

引用格式: 何友, 刘瑜, 李耀文, 等. 多源信息融合发展及展望[J]. 航空学报, 2025, 46(6): 531672. HE Y, LIU Y, LI Y W, et al. Development and prospects of multisource information fusion[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2025, 46(6): 531672 (in Chinese). doi:10.7527/S1000-6893.2025.31672

《航空学报》创刊60周年专刊 II

多源信息融合发展及展望

何友^{1,2}, 刘瑜^{1,2,*}, 李耀文³, 丁自然¹, 董凯¹, 崔亚奇¹,
张财生¹, 王学谦², 李徵³, 郭晨¹

综述

1. 海军航空大学 信息融合研究所, 烟台 264001
2. 清华大学 电子工程系, 北京 100084
3. 清华大学 深圳国际研究生院, 深圳 518055

摘要: 多源信息融合经历了数十年发展,从经典的信号处理问题拓展到多学科交叉前沿领域,覆盖了航空航天、智能交通、工业工程、国土安全等广泛军民应用。从多源信息融合的原理和意义出发,综述了信息融合技术的主要发展阶段,梳理归纳了融合检测、融合关联、融合识别、融合估计4个基本科学问题的研究进展,并概括了多源图像融合技术和面向信息融合的机器学习方法。在此基础上,介绍了信息融合在军民领域的典型应用。最后,展望了信息融合技术与应用的发展方向。

关键词: 信息融合; 多传感器融合; 统计信号处理; 机器学习; 分布式系统

中图分类号: V19 文献标识码: A 文章编号: 1000-6893(2025)06-531672-26

随着计算机技术、通信技术和微电子技术的发展,各种面向复杂应用背景的多源信息系统大量涌现,迫使人们对多种传感器和不同的信息源进行更有效的集成,以提高信息处理的自动化程度。因此,从20世纪70年代起,一个新兴的学科——多传感器数据融合(Multisensor Data Fusion, MSDF),或多源信息融合(Multisource Information Fusion, MSIF)迅速地发展起来,并逐渐引起众多专家和学者的热切关注及深入研究,现已在工程科技、医疗、交通、机器人、物联网系统等领域得到了广泛应用。

1 多源信息融合含义

1.1 信息融合原理

多源信息融合是面向多个或多类传感器(或信息源)的系统设计的一种信息处理方法,它又被称作多源关联、多源合成、传感器集成或多传感器融合,但更广泛的说法是多源信息融合或多传感器信息融合,即信息融合。人类和其他生物系统普遍具备多源信息融合这一基本功能。人类本能地具有将身体上的各种功能器官(眼、耳、鼻、舌和四肢等)所探测的信息(视觉、声音、气味和触觉)与先验知识进行综合推断的能力,以便周围的环境和正在

收稿日期: 2024-12-17; 退修日期: 2024-12-30; 录用日期: 2025-02-10; 网络出版时间: 2025-02-19 09:28

网络出版地址: <https://hkxb.buaa.edu.cn/CN/Y2025/V46/I6/531672>

基金项目: 国家自然科学基金(62388102, 62425117, 62293544, 62401336)

* 通信作者: E-mail: liuyu77360132@126.com

发生的事件做出估计。由于人类的感官具有不同度量特征,可测出一定空间范围内发生的各种物理现象,并通过对不同特征的融合处理转化成对环境的解释和认识。

信息系统中的多源信息融合实际上是对人脑综合处理复杂问题的一种高水平的功能模拟。在多传感器(或多源)系统中,各信源提供的信息可能具有不同的特点:时变/非时变,实时/非实时,快变/缓变,模糊/确定,精确/不完整,可靠/非可靠,独立/互补,甚至相互矛盾或冲突的。其基本原理类似于人脑综合处理信息的过程,通过对各种信源及其观测信息的合理支配与运用,依据某种优化准则将各种信源在空间和时间上的互补与一致信息组合起来,产生对环境的综合性的描述和推断。信息融合的目标是通过对各信源观测信息的优化组合推断出更多的有效信息,并最终利用多个信源的信息交互、互补、相互印证的优势,提高整个系统的可靠性和有效性。

1.2 信息融合意义

信息融合的性能增益包括且不限于:①增加系统的生存能力,例如在对抗干扰环境、部分节点失效或通信受阻等条件下,利用部分可靠信源提供的信息保持系统连续运行、弱化故障,并增加检测概率;②扩展时间和空间的覆盖范围,增强系统的监视和检测能力;③增强推断的可信度,降低信息的模糊性;④提高时间和空间的分辨力;⑤增加观测空间的数据与特征维度。尽管信息融合可以带来许多性能裨益,但复杂性的增加会产生一些不利因素,在执行具体任务时须进行权衡。

2 信息融合主要发展阶段

信息融合萌发于第二次世界大战末期,起始于1973年,在20世纪80年代后期开始蓬勃发展。纵观信息融合半个世纪发展历程,可归结为以下3个阶段。

2.1 数据融合阶段

自20世纪70年代至80年代末。1973年,美国开展了多声呐信息融合系统研究,研制了可自

动探测敌方潜艇位置的信息融合系统。20世纪80年代,传感器技术的飞速发展、传感器数量的不断增加以及超远程武器的出现,使得军事装备亟需对多源信息进行快速综合处理,信息融合逐渐成为研究热点。

该阶段的数据融合系统主要针对传感器数据,信源以同类传感器为主,也包括具有同等信息形式的异类信源数据。主要功能以目标状态估计为主,实现多传感器探测目标的融合定位、识别与跟踪,作战应用以战场预警为主,部分应用于作战任务分配和作战平台指挥控制。该阶段典型融合算法包括位置融合算法、身份融合识别算法和辅助支持算法。

2.2 信息融合阶段

从20世纪80年代末美国三军政府组织——实验室理事联席会(JDL)建立信息融合初级模型至21世纪初。1987年起,美国三军每年召开一次信息融合学术会议,并通过SPIE传感器融合专集、IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems、IEEE Transactions on Automatic Control等顶级刊物发表有关论著。与此同时,IEEE系统和控制论会议、IEEE航空航天与电子系统会议、IEEE自动控制会议、IEEE指挥、控制通信和信息管理系统(C3MIS)会议、国际军事运筹学会议、国际信息融合会议、雷达会议、控制与判决会议、信号处理会议等也不断报导信息融合领域的最新研究和应用开发成果。1988年,美国国防部把信息融合列为20世纪90年代重点研究开发的20项关键技术之一,且列为最优先发展的A类。美国JDL下设的C3技术委员会(TPC3)专门成立了信息融合专家组来组织和指导有关的工作。20世纪90年代初,国内信息融合研究热度高涨,在政府、企业和各种基金的资助下,国内一批高校和研究所开始广泛从事这一领域的研究工作,涌现了一大批理论研究成果,研发了多目标跟踪系统和有初步综合能力的多源信息融合系统。

该阶段战场感知系统接入的信息源类型进一步扩展,特别是中长期技侦、部侦和人工情报的接入,在信息的格式、粒度、不确定性和相容性

等方面出现较大差异,其形式已不仅限于数据形式,出现了信号、数据、图像、文本和声音等多模态和多格式信息。该阶段的融合功能向上扩展到战场态势和威胁估计,支持了作战筹划与决策,向下扩展到信号融合检测,支持了多平台协同作战和超视距精确打击控制,使目标定位、识别与跟踪能力在精度和实时性上进一步增强。该阶段作战应用从战场预警扩展到作战决策、指挥控制和精确打击领域。

