决策方法等。

1.4.5 传感器管理

传感器管理 (SM) 方法的研究目前正在起步阶段，G. W. Ng[132] 给出了带有 SM 部分的多传感器系统结构，如图 1.4 所示。刘先省[133] 详细地讨论了该闭环系统的性能，讨论了以传感器部分、数据融合部分和传感器管理部分等构成的数据融合系统的闭环控制模式，

并分析了各组成部分的功能及它们之间相互联系及相互制约、相互控制的关系，得到了一个具有反馈结构的、实时调整的和整体优化的数据融合系统。

S. Fabre [134] 提出了两种评价传感器管理及提高传感器可靠性的方法：LCCM 和 GCPM。前者使用信任度来表示传感器的可靠性，后者是用测量回波数描述可靠性。仿真实验表明在所有传感器都具有一定的不确定性时，LCCM 方法的性能优于 GCPM 方法，能取得较好的融合结果；而当某一个传感器能够得到比较精确的测量而其他的传感器具有较大的不确定时，GCPM 的效果更好。

在中、大规模的多传感器融合系统中，传感器的数量多达几十个到几百个，多传感器的优化冗余融合问题显得尤为突出。Lamport L [135] 讨论了当分布式多传感器系统中有三分之一的传感器出现故障或随机误差较大时，如何得到准确的测试结果。Marzullo K [136] 给出了多传感器冗余融合系统，当只有一半以上的传感器正常工作时，该融合系统还是可以正常、有效地工作。刘贵喜[137] 提出了一种多传感器冗余系统的优化模型和满足有效度约束的最小代价准则，给出了实现该组合优化问题的模拟退火算法。

传感器管理的研究问题还有很多，如传感器性能预测，传感器对测量的分配方法，传感器空间和时间作用范围的控制准则，传感器配置和控制策略，传感器接口技术，传感器对目标分配的优先级技术，以及传感器指示和交接技术等。

1.5 多传感器融合的前沿问题——无人车技术简介

传感器技术的发展为多传感器融合技术创造了必要的基础。而多传感器数据融合技术在民用领域具有很大的需求与前景，且无线传感器网络、通信技术、软件平台、硬件计算平台已经具备，但针对民用系统的融合理论、方法有待进一步完善。

多传感器数据融合是信号处理的一个重要分支，广泛应用于各种信息处理领域中。同时作为一种思想，解决了各种信号检测、分析与预测问题。这使得多传感器融合在多民用领域崛起，其研究前景可概括为三个方面：硬件方面的插入式传感器接口设计；软件方面的用于数据对准、存储等的多传感器融合系统的基础软件设计；算法方面的针对某一领域的融合算法。在众多具体的传感器融合应用领域中，最前沿的问题当属无人车。

无人驾驶汽车，又称为自动驾驶汽车、电脑驾驶汽车或轮式移动机器人，是无人地面载具的一种，具有传统汽车的运输能力。作为高智能化、自动化系统，自动驾驶汽车的终极目标是不需要人为操作即能感测其环境及导航。完全的自动驾驶汽车仍未全面商用化，大多数均为原型机及展示系统。

自动驾驶汽车能以雷达、光学雷达、GPS 及电脑视觉等技术感知其环境。先进的控制系统能将测量数据转换成适当的导航道路、障碍与相关标志等。根据定义，自动驾驶汽车能透过测量数据的信息，借以地图信息，在条件改变或驶进了未知的环境的条件下，可以持续追踪其位置。

在许多方面，自动驾驶汽车是现有汽车中的辅助系统的一种扩充，如车道偏离检测系统，它会遵循道路标志和声音警告并在车辆开始偏移车道时纠正方向；自适应巡航控制系统会控制无人车和前边的车辆保持一个恒定的距离；自动泊车系统可将汽车倒进停车位；还有紧急制动和卫星导航系统等等，也就意味着计算机会根据汽车目前行驶的情景自动控制汽车的方向盘、加速和制动。

对于一辆自动驾驶汽车而言，这些智能系统都必须包含一系列的传感器、集成融合算法的软件等，这样的系统可以知道无人车的周围正在发生什么。因此，如今的自动驾驶汽车全身布满了传感器。传感器可以映射出周围环境的特性、探测道路边缘和车道标线、识别标志和红绿灯，结合摄像头、雷达和激光来识别行人。