与数据融合相比,信息融合阶段典型特点有:① 信息源种类增多,信息融合除采用多传感器探测数据,还融入了其他信息源,如侦察情报、其他军民情报、开源文档及已有资料信息等;② 信息融合研究领域从目标定位、识别与跟踪,跨入态势评估等高层次感知领域;③ 信息融合应用领域从战略和战术预警,扩展到作战决策、指挥控制、火力打击、作战评估等整个作战过程及医学诊断、环境监测、状态维护和机器人等民用领域应用范畴。

2.3 通用智能融合阶段

当前,借助于人工智能、大数据、云计算等前沿技术,信息融合逐渐上升为一种方法论、思维模式和通用技术,并以多模态学习的方式发展演化,主要实现多模态融合和自主化决策,以期望发展类人智能,减少人的参与,在智能交通、机器人、智慧医疗、智慧城市、军事等领域广泛应用。其中,多模态融合是指融合文本、图像、音频、视频等不同领域客观信息,以及人的观测、判断、推理和知识等主观信息,以实现兴趣目标事件更为全面、完整和深入认识。自主化决策是指理解任务事件形势,预测变化趋势,提供主动建议、高级分析及人机交互,辅助进行快速有效决策。

2014年5月,Google推出了一款全自动驾驶汽车 Firefly,基本确立了后续自动驾驶技术的发展路线,4类传感器已成当前自动驾驶汽车的标配,自动驾驶进入信息融合技术比拼的时代^[1-2]。2021年8月,波士顿动力公司通过视频展示了其液压控制人形机器人 Atlas 的最新成就——跑酷。Atlas 进化到能适应各种环境,能在行走、跑步、跳跃过程中保持身体平衡。Atlas 性能的突飞

猛进,除了得益于自身控制能力提升外,也离不开环境感知和自主决策等信息融合技术的支持^[3]。在医疗领域,脑机接口技术^[4-6]通过采集融合处理多通道脑电信号,肌电、心率、呼吸节律等生理信号,以及功能性电刺激、VR等其他外部设备信号,来识别大脑状态或意图,将处理后的信息编码转化为具体指令,以此来控制外部设备应用,实现信息交流、运动辅助和功能恢复等,并最终将神经反馈信号传输给人脑,完成闭环处理。可见,脑机接口是一种典型的信息融合系统。在城市管理领域,中国走在了前列,智慧城市是典型的信息融合系统。2017年,阿里云城市大脑 1.0 诞生,实现了 AI 信号灯和交通事件自动识别与处置,从通行疏导和事件处置 2 个方向实现了路面交通通行效率的优化。2020年,阿里云城市大脑 3.0 发布,通过综合处理交通、旅游出行、城管、应急、工业、产业、畜牧养殖业、环保、监管、企业诚信、政务、社区、党建等多个领域数据,在数字世界中完成对城市规划、运营、管理的探索分析,助推更科学、更高效的城市发展和运营管理^[7]。在军事领域,当前,美军正在完善发展基于全球信息栅格的信息融合系统,并向单一、安全的联合信息环境^[8](JIE)演进,其主要特征有:集中统一的战场传感网络体系;各类数据多级别、多方面、多层次的智能融合处理;各类系统的智能融合。2023年12月,Google 团队发布了原生多模态大模型 Gemini,能够同时识别文本、图像、音频、视频和代码 5 种类型的信息,并能够进行复杂多模态数据推理,这种多源信息融合与推理能力可以帮助理解复杂的文本和视觉信息,同时 Gemini 还拥有较好的可靠性和可扩展性。2024年2月 OpenAI 发布文生视频模型 Sora^[9],可以通过文本描述生成 60 s 长视频,还可以对视频色彩风格等要素精确理解,创造出人物表情丰富、情感生动的视频内容,AI 跨模态视频生成能力实现跨越式发展。

3 信息融合理论前沿

本节首先总结了融合检测、融合关联、融合识别、融合估计 4 个基本科学问题的研究进展;进而,针对图像这一特殊数据类型和深度学习这一

先进工具,梳理归纳了不同于传统的统计信号处理思路的研究方法和成果。

3.1 融合检测

3.1.1 融合检测系统的原理与优势

融合检测系统的核心在于通过多个传感器协同观测目标或环境,利用不同传感器的边缘计算资源对原始观测数据进行处理,做出局部判决,之后将局部判决结果发送到融合中心,并在融合中心对局部判决结果进行融合,以生成全局判决^[10-12]。与单一传感器检测系统相比,融合检测系统能够有效利用不同传感器的互补信息,从而提高检测性能。

3.1.2 融合检测系统的网络结构及特性

根据传感器节点与融合中心的信息交互模式,融合检测系统的网络可以分为以下几种:

1) 并行结构^[13],在基本的并行结构中,各传感器独立完成本地观测和局部判决,融合中心仅负责融合多个传感器的局部判决结果,生成全局判决,如图1所示。该结构因其简单性和易于实现而广泛应用。在此基础上,部分并行网络允许融合中心直接观测目标,利用融合中心的直接观测和传感器发送的局部判决结果,进一步增强判决能力。

2) 带反馈的结构^[14],反馈机制在融合检测网络中引入了双向信息流。融合中心不仅接收传感器的局部判决结果,还向传感器发送反馈信息,使得传感器可以基于反馈信息动态调整局部判决策略,提高系统的整体性能。例如,在智能

交通系统中,反馈机制可以有效提升信号检测和融合的鲁棒性。

3) 串行结构^[15],串行结构网络以链式方式依次传递信息。每个传感器在观测目标的同时,结合前一个传感器所传递的信息生成局部判决并传递至下一个节点,最终形成全局判决,如图2所示。采用以上层级融合策略,各节点可实现逐级判决,从而降低融合中心的计算压力。例如,在车载传感器系统中,串行结构有助于实现资源受限情况下的高效信息融合。

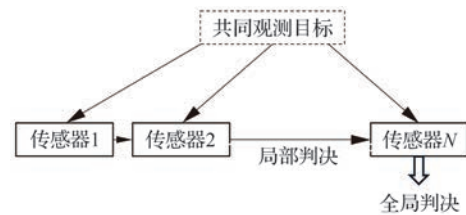


图2 串行结构的融合检测系统

Fig. 2 Sequential fusion systems for detection

3.1.3 融合检测方法

融合检测系统设计的关键在于局部判决规则与全局判决规则。针对不同的网络结构,现有研究提出了一系列融合检测方法。

1) 并行结构中的融合检测

首先,在同步判决传输场景中,假定各传感器基于统一的时钟进行信息传输,各自的局部判决结果在某一确定时刻同时到达融合中心。在这种情况下,局部判决规则已知的前提下,可在贝叶斯框架下以最小化检测风险为目标,基于传感器传递的二值化硬判决结果,对融合中心的全局判决规则进行优化,从而实现最佳的全局检测性能。上述分析可以进一步推广到更复杂的场景。例如,当各传感器传递多值化软判决结果时,可采用类似方法对全局判决规则进行优化;此外,在融合中心直接对目标进行观测的情况下,可同时利用直接观测数据与局部判决设计融合规则,以进一步提升检测性能^[14]。

在异步判决传输场景中,由于各传感器的局部判决结果以非同步的方式到达融合中心,融合中心需在接收过程中动态组合这些局部判决,并在一定观测时段的结束时刻做出全局判决。针

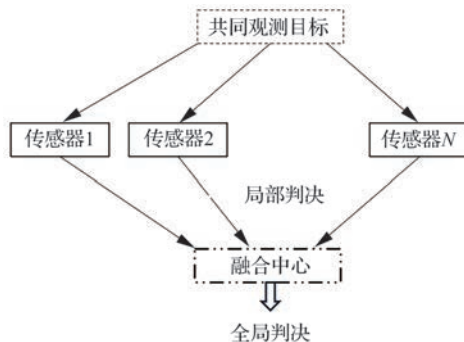


图1 并行结构的融合检测系统

Fig. 1 Parallel fusion systems for detection

对这种场景,可利用泊松过程对单个传感器的局部判决次数进行建模,分析和推导融合中心的最优融合规则,以适应异步判决特性的系统需求并提升整体检测性能。

此外,融合检测系统中可能存在干扰传感器。这些干扰传感器出于某些利益动机,试图通过恶意篡改其局部判决结果干扰融合中心,从而破坏全局判决的正确性。为确保系统的检测性能,融合中心需要采取相应的对抗式融合规则,尽量减小干扰传感器的负面影响^[15]。对抗式融合规则的执行通常分为以下2个步骤。第1步进行干扰传感器的鉴别,融合中心基于接收到的局部判决结果,估计干扰传感器集合,并直接丢弃该集合中的传感器所发送的局部判决结果。其中,融合中心可以通过硬鉴别方式或软鉴别方式评估传感器的可信度。硬鉴别方式通过对传感器判决结果与阶段性全局判决的匹配程度计算一致性指标;软鉴别方式则基于概率模型更精确地估计每个传感器可能为干扰传感器的概率。在确定传感器可信度后,若某个传感器的可信度低于预设阈值,则该传感器会被标记为干扰传感器,其局部判决结果将被剔除,不再参与全局判决。第2步是全局判决的生成,对剩余传感器发送的局部判决结果进行融合,形成全局判决。融合中心可采用“ N 中选 K ”规则生成全局判决,其中, N 表示剔除干扰传感器后,剩余有效传感器的总数; K 表示其中局部判决目标存在的传感器数量。

从全系统的角度来看,可以进一步利用贝叶斯最小风险准则同时优化局部与全局判决规则^[14]。特别是在传感器的观测数据满足条件独立同分布假设时,能够推导出最优规则的具体数学表达形式,保证系统的最佳检测性能。

2) 带反馈的结构中的融合检测

在该系统中,传感器通过直接观测目标,获取原始数据并进行初步处理,生成局部判决结果后,将其发送至融合中心。融合中心接收所有局部判决结果,并通过融合规则生成全局判决结果。随后,融合中心将全局判决结果作为反馈信息,逆向发送至各个局部传感器。在接收到反馈信息后,传感器结合融合中心的全局判决结果以及自身的观测数据,重新调整或优化其局部判决

规则,例如调整判决阈值,或者优化处理算法。通过这一反馈机制,系统可在动态变化的环境中展现出更高的鲁棒性和适应性^[14]。

3) 串行结构中的融合检测

在串行结构下的融合检测系统中,可以从由2个传感器构成的简单网络出发,利用 Person-by-Person Optimization(PBPO)方法进行系统优化设计。其中,第2个传感器的局部判决规则不仅基于其自身的观测数据,还依赖于前1个传感器的局部判决结果。当传感器数量增加时,例如在由3个传感器组成的串行网络中,其优化设计变得更加复杂。为了降低这种复杂性,可以将网络划分为2个处理单元:第1个处理单元由前2个传感器构成,负责结合前2个传感器的局部判决与观测数据生成中间判决结果;第2个处理单元则接收第1个处理单元的输出结果,以及第3个传感器的观测数据,最终生成全局判决结果^[12]。这种处理单元划分方法有效降低了系统优化的复杂度,将原本涉及所有传感器的联合优化问题分解为多个较小规模的子问题,从而显著简化了计算过程,并保证了系统整体的优化性能。

3.1.4 当前问题与挑战

融合检测领域尚有以下问题待深入研究:

- ① 利用图信号处理理论和网络拓扑学理论对融合检测系统中节点之间的信息收发模式进行建模,针对不同拓扑结构的传感器网络设计融合检测方法^[16-17];
- ② 完善融合检测基础理论体系,基于信息论定量分析不同传感器所采集的信息对于提升系统检测性能的贡献,在理论上论证进行多传感器信息融合的必要性,推导融合检测系统的性能界限;
- ③ 结合实际的通信系统,针对资源受限的传感器网络,对通信系统和信号检测方法进行一体化设计^[18];
- ④ 利用多入多出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)系统的相关理论,将无线传感器网络中的多个传感器和具有多个接收天线的融合中心视为MIMO系统,借助阵列信号处理方法降低衰落,提升频谱利用效率,利用有限的频谱资源提升融合检测性能;
- ⑤ 利用模糊数学理论设计新的信息融合规则,提升信息融合的鲁棒性,降低噪声干扰等^[19];
- ⑥ 基于人类

认知能力特性的局限性,从信号处理和信息融合的角度考虑包含人类决策者的多智能体网络中的融合决策问题;⑦从态势感知的角度,探究以网络为中心的作战环境中的目标检测问题与融合检测问题的关联,实现两者的相互借鉴^[20]。

3.2 融合关联

3.2.1 时空信息关联

时空信息关联主要根据目标运动的连续性,利用信息的时空相关性进行关联,包括中断航迹接续和多源航迹关联。其中,中断航迹接续是在多目标环境下,对同一目标不同批号的中断航迹进行关联,以提升航迹的持续时间,减少航迹零碎度。传统统计类方法有基于航迹预测的中断航迹接续方法^[21]、基于航迹相似性度量的中断航迹接续方法^[22]。多源航迹关联是对不同信源上报的不同批号目标航迹进行航迹关联,以优势互补、冗余消除,提升目标航迹的持续性、稳定性和精确性。传统统计类方法有统计双门限关联^[23]、模糊关联^[24]、域变换关联^[25]、参考拓扑关联^[26]、图像匹配关联^[27]等。

近几年,随着人工智能和深度学习等相关研究的迅速发展,研究人员也开展了智能时空信息关联方法研究。在智能中断航迹接续跟踪方面,Xiong等提出了基于双对比网络的中断航迹接续关联方法,通过时间与空间特征提取模块将航迹映射至高维空间,并利用对比学习实现同目标航迹的靠近与不同目标航迹的远离,以最近邻准则完成航迹接续关联^[28]。在智能多源航迹关联方面,Xiong等提出了基于异质航迹图的异步航迹关联网络,通过异质图神经网络聚合航迹的局部和全局特征,以预测关联关系并解决时间配准误差累积问题^[29]。Jin等通过深度学习将航迹特征和场景特征相结合,实现雷达和AIS之间的航迹关联^[30]。