由此可知，各种各样的传感器对于无人驾驶技术的发展起到了至关重要的作用，图 1.4 给出了不同传感器的感知区域。无人车中的主要传感器类型有图像传感器、 超声波雷达、 激光雷达、 毫米波雷达。当前最先进的智能汽车采用了 17 个传感器（仅指应用于自动驾驶功能），而预计 2030 年将达到 29 个传感器。

但是不同传感器的感知范围均有各自的优点和局限性，通过传感器信息融合技术弥补单个传感器的缺陷，提高整个智能驾驶系统的安全性和可靠性的必然的趋势。随着无人车传感器收集数据量的增加，传感器数据融合已经成为无人车系统的最关键的理论和方法之一。其融合的结果决定了无人车的决策和行为，这对无人车系统的安全问题具有重大意义。实践证明，自动驾驶车是无法仅靠一个传感器实现安全驾驶的，必须使用传感器融合技术科学地综合多源信息，提升自身的自动性、智能性。

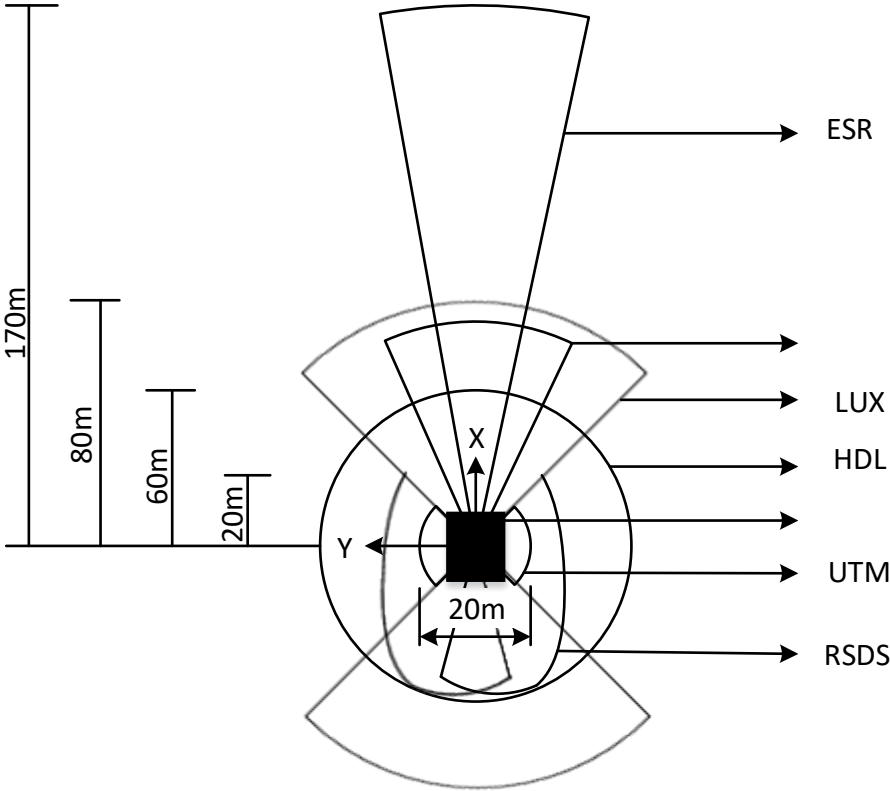


图 1.4 无人车传感器识别区域

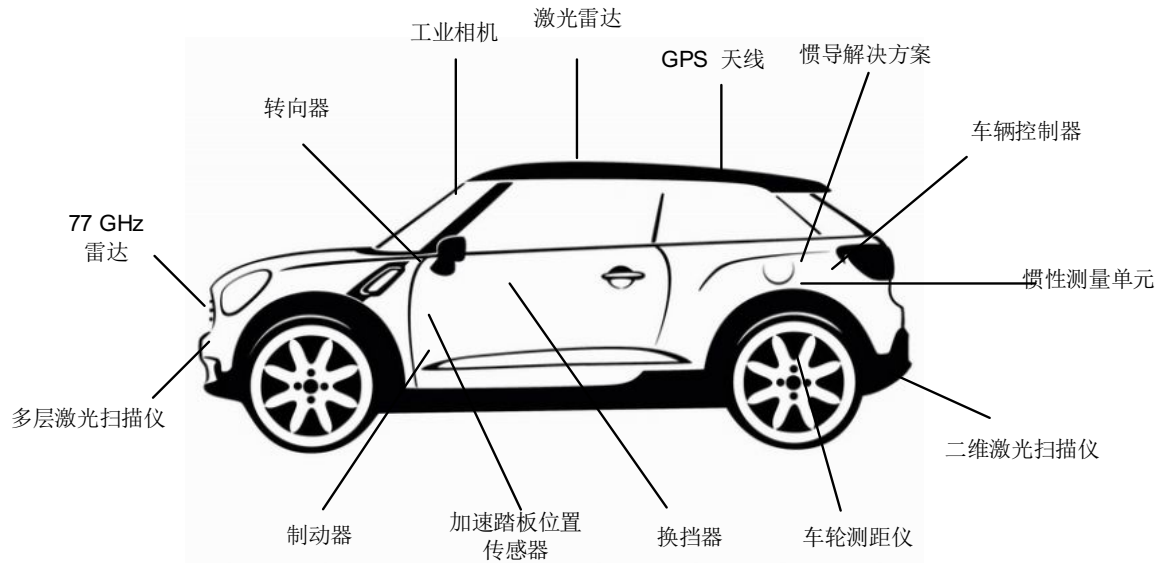


图 1.4 无人车传感器分布

参考文献:

- [1] 郭志恒, 杨春英, 机载多传感器两种数据融合方法探讨, 电光与控制, 67 (3), 1997, 14-19
- [2] 戴筠, 王建海, 分布序贯最近邻多目标跟踪算法, 系统工程与电子技术, 1998, 第 7 期, 11-14
- [3] 卢君明, 李瑞棠, 组网雷达自组织最小均方差数据融合算法, 西安电子科技大学学报, 27 (2), 2000, 161-165
- [4] 张军英, 多雷达站数据融合处理的聚类方法, 计算机仿真, 17 (3), 2000, 8-10, 26
- [5] Peter S. Maybeck, Robert L. Jensen, An Adaptive Extended Kalman Filter for Target Image Tracking, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic System, Vol. AES-17, No.2, March, 1981, 173-179
- [6] Yong-Jian Zheng, Bir Bhanu, Adaptive Object Detection from Multisensor Data, Proceedings of 1996 IEEE/SICE/RSI International Conference on Multisensor Fusion and Intelligent Systems, 633-640
- [7] E. Jouseau, B. Dorizzi, Neural Network and Fuzzy Data Fusion. Application to an Online and Real Time Vehicle Detection System, Pattern Recognition Letters 20(1999), 97-107
- [8] 刘源, 谢维信, 多传感器图像模糊融合算法在图像识别中的应用, 西安电子科技大学学报 27 (1), 2000, 5-8
- [9] 宝音贺喜格, 黄文虎, 设备故障诊断的关联矩阵方法研究, 振动与冲击, 1999, 18 (1), 1-5
- [10] 张雨, 设备故障信息融合问题思考, 长沙交通学院学报, 1999, 15 (2), 22-29