3.2.2 同模态特征信息关联

特征信息关联主要是依据目标特征信息的相关性进行关联判断,信息关联的一个重要问题是信息检索,例如在图像与图像之间、文本与文本之间、视频与视频之间等进行关联检索。传统方法多基于人工特征提取,如颜色特征、纹理特征^[31]和

形状特征^[32]等。近年来,基于深度学习的特征表示方法在关联精度和速度上优于基于人工特征提取。例如,文献[33]提出了一种局部区域深度特征表示方法,通过引入局部聚合描述符向量(vector of local aggregated descriptors, VLAD)将提取的深度特征进行编码来获取图像的局部特征。文献[34]提出了一个深度多特征融合网络,让深度网络同时关注到图像的全局信息和局部信息。

3.2.3 多模态特征信息关联

多模态特征信息关联主要是依据目标不同类型观测数据的特征信息相关性进行关联判断。现有多模态关联方法主要分为基于真值和基于二值表示的方法,且多关注于2种模态特征信息之间的关联,在计算机视觉领域的研究较多,例如图像与文本之间^[35]、图像与音频之间^[36]、图像与视频之间^[37]等,在智慧医疗、智慧城市、自动驾驶等领域得到广泛应用。传统方法中最为经典方法要数典型相关分析(canonical correlation analyses, CCA)及其扩展形式^[38]。随着人工智能和深度学习飞速发展,大量智能算法被应用于多模态特征信息关联研究。文献[39]从遥感图像和文本的多粒度特征表示和利用图像与文本间的互补性信息出发,提出了基于信息融合和多粒度特征表示的跨模态关联学习方法。文献[40]提出了一种基于深度哈希的相似度矩阵辅助遥感图像跨模态关联方法,提高了无监督跨模态哈希关联检索的性能。近年来,大模型相关研究成为人们关注的一个热点,通过对海量多模态数据的特征关联学习,可具备对图像、文本、视频、语音等信息的强大理解能力,使多模态特征信息关联问题受到更为广泛的关注。

3.3 融合识别

3.3.1 融合识别原理

目标身份信息可以通过信源信号级、属性信息级和决策级3个层次提供,因此目标融合识别可以在数据级(信源信号级)、特征级(属性信息级)和决策级3个层次上进行^[41],如图3所示。数据级融合要求高精度的数据配准和同质性信息提取。特征级融合通过从各信源中提取特征信

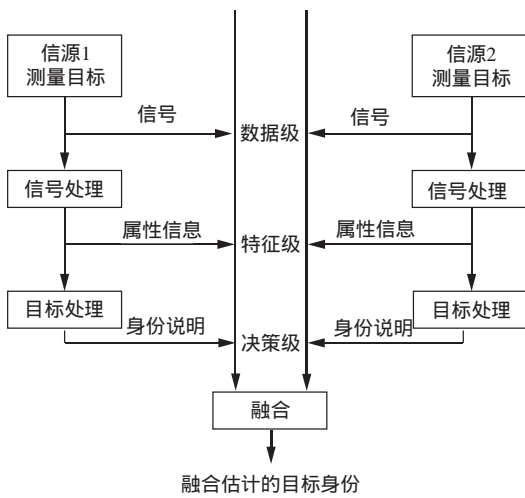


图3 目标身份识别信息融合结构

Fig. 3 Information fusion structure for target identification

息合并成综合特征向量,能够捕捉异质/异类/异域的信息,提升识别准确性。决策级融合则在各信源本地对观测数据进行初步处理后,由融合中心整合各信源的识别结果,做出最终判决。该方法虽然损失部分原始信息,但对通信带宽要求低,依赖性小,容错性和抗干扰能力强。本节将详细介绍不同层次的融合识别方法及其技术方案,并重点介绍基于深度学习的融合识别方法及其在多模态数据融合中的应用。

3.3.2 融合识别技术方案

1) DST 和 DSmT 方法

Dempster-Shafer 理论(DST)为决策级不确定信息的表达和合成提供了强有力的理论支撑,在信息融合等领域广泛应用^[42-43]。DST是贝叶斯理论的重要推广,用信任区间代替概率,用集合表示命题,并采用Dempster合成规则来更新信任函数。其主要特点是满足比贝叶斯概率理论更弱的条件,能够直接表达“不确定”和“不知道”。在目标识别中,信源*i*在*k*时刻获得的新测量基本概率赋值通过Dempster组合规则与累积基本概率赋值结合,形成新的累积基本概率赋值和不确定性。

然而,DST在处理模糊、高冲突情况时存在局限性,且要求辨识框架中的元素互斥,应用条件较为苛刻。为此,Dezert-Smarandache理论(DSmT)在DST基础上引入了冲突表示,不再要

求元素互斥,从而更好地处理复杂情况,扩展了应用范围。DSmT的目标判决规则与基于证据理论的方法相同,但在自由DSm模型下使用经典DSm组合规则,若存在完整性约束条件,则构建混合DSm模型并应用相应的组合规则进行决策。DSmT因此能更灵活地应对多传感器信号融合中的不确定性和冲突问题,提升目标识别的准确性。图4给出了基于DSmT的信息融合过程。

2) 贝叶斯方法

基于贝叶斯理论的决策级融合方法通过概率模型处理不确定性^[44],其融合识别过程如下:
 ① 需要定义做出决策的变量,例如目标类别、事件发生与否等。根据先验知识或经验,为每个决策变量分配先验概率,这些先验概率可以基于历史数据或专家知识;
 ② 获得每个信源对应的目标识别结果;
 ③ 对于每个信源的决策结果,计算在给定决策变量条件下观测数据的似然函数;
 ④ 利用贝叶斯定理,结合先验概率和似然函数,计算每个决策变量的后验概率,选择后验概率最高的决策变量作为识别结果。常见的决策规则为最大后验概率(MAP)决策规则。

3) 模糊集方法

基于模糊集的决策级融合方法是一种利用

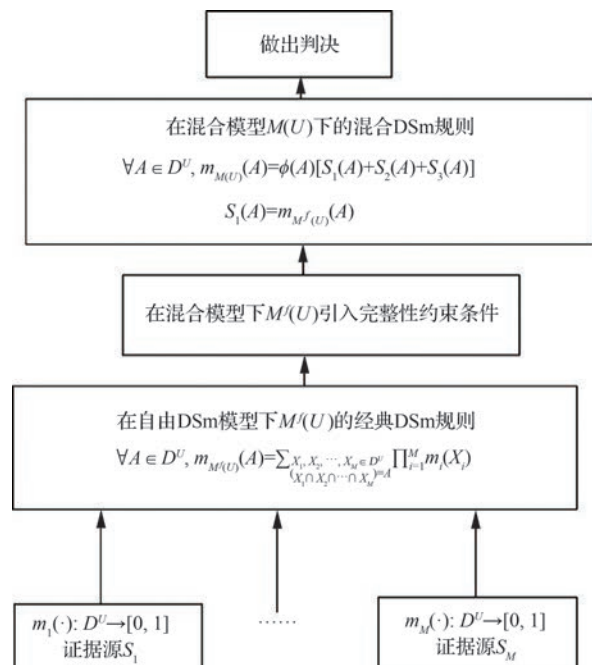


图4 DSmT的融合过程

Fig. 4 Fusion process of DSmT

模糊逻辑和模糊集理论来处理多信源数据中的不确定性和模糊性,以提高最终识别结果的准确性和可靠性,适用于处理那些边界不明确、难以用精确数值表示的数据^[45]。其融合识别过程如下:① 定义模糊集合,为每个决策变量定义模糊集合,例如“高”“中”“低”等模糊概念,为每个模糊集合定义隶属函数,用于计算数据点属于该模糊集合的程度;② 获得每个信源的目标识别结果;③ 利用隶属函数计算每个观测数据点在各个模糊集合中的隶属度;④ 定义模糊推理规则,根据隶属度和模糊集合之间的关系进行推理,通过模糊推理规则,结合多个信源的隶属度,生成模糊决策结果。

4) 神经网络

应用于融合识别的基本网络结构包括:① 卷积神经网络(CNN),通过深层架构分离和提取异质图像的高层内容和风格特征,并通过迭代重组形成高质量融合图像,实现目标识别^[46-48];② 生成对抗网络(GAN),利用生成器和判别器之间的对抗机制,生成保留主要信息且具有丰富纹理特征的融合图像^[49];③ Transformer网络,如TG-Fuse方法结合通道交换网络(CEN)和带注意力机制的Transformer模块,增强信息互补性并减少冗余,通过全局上下文建模提取多源图像的全局特征,以端到端方式获得像素分类结果^[50]。这些方法不仅提高了融合图像的质量,还显著增强了目标识别的准确性和鲁棒性。

3.3.3 基于深度学习的融合识别方法

基于深度学习的融合识别方法近年来取得了显著进展,利用先进的神经网络架构极大提升了识别性能。代表性方法包括:① 域适应,例如,域对抗神经网络(DANN)通过引入对抗性训练对齐源域和目标域特征分布,以提升无监督领域适应的效果^[51];② 风格变换,例如,CycleGAN通过无配对样本的数据级变换,确保生成数据的语义一致性,并通过循环一致性约束增强模型泛化能力^[52];③ 生成式预训练模型,例如,X-ModalNet采用自对抗、交互学习及标签传播模块,将小规模高光谱图像中的判别信息迁移到大规模多光谱或SAR数据分类中^[53]。

基于多模态数据融合的认识方法旨在整合来自多种模态(如视觉、文本、音频、传感器数据等)的信息,构建更丰富全面的输入表示,实现更精准的任务理解和决策。例如,Feng等基于对比学习思想设计了混合跨模态融合模块(HCFM),通过学习到的模态差异和域分布差异的鲁棒特征,更好地整合互补信息^[54]。同步类标记融合(SCT Fusion)架构则在每个编码器块后同步类标记,促进模态间信息交互,应用于多模态遥感图像分类任务^[55]。Bahaduri等利用跨通道注意力机制,在早期阶段对不同模态(如RGB、红外、SAR等)进行融合,构建一致输入表示^[56]。针对模态数据缺失或多源数据时空未对准的问题,HIFR-Net实现了跨模态识别,对噪声干扰具有较强鲁棒性^[57]。

3.3.4 现存问题与挑战

融合识别在实际应用中仍面临诸多问题和挑战。首先,高维特征空间的构建增加了计算复杂度,可能导致模型过拟合,尤其是在特征级融合时如何有效地降低维度并保留关键信息是难题。其次,多模态数据融合过程中不同来源的数据往往存在时空未对准、模态间信息不对称以及模态缺失等问题,这要求算法具备更强的鲁棒性和适应性来处理不完整或异步的数据流。此外,现有的决策级融合方法在处理高度不确定性和冲突信息时仍有局限,例如DST和DSmT在特定条件下的应用限制,以及贝叶斯方法对于先验概率的依赖等。最后,深度学习方法的模型训练所需的大量标注数据获取困难,且模型的解释性不足,这在某些重要领域的实际部署中面临考验。

3.4 融合估计

3.4.1 融合估计技术框架

按照信源组织结构和数据传输模式,融合估计的技术框架主要分为集中式、分布式、多级式和混合式等,它们的结构如图5所示。图中,正方形表示全局融合中心,三角形表示局部估计器,圆形表示信源节点; $Z_i(k)$ 表示 k 时刻第 i 个信源

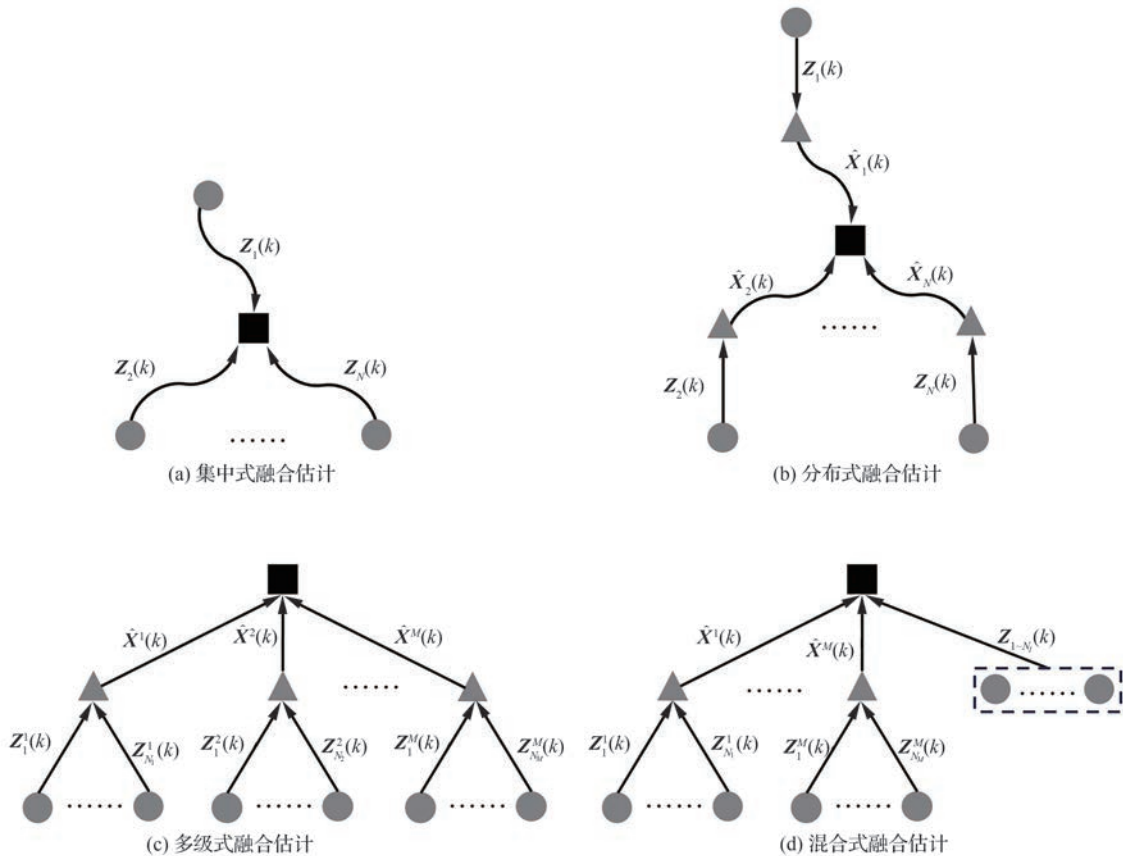


图5 融合估计的一般技术框架

Fig. 5 Generic fusion frameworks for estimation

的观测数据 ($i=1, 2, \dots, N$); 分布式融合估计中, $\hat{X}_i(k)$ 表示第 i 个信源给出的局部状态估计; 分立式和混合式融合估计中, $Z_j^i(k)$ 表示第 i 个局部融合中心的第 j 个信源的观测数据 ($j=1, 2, \dots, N_i$), $\hat{X}^i(k)$ 表示第 i 个局部融合中心给出的状态估计, $Z_{1-N_i}(k)$ 表示不属于任何局部融合中心的孤立信源节点数据。