- [11] 刘燕燕等, 数据融合技术在输电线网故障诊断中的应用, 信息技术, 2002, 第 8 期, 2-5
- [12] 张彦泽, 多传感器信息融合及在智能故障诊断中的应用, 传感器技术, 1999, 18 (2), 18-22
- [13] 赵方, 谢友柏, 油液分析多技术集成的特征与信息融合, 摩擦学学报, 1998, 18 (1), 45-52
- [14] 史天运等, 柔性加工单元的状态监测与故障诊断研究, 北京理工大学学报, 1998, 18 (5), 567-572
- [15] 董选明, 裘丽华, 基于 BP 算法的液压泵在线状态监测及故障诊断, 北京航空航天大学学报, 1997, 22 (2), 193-198
- [16] Wadi, R. Balendra, An Intelligent Approach to Monitor and Control the Blanking Process, Advances in Engineering Software, 30(1999), 85-92
- [17] P. G. Mathews, M. S. Shummugam, Neural-network Approach for Predicting hole quality in Reaming, International Journal of Machine Tools & Manufacture, 39(1999), 723-730
- [18] Hrianmayee Vedam, Signed Digraph Based Multiple Fault diagnosis, Computer Chem. Engng. Vol. 27, 1997, 655-660
- [19] Shang-liang Chen, Y. W. Jen, Data Fusion Neural Network for Tool Condition monitoring in CNC Milling Machining, International Journal of Machine Tools & Manufacture, 40(2000), 381-400
- [20] 钢铁, 吴林, 超声检测中的多源信息融合技术与缺陷识别, 1999, 35 (1), 11-14
- [21] 庄钊文, 郁文贤, 王浩, 信息融合技术在可靠性评估中的应用, 系统工程与电子技术, 2000, 22 (3), 75-77, 80
- [22] 郭呈贺等, 多智能传感器的有限分散自治体系研究, 机器人, 1997, 19 (1), 28-34
- [23] 罗志增, 蒋静坪, 基于 DS 理论的多信息融合方法及应用, 电子学报, 1999, 27(9), 100-102
- [24] 王祁, 聂伟, 基于信息融合技术的气体识别方法的研究, 机器人, 1999, 21 (4), 288-293
- [25] 王祁, 聂伟, 张兆礼, 数据融合与智能传感系统, 传感器技术, 17 (6), 1998, 51-53
- [26] 王志武等, 多传感器数据融合在切割机器人系统中的应用, 上海交通大学学报, 36 (7), 2002, 995-998
- [27] Soo-Chang Pei and Lin-Gwo Lion, Vehicle-type Motion Estimation by the Fusion of Image Point and Line Features, Pattern Recognition, Vol.31, No.3, pp. 333-344, 1999
- [28] L. Vergara, P. Bernabeu, Automatic Signal Detection Applied to Fire Control by Infrared

Digital Signal Processing, Signal Processing, 80(2000), 659-669

- [29] X. Dai, S. Khorram, Data Fusion Using Artificial Neural Network: a Case Study on Multitemporal Change Analysis, Computer, Environment and Urban Systems, 23(1999), 19-31
- [30] P. Arena, S. Baglio, Analog Cellular Networks for Multisensor Fusion and Control, IEEE Transaction on Circuits and Systems-I: Fundamental Theory and Application, Vol. 47, No.9, September, 2000, 1378-1382
- [31] 张九龙, 模式识别的最大熵方法, 2000, 29 (4), 152-156
- [32] 艾克武, 综合集成的内容与方法——复杂巨系统问题研究, 系统工程与电子技术, 1998, 7, 18-23
- [33] Robert R. Tenney, Nils R. Sandell, Detection with Distributed Sensors, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic System, Vol. AES, No.4, July, 1981, 501-510
- [34] Z.Chen, P.K. Varshney, Optimal Data Fusion in Multiple Sensor Detection System, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic System, Vol. AES-22, No.1, January, 1986, 98-101
- [35] A.R. Reilman, L.W. Nolte, Design and Performance Comparison of Distributed Detection Networks, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-23, No.6, November, 1987, 789-797
- [36] C.C. Lee, J. J. Chao, Optimal Local Decision Space Partitioning for Distributed Detection, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 25, No.4, July, 1989, 538-544
- [37] S. C. A. Thomopoulos, R.Viswanathan, D.K. Bougoulas, Optimal Distributed Detection Fusion, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 25, No.5, September, 1989, 761-765
- [38] Moirad Barkat, Pramod K. Varshney, Decentralized CFAR Signal Detection, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 25, No.2, March, 1989, 141-149
- [39] Guan Jian, He You, Peng Ying-Ning, Distributed CFAR Detector Based on Local Test Statistic, Signal Processing, 80(2000), 373-379
- [40] Hermann Rohling, Radar CFAR Thresholding in Clutter and Multiple Target Situations, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic System, Vol. AES-19, No.4, July, 1983, 608-620
- [41] Y. Bar-Shalom, H. M. Shertukde, K. R. Pattipati, Use of Measurements from an Imaging sensor for Precision Target Tracking, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 25, No.6, November, 1989, 863-871
- [42] Evangelos Geraniotis and Yawgeng A. Chau Distributed Detection of Weak Signals from

- Multiple Sensors with Correlated Observations, Proceedings of 27th Conference on Decision and Control, 1988, 2501-2506
- [43] Yawgeng A. Chau and Evaggelos Geraniotis, Asymptotically Optimal Quantization and Fusion in Multiple Sensor Systems, Proceedings of 28th Conference on Decision and Control, 1989, 585-587
 - [44] Yawgeng A. Chau and Evaggelos Geraniotis, Multi-sensor Correlation and Quantization in Distributed Detection Systems, Proceedings of 29th Conference on Decision and Control, 1990, 2692-2697
 - [45] Wei Chang, Mosre Kam, Asynchronous Distributed Detection, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 30, No.3, July, 1994, 818-826
 - [46] Evaggelos Geranitis, Yawgeng A. Chau, Robust Data Fusion for Multisensor Detection Systems, IEEE Transaction on Information Theory, Vol. 36, No. 6, November, 1990, 1265-179
 - [47] Venugopal V. Veeravalli, Tamer Baser, Minimax Robust Decentralized Detection, IEEE Transaction on Information Theory, Vol. 40, No. 1, January, 1994, 35-40
 - [48] 苏慧敏等, 多传感器数据融合的鲁棒检测技术, 北京航空航天大学学报, 1999, 25 (2), 156-159
 - [49] Allen J. Kanyuck, Robert A. Singer, Correlation of Multiple-Site Track Data, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic System, Vol. AES-6, No.2, March, 1970, 180-187
 - [50] J.J. Stein, S.S. Blackman, Generalized Correlation of Multi-Target Track Data, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic System, Vol. AES-11, No.6, November, 1975, 1207-1217
 - [51] S. S. Blackman, Multiple-Target Target with Radar Application, Artech House, Norwood, MA, 1986
 - [52] Y. Bar-Shalom, T. Fortman, Tracking and Data Association, Academic Press, New York, 1998
 - [53] G.Y. Trunk, J.D. Wilson, Association of DF Bearing Measurement with Radar Tracks, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-23, No.4, July, 1987, 438-447
 - [54] Zhou, N. K. Bose, Multitarget Tracking in Clutter: Fast Algorithms for Data Association, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 29, No.2, April, 1993, 352-363
 - [55] J. A. Roecker, A Class of Near Optimal JPDA Algorithms, IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 30, No.2, April, 1994, 504-510
 - [56] Fitzgerald R J. Development of Practical PDA Logic for Multitarget Tracking by

Microprocessor, Proceedings of the American Controls Conference, Seattle, WA, June 1986, 889-893