1) 集中式融合估计

在集中式融合 (Centralized Fusion) 的状态估计方法中, 融合中心能够收到所有信源的原始观测数据, 并已知所有信源的模型和参数, 通常能够给出最优估计结果, 没有信息损失。常见的集中式融合估计方法有扩维滤波、序贯滤波和数据压缩滤波 3 种^[58]。

2) 分布式融合估计

分布式融合 (Distributed Fusion) 是指, 各个信源节点“分散地”处理原始观测数据、计算系统状态估计, 并将这些局部状态估计传递至融

合中心, 融合中心将这些局部状态估计联合处理, 获得最终融合结果。

分布式融合的关键难题是, 各个信源节点给出的局部状态估计具有相关性。这种相关性可能来源于共同的先验估计、共有的过程噪声、相关的量测噪声等。在一些离散时间动态系统中, 以递推的形式显式计算局部状态估计的互协方差可能是较为复杂的。

此外, 在一些通信受限、能量约束场景下 (例如大规模的无线传感器网络), 分布式信源节点只能与邻近节点交换信息, 这类方法在一些文献中也被称为去中心化融合 (Decentralized Fusion), 将在第 3.4.4 节展开讨论。

3) 多级式与混合式融合估计

在现实应用中, 多源信息融合系统可能具有复杂的、层次化的结构, 构成多级式融合结构。混合式融合系统则常见于一些大型的异质观测网络, 其中的信源节点具有不同的数据采集、计

算和通信能力,全局融合中心既可以与某些底层传感器节点直接交换信息,也可以与局部融合中心通信,而这些局部融合中心可以独立地利用若干传感器搜集和处理观测信息。

3.4.2 融合估计中的数据相关性问题

1) 相关性已知条件下的融合估计

在已知协方差信息的条件下,卡尔曼滤波方法理论完备,且应用广泛。集中式融合能够实现最优状态估计,但对实时通信能力的要求高,并且在高维状态空间中的计算复杂度较高。在分布式融合估计中,信息去相关融合估计方法(也被称为基于信息矩阵的方法)能够实现最小均方误差(MMSE)准则下最优性能,并且可以通过引入反馈机制提升各个信源处的局部估计精度^[59]。

2) 相关性未知条件下的融合估计

协方差交叉(Covariance Intersection, CI)是一种经典的未知相关性条件下融合估计方法^[60]。其基本思想是通过多个信源数据的均值和协方差矩阵的凸组合,构造一个保守的协方差估计,以确保不会低估真实的融合协方差。CI方法可以推广至非高斯分布的信号模型和任意信源数量,例如 Chernoff 融合方法^[61]。已有文献证明^[62],在两信源($N=2$)场景下,CI方法可以保证任意单调增的代价函数下最优凸组合权值和最优融合协方差的存在性;但对于 $N>2$ 的情况并不一定成立。

协方差交叉存在2个明显的缺陷:①较高的计算复杂度,特别是在高维、大规模传感器网络的场景中;②性能过于保守,倾向于过高估计真实的融合协方差。降低估计的保守性、提高融合精度的代表性方法包括:椭球体交叉方法^[63]、逆协方差交叉方法^[64]等。此外,作为CI方法的重要补充,协方差联合(Covariance Union, CU)方法采用误差椭圆的并集来描述融合估计的不确定性范围,对于高冲突数据的融合估计具有更好的一致性^[65]。

3) 基于分布鲁棒优化的融合估计

分布鲁棒优化(DRO)是一种解决不确定分布下鲁棒估计问题的新方案^[66-67],通过约束概率分布不确定集并在其中“最坏”情况下求解 mini-max 优化问题,实现模型不确定条件下的最优鲁

棒估计性能,并可以拓展至多源数据融合场景,解决未知相关性等问题。例如,Zorzi等提出了基于KL散度不确定集约束的分布式卡尔曼滤波方法^[68]。Yu等针对模型不确定性和乘性噪声问题提出了一种分布式鲁棒卡尔曼滤波方法,通过限制状态空间参数在凸多面体内推导出一种鲁棒估计器^[69]。Niu等提出了一种边缘分布鲁棒最优估计器,实现了多信源相关性未知条件下的鲁棒融合估计^[70]。

3.4.3 融合估计中的数据异常问题

1) 异常检测与剔除方法

传感器永久性/缓变性的故障或受瞬时干扰影响,可能输出异常观测,即明显偏离真实值的数据,进而导致融合估计性能急剧下降。因此,在融合估计前对传感器数据进行异常检测和剔除是有必要的。现有文献提出了一系列多源数据异常检测的准则,包括后验概率密度熵、卡方检验与序贯似然比检验、KL散度等^[71]。

2) 数据失序问题

在集中式多传感器时序数据的融合估计中,不同传感器数据传输到融合中心可能存在不同的时延,甚至出现时间戳较晚的量测处理完成后,时间戳较早的量测才到达融合中心的情况,即数据失序(Out-of-Sequence Measurements, OOSM)问题。显然,直接丢弃那些较晚到达的量测数据会导致信息损失和估计性能下降。针对单个失序数据的场景,Bar-Shalom给出了单步延迟下的最优估计算法^[72]和多步延迟下基于等效量测思想的次优方案^[73];文献[74]设计了基于Rauch-Tung-Striebel(RTS)平滑和累积状态密度的新方法,舍去了状态回溯过程,从而提升了计算效率。文献[75]则给出了基于粒子滤波器的失序数据非线性状态估计方法。对于多个失序数据的情况,一种直观的处理方式是序贯地执行单个失序数据问题的算法,但已有文献指出这种简单方案不能保证最优更新,并给出了基于完全顺序信息的最优方案^[76]。针对多目标跟踪问题,文献[77]进一步设计了数据失序场景下的连续-离散轨迹泊松多伯努利混合滤波器。

3.4.4 分布式估计的若干问题

1) 局部通信条件下的分布式估计

在一些低功耗无线传感器网络中,单个信源节点只能与局部邻近的若干个节点交换信息。该场景下的分布式估计方法通常包括以下2类。

① 扩散融合策略,即要求信源节点与其邻近节点仅进行一次数据通信,进而采用简单凸组合思想对接收数据和自身数据进行处理以获得融合估计。这类方法的通信负担较小,但难以保证全局收敛性。② 一致性融合策略,亦称为共识融合,即利用信源节点及其邻近节点的数据信息的多次迭代加权保证网络的平均一致性。这类方法实现了信源节点的局部信息随时间演化在整个网络的传播,从而更有效地利用节点数据信息,提高了融合估计的一致性和精度。根据相邻节点交换信息的类型,一致性融合策略主要可以分为估值一致性方法(Consensus on Estimates)^[78]、信息一致性方法(Consensus on Information)^[79]和量测一致性方法(Consensus on Measurements)^[80]等。