- [57] S. Mori, C. Harris, E. Rogers, Utilizing Fuzzy Models in the Design of Estimators and Predictors: an Agile Target Tracking Example, in Proceedings of the 2nd IEEE Conference on Fuzzy Systems, 1993, 679-684
- [58] Y. Bar-Shalom, Multitarget Multisensor Tracking: Applications and Advances, Vol. II, Artech House, Norwood, MA, 1992
- [59] Sengupta, R. Illtis, Neural Solution to the Multiple Target Tracking Data Association Problem, IEEE Trans. Aerospace Electron. System AES-25, 1989, 96-108
- [60] 杨新星, 焦李成, 一种快速全局优化的神经网络及其在数据融合中的应用, 电子科学学刊, 1999, 21 (6), 820-824
- [61] R. P. Singh, W. H. Balley, Fuzzy Logic Applications to Multisensor-multitarget Correlation, IEEE Trans. Aerospace Electron. System AES-25, 1997, 752-769
- [62] Y. M. Chen, H.C. Huang, Fuzzy Logic Approach to Multisensor Data Association, Mathematics and Computer in Simulation, 52(2000), 399-412
- [63] Ashraf M. Aziz, Murali Tummala, Roberto Cristi, Fuzzy Logic Data Correlation Approach in Multisensor-multitarget Tracking Systems, Signal Processing, 76(1999), 195-209
- [64] 刘源, 谢维信, 基于多传感器多目标特征信息的模糊数据关联算法, 系统工程与电子技术, 1998, 第 12 期, 18-23
- [65] 王明辉等, 强干扰环境下性能优化的相互作用多模型-概率数据互联算法, 自动化学报, 27 (2), 2001, 267-270
- [66] Singer R. and A. J. Kanyuck. Computer control of multiple site track correlation, Automation, Vol. 7, pp. 455-464, 1971
- [67] D. Willner, C.B. Chang, K. P. Dunn, Kalman Filter Algorithm for a Multisensor System. In Proc IEEE Conf. Decision and Control, Dec. 1976
- [68] M.F. Hassan, et al., A Decentralized Computational algorithm for the Global Kalman Filter. IEEE Trans. On Automat. Contr., Vol., AC-23, 1978, pp262-268
- [69] C.Y. Chong, Hierarchical Estimation. MIT/ONR C3 Workshop Monterey, CA, 1979
- [70] Bar-shalom, Y., "On the track-to-track correlation problem", *IEEE Transaction on Automatic Control*, Vol. 26, pp. 571-572, 1981
- [71] Bar-shalom, Y., Capmo, L., "The effect of the common process noise on the two-sensor fused-track covariance", *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 22, pp. 803-805, 1986
- [72] T. Kerr. Decentralized Filtering and Redundancy Management for Multisensor Navigation. IEEE Trans. On AES, Vol. 23, No.1, 1987

- [73] 何友, 多目标多传感器综合算法, 湖北省武汉地区研究生第三届学术年会, 1987 年第一期, 1-11
- [74] 何友, 多传感器综合系统中的数据合成, 全国 C³I 年会论文, 1998 年 11 月, 郑州
- [75] 何友, 多传感器网络中的分布估计, 海军航空工程学院学报, 1988 年第 4 期, 1-8
- [76] 周叶, 戴冠中, 王立新, 线性离散时间系统分散估计的合成算法, 控制与决策, 1989 年第 1 期, 1-6
- [77] 何友, 多传感器系统中的航迹合成, 火力与指挥控制, 1990 年第 1 期, 7-14
- [78] P.L. Liu, Local Estimation Combination for the Solving Tracking Problem. 1983 Asilomar Conf. On Circuits Systems and Computer, pp. 378-382
- [79] A. S. Willsky, M.G. Bello, et al. Combining and Updating of Local Estimation and Regional Maps along Sets of One-dimensional Track. IEEE Trans. On AC, Vol. 27, No. 4, 1982, pp: 799-813
- [80] Bierman B. J., Belzer M. R., A Decentrized Square Root Information Filter/Smoothen. Proceeding of 24th CDC, 1985, pp: 1902-1905
- [81] Neal A. Carlson, Federated Square Root Filter for Decentralized Parallel Processes, *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 26, pp. 517-525, May 1990.
- [82] D. A. Castanon, et al. Nonlinear Data Fusion. In Proc. 1982 MIT/ONR Workshop Command Control, Monterey, CA Aug. 1982
- [83] D. A. Castanon and D. Tenekzis. Distributed Estimation Algorithm for Nonlinear Systems. IEEE Trans. on AC, Vol. 30, No.5, 1985
- [84] R. Lobbia, M. Kent. Data Fusion of Decentralized Local tracker Outputs. IEEE Trans. AES, Vol. 30, No.3, 1994:787-799
- [85] Hamd R.Hashemipour, Summit Roy, and Alan J. Laub, "Decentralized Structure for Parallel Kalman Filtering", *IEEE Transaction on Automatic Control*, Vol.33, pp. 88-93, 1988
- [86] K. C., Chang, Saha, R. K., Bar-Shalom, Y., "On optimal track-to-track fusion", *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 33, pp. 1271-1276, 1997.
- [87] T. H. Kerr. Comments on: Federated Square Root Filter for Decentralized Parallel Processes. IEEE Trans. on AES. Vol. 27, No. 6, 1991, pp: 946-948
- [88] S. Roy, R. H. Hashem and A. J. Laub, Square Root Filter for Parallel Kalman Filtering Using Reduced-order Local Filters. IEEE trans. on AES, Vol. 27, No. 2, 1991, pp.276-288
- [89] T. M. Berg, et al. General Decentralized Kalman Filters. Proceedings of the American Control Conference, Maryland, June 1994, pp: 2273-2274
- [90] U. B. Desi and B. Das. Parallel algorithm for Kalman Filtering. In Proc. 1985 Amer. Contr.