2) 有限能量约束下的分布式估计

在保证一定估计精度的前提下,设计能量调度策略可以提高传感器网络的工作寿命^[81]。例如,在总能量约束下,通过设计各个信道的能量分配方案,以求最佳估计性能^[82]。此外,还可以设计传感器激活和休眠策略,根据确定规则或随机策略,接收已激活的邻近节点的通信数据和自身探测数据,以达到延长网络寿命的目标^[83]。

3) 非理想信道下的分布式估计

在传感器网络中存在许多网络诱导问题,包括通信链路不可靠引起数据丢失、数据传输时滞、以及网络攻击等。例如,文献[84]关注了传感器量测数据包丢失和传感器间传输数据包丢失的两类场景。文献[85]提出了基于缓冲区策略的数据传输时滞补偿方法。针对网络攻击问题,文献[86-87]分别在攻击量测数据和攻击估值数据的2种场景下提出了有效的分布式融合估计方法。此外,基于事件触发(Event-Triggered)传输协议的方法在解决上述网络诱导问题中具有一定优势,近年来也受到广泛关注^[88]。

3.4.5 异构数据融合估计方法

异构传感器融合估计旨在综合利用不同类型传感器的信息互补性和一致性,提升融合估计结果的准确性和鲁棒性,实现时-空域感知能力和范围的扩展,并增强实时性和动态响应的能力。

经典异构数据融合估计方法大多基于概率与统计理论。例如,面向机器人自主定位与导航,文献[89]设计了一种基于扩展卡尔曼滤波器的异构多传感器融合通用框架,能够无缝处理带有延迟的、来自GPS、视觉、惯导和压力传感器的相对或绝对量测数据。面向自动驾驶车辆环境感知,文献[90]综述了相机与雷达传感器的融合前跟踪和融合后跟踪2种技术思路,前者对应于集中式融合估计框架下的量测数据融合,后者则包含了诸多基于分布式融合估计策略的航迹融合(Track-to-Track Fusion)方法。

近年来,一些数据驱动的异构传感器融合估计方法被提出,机器学习技术与传统的统计估计原理相结合,展现出了广阔的发展潜力。例如,Mahfouz等提出将卡尔曼滤波器与机器学习方法相结合,利用移动目标的加速度及无线传感器网络中接收信号强度指示器(RSSI)的无线电指纹信息,实现目标位置的实时估计^[91]。Zhang等提出了利用图像与车辆瞬时速度2种模态信息的目标跟踪方法,将卡尔曼滤波器集成到速度估计中,同时融合目标图像的纹理和颜色等输入特征提升估计精度^[92]。文献[93]对面向自动驾驶的相机、激光雷达、毫米波雷达等多模态数据融合目标跟踪和状态估计方法进行了总结。

3.4.6 现存问题与挑战

尽管虽然融合估计领域近年来取得了长足进展,在一些特定场景、理想环境下的融合估计算法已经较为成熟,但实际应用中仍存在很多问题,远未达到自主智能融合的水平,一些问题与挑战如下。① 模型不确定问题。传统的融合估计问题依赖于一组准确的模型来描述待估计变量和观测变量的关系(有时还需要待估计变量随时间变化的状态转移模型),并且倾向于使用独

立高斯噪声描述模型的随机性。显然,独立高斯噪声的描述能力是有限的。未建模的噪声相关性、噪声分布的不匹配、模型的时变和突变、未知输入和扰动等因素,都会引起模型不确定问题,进而导致融合估计误差显著增大。② 融合估计系统的在线性能评估和自校准。为了适配动态变化的系统模型和背景噪声,建立高效且鲁棒的在线性能评估框架是必要的;显然,经典的无偏估计假设及估计协方差难以胜任。这仍然是一个开放的问题。③ 异构传感器特征级融合估计。传统的异构传感器融合估计大多集中在决策级或点迹级,以贝叶斯概率、模糊数学、D-S证据理论等作为融合框架。由于各个传感器处理流程中信息损失大,以概率分布协方差为代表的相关性度量难以完整准确地表征目标信息,导致融合估计性能差。近年来,数据驱动的特征级融合估计方法取得了一系列研究成果,特别是在面向自动驾驶的视觉与雷达融合系统中受到广泛关注。

3.5 图像融合

3.5.1 图像融合问题概述

图像是人类认识外部世界的重要信息来源,图像融合通过提取并综合多信源的图像信息生成包含更多价值的合成图像,在计算机视觉、遥感等领域备受关注。本节简要介绍像素级图像融合方法、特征级图像融合方法、多源动态图像融合方法的基本概念和最新发展。图像融合预处理与配准的详细介绍和最新进展可分别参见文献[94-95]。

3.5.2 像素级图像融合方法

像素级图像融合是指依据某种规则直接对参与融合的图像像素进行融合。像素级图像融合是一种低层次的融合,对配准精度、图像的同质性要求较高,其优势在于可以获得直观的融合后的图像便于人员理解。本节简述2种类较为前沿的像素级图像融合方法:稀疏表达法和深度学习法。

1) 稀疏表达法

稀疏表达是一种模拟人类视觉系统稀疏编码机制的图像表示理论,通过挖掘图像信号的自然稀疏特征^[96],获得更佳的图像融合性能。

经典的稀疏表达图像融合方法的流程如图6所示^[97]。首先将多源输入图像分割成多个重叠的小图像块;然后,将来自多幅图像的小块在同一个过完备字典上进行分解,得到相应的稀疏表达系数,并对来自多幅图像的稀疏表达系数进行融合处理。考虑到经典的稀疏表达模型不限制表达系数的正负性而降低表达系数的稀疏性,进而降低图像融合的效果,非负稀疏表达模型^[98]对表达系数增加了非负性约束。考虑到图像中局部依赖性和稀疏性难以同时建模的问题,文献[99]提出了一种结合稀疏表示和深度学习的新框架,在经典的稀疏表示模型中引入了卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)作为额外的可学习的正则项来捕捉信号间的局部依赖关系,提高稀疏编码的效果。过完备字典决定了参与融合的图像在何种投影空间呈现稀疏性,对基

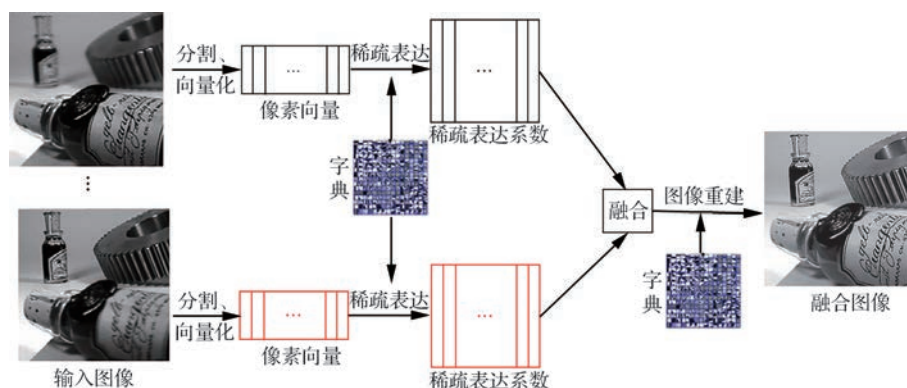


图6 稀疏表达图像融合框架^[97]