Conf., Boston, MA, June, 1985, pp: 920-921

- [91] G. G. Meyer and H. W. Weinert. Parellel Algorithm and Computeational Structures for Linear Estimation Problems. In Statiatical Signal Processing, E. J. Wegman, New York, 1984, pp: 507-516
- [92] L. Hong Centealized and Distributed multisensor Integration with Uncertainties in Communication Networks. IEEE Trans. on AES, Vol. 27, No.2, 1991, pp: 370-379
- [93] L. Hong, Distributed Filtering Using Set Models. IEEE Trans. on AES, Vol. 28, No. 4, 1992, pp: 1144-1152
- [94] L. Hong, Adaptive Distributed Filtering in Multicoordinated Systems. IEEE Trans. on AES, Vol. 27, No. 4, 1991, pp: 715-724
- [95] He You, Peng Yingning, Lu Dajin, Composite Filtering in Hybrid Multisensor Data Systems, InerRader Symposium, 1998, Germany, pp: 745-748
- [96] He You, Peng Yingning, Lu Dajin, Sensor Track Fusion with Feedback Information. 1999 Inter. Conf. on Radar Systems, France
- [97] 何友等, 带反馈信息的分布式多传感器航迹融合, 电子科学学刊, 2000, 22 (2): 1-10
- [98] Qiang Gan, Chis J. Harris, "Comparison of Two Measurement Fusion Methods for Kalman-Filter-Based Multisensor Data Fusion", *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 37, pp. 273-280, 2001.
- [99] Roecker, J. A., and McGillem, C.D. "Comparison of two-sensor tracking methods based on state vector fusion and measurement fusion", *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 24, pp. 447-449, 1988
- [100] Willsky, A.S., Bello, M.G., Castanon, D.A., Levy, B.C., and Verghese, G.C.,. "Combining and update of local estimation and regional maps along sets of one-dimensional track", *IEEE Transaction on Automatic Control*, Vol. 27, pp. 799-813, 1982
- [101] Chris J. Harris, Qiang Gan, State Estimation and Multi-sensor Data Fusion Using Data-based Neurofuzzy Local Linearisation Process Models, *Information Fusion*, 2001(2), 17-29
- [102] Huimin Chen, Thiaglingam Kirubarjan, Yaakov Bar-Shalom, Track-to-Track Fusion versus Centralized Estimation: Theory and Application, *IEEE Trans. on AES*, Vol.39, No.2, 2003, pp:386-411
- [103] 张军英, 信息融合中重要性测度的区间估计, 西安大学学报, 1999, 26 (3), 332-336
- [104] Yawgeng A. Chau and Evaggeilos Geranitis, Distributed Multisensor Parameter Estimation in Dependent noise, *IEEE Transaction on Commnications*, Vol.40, No.2,

February, 1992, 373-394

- [105] 谢美华, 王正明, 多传感器跟踪目标的数据互联, 中国空间科学技术, 2000, 第6期, 1-7
- [106] 胡国辉, 范胜林, 容错信息融合滤波算法的研究, 中国惯性技术学报, 1998, 6(1), 20-24
- [107] Zhi-Quan Luo, John N. Tsitsiklis, Data Fusion with Minimal Communication, *IEEE Transaction on Information Theory*, Vol. 40, No. 5, September, 1994, 1551-1563
- [108] Uwe D. Hanebeck, Joachim Horn, Fusion Information Simultaneously Corrupted by Uncertainties with Known Bounds and Random Noise with Known Distribution, *Information Fusion*, 2000(1), 55-63
- [109] 徐毓, 无穷范数下的目标状态融合方法, 华中科技大学学报, 30(1), 2002, 41-43
- [110] M. Haimovich, J. Yosko, Fusion of Sensors with Dissimilar Measurement/Tracking Accuracies, *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 29, No.1, January, 1993, 245-249
- [111] Liu Zuoliang, A Data Algorithm for Asynchronous Multisensor Data Fusion, *Proceedings of ICSP'98*, 1548-1552
- [112] 宋小全, 孙仲康, 组网雷达在干扰条件下的目标跟踪, 现代雷达, 19(2), 1997, 12-19
- [113] 王洁等, 异步多传感器数据融合, 控制与决策, 16(6), 2001, 877-881
- [114] 文成林等, 多尺度动态模型单传感器动态系统分布式信息融合, 自动化学报, 22(2), 2001, 158-165
- [115] 文成林, 多传感器单模型动态系统多尺度数据融合, 电子学报, 2001, 第3期, 341-345
- [116] 陈隽永等, 多分辨数据融合技术, 系统工程与电子技术, 21(1), 1999, 25-32
- [117] 胡战虎, 李言俊, 基于小波理论的多分辨率多传感器数据融合, 数据采集与处理, 2001, 16(1), 90-93
- [118] 文成林, 周东华, 多尺度估计理论及其应用, 清华大学出版社, 2002
- [119] Robert Lobb, Mark Kent, Data Fusion of Decentralized Local Tracker Outputs, *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 30, pp. 787-798, July, 1994,
- [120] David A. Castanon, Demosthenis Teneketzis, Distributed estimation Algorithms for nonlinear Systems, *IEEE Trans. on Automation Control*, vol. 30, No.5, pp. 418-425, May, 1985.
- [121] Yee-Ming Chen, Huang-Che Huang, Multisensor Data Fusion for Manoeuvring Target Tracking, *International Journal of Systems Science*, Vol. 32, No. 2, 2001, pp.205-214

- [122] 李勇智, 李国栋, 多维位置数据最优融合方法, 青岛大学学报, 11 (3), 1998, 65-69
- [123] 李启虎, 相关观测资料的最佳线性数据融合, 声学学报, 26 (5), 2001, 385-388
- [124] 涂国平, 多传感器数据融合的稳健处理方法, 数据采集与处理, 13 (1), 1998, 85-87
- [125] 孙占华, 雷达导航避碰模糊识别, 2000, 29 (5), 466-470
- [126] Jean Gordon, Edward H. Shortliffe. A Method for Managing Evidential Reasoning in a Hierarchical Hypothesis Space, Artificial Intelligence, 1985, 26, 323-357
- [127] Lee T., Richards J. A., Swain P. H., Probabilistic and Evidential Approaches for Multisource Data Analysis, IEEE T-GRS 1987, GE-25(3)
- [128] 张奇, 顾伟林, 基于 Dempster-Shaper 证据推理理论的 ALV 视觉信息融合, 计算机学报, 1999, 22 (2), 193-198
- [129] 方勇, 证据理论应用于多源信息融合分析, 遥感技术, 2000, 4 (2), 106-111
- [130] 马继涌, 高文, 多通道信息融合的改进乘机规则, 电子学报, 1999, 27 (8), 1-4
- [131] 李国栋等, 基因不确定度量信息融合的团队一致法研究, 自动化学报, 1998, 24 (5), 681-685
- [132] G. W. Ng, K. H. Ng, Sensor Management – What, Why and How, Information Fusion, 2000(1), 67-75
- [133] 刘先省等, 多传感器数据融合系统闭环控制模式的构成与分析, 信息与控制, 2000, 29 (2), 145-151
- [134] S. Fabre, A. Appriou, X. Briottet, Presentation and Description of Two Classification Methods Using Data Fusion Based on Sensor Management, Information fusion, 2001(2), 49-71
- [135] Lamport L, Shostak R, Pease M., The Byzantine Generals Problem, ACM Trans Program Lang Syst, 4(3), 1982: 383-401
- [136] Marzullo K., Tolerating Failures of Continuous- Valued sensors, ACM Trans on Computer System, 8(4), 1990: 284-304
- [137] 刘贵喜, 杨万海, 多传感器融合系统的优化冗余, 西安电子科技大学学报, 27 (1), 2000, 9-12, 34