Fig. 6 Sparse expression framework of image fusion^[97]

于稀疏表达的图像融合性能有至关重要的作用。近年来,可学习字典构造方法因其相对固定字典法更灵活和更优的性能受到关注。 K -奇异值分解(K -Singular Value Decomposition, K -SVD)^[100]是最为常用的字典学习方法之一,主要思想是基于稀疏约束和表达误差最小化原则,交替迭代稀疏表达系数和过完备字典来降低稀疏表达的误差。文献[101]设计了端到端的深度学习 K -SVD方法,在少量可学习参数的条件下,保留了原始的 K -SVD性质,且取得了相比经典 K -SVD方法更优的字典学习性能。

2) 深度学习法

随着神经网络在诸多领域取得的成功以及可获得训练数据的日益丰富,基于深度学习的像素级图像融合方法获得了广泛的关注。现有基于深度学习的图像融合方法可以分为基于自编码器(Autoencoder, AE)、基于CNN和基于生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)的融合方法(如图7所示)^[102]。

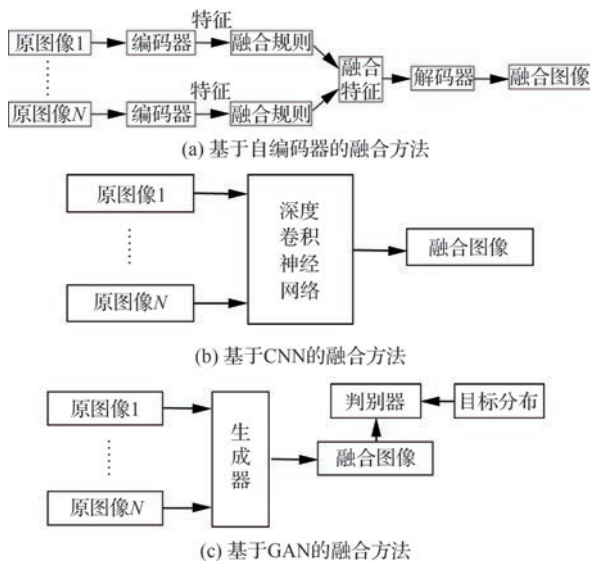


图7 基于深度学习的像素级图像融合框架^[102]

Fig. 7 Pixel-level image fusion frameworks based on deep learning^[102]

基于AE的像素级图像融合方法通常包括两个步骤:首先对AE进行预训练;然后利用预训练的编码器和解码器分别进行特征提取和图像重建。特征融合通常通过手动规则(如加融合)或

基于训练的策略实现,经典的工作例如DenseFuse^[103]等。随后,学界提出了多种改进方法,包括加入注意力机制、多尺度特征提取、空间和通道注意力、多分支解码器、神经架构搜索等模块^[104-105],有效提升了融合图像的质量。

CNN在像素级图像融合任务中具有广泛应用。文献[106]通过特征解耦将特征分解为模态特有特征与模态共有特征,通过实验验证了这些策略均提升了融合后图像的质量。文献[107]利用场景语义分割标签指导图像融合,进一步提升了图像融合后的下游任务性能。

基于GAN的融合方法依赖于生成器和鉴别器之间的对抗性博弈来估计图像的概率分布,隐式地完成特征提取、特征融合和图像重建。经典的基于GAN的方法^[49]通过生成器生成包含纹理细节和目标特征的融合图像,并通过判别器评估纹理细节的质量,通过设计基于生成图像质量、判别结果等准则的损失函数来驱动GAN的训练。文献[108]通过改进生成器结构,进一步提升了融合质量。一些监督式的GAN方法使用伪标签或目标掩码作为监督信息,例如文献[109]结合标注掩码确保红外热目标的高显著性,同时保留可见光图像的纹理细节。

3.5.3 特征级图像融合方法

特征级图像融合是指从各个信源图像中提取特征信息,并以图像解译需求为指导,将各个信源图像的特征进行综合分析和融合处理的过程,以更好地服务于图像解译任务。特征级图像融合的优点在于实现了较大的信息压缩,相比像素级融合处理的实时性更好,同时由于直接面向下游任务需求,因此往往能够获得更优的图像解译性能。本节介绍基于联合概率统计和基于深度学习的前沿特征级图像融合方法。

1) 联合概率法

联合概率统计类方法主要关注参与融合图像的统计相关特征的开发利用。文献[110]提出了一种基于目标提议与Copula理论(Target Proposal and Copula Theory, TPCT)的图像融合方法。考虑到现有的雷达图像融合方法主要侧重于图像去噪或纹理增强,但对融合图像中目标杂

波比(Target-to-Clutter Ratio, TCR)的改善有限,易导致目标检测性能下降。TPCT融合方法利用不同图像之间的目标相关性和杂波相关性来提高融合图像的TCR。文献[111]提出了一种基于Copula理论引导的神经网络异构变化检测方法,利用Copula理论约束作为损失函数来监督神经网络学习双时态异质图像对之间的关系,增强了现有异构变化检测神经网络的解释性。

2) 深度学习法

深度学习方法通过从大量的样本中学习并自主寻找最优融合特征,这里所述深度学习方法与3.5.2节中方法的主要区别在于,深度特征融合后不再进行特征到像素的反变换(逐像素点生成融合图像),而是基于深度融合特征输出图像解译结果。基于深度学习的特征级融合方法通常通过并行骨干网络或者孪生骨干网络从不同的信源中提取特征,然后融合这些高维特征,其中,特征融合方式的设计是深度学习特征级融合方法的关键。文献[112]提出了跨模态注意力特征融合,通过注意力机制挑选重要的模态共有特征和模态特有特征,剔除冗余特征。文献[113]设计了互信息最小化模块来减少模态信息间的冗余,这些策略均提高了特征的利用效率,抑制了冗余特征对于融合过程的影响,从而提升了特征融合处理的结果。文献[114]利用深度CNN分离、提取异质光学和雷达遥感图像的高层级内容特征和风格形式特征,并通过迭代的方式重新组合形成同质遥感图像,最终实现基于图像融合的高精度变化检测。

3.5.4 多源动态图像融合方法

3.5.2和3.5.3节主要讨论了静态图像的融合处理,适用于观测场景中无动目标的情形。动态图像是指在针对运动目标所捕获的图像,例如运动的车辆、飞机等动目标。多源动态图像融合方法适用于融合包含运动目标的图像序列。

对于动目标区域的融合,需进行目标关联,即判断在一张图像中检测的目标区域,是否出现在另一图像中。文献[115]提出了一种基于孪生神经网络的目标关联系统,基于共享权重的神经网络提取多源图像目标区域的特征,并通过计算

欧式距离来判断2个区域是否关联。考虑到现有的训练策略以及度量方式(如欧式距离、余弦相似度)在难样本条件下性能较差,文献[116]面向多源目标关联问题提出了一种基于广义似然比检验的目标关联方法,该方法在训练过程中基于样本统计信息估计样本的难易程度并引导训练过程关注难样本,提升了多源动态图像的关联性能。文献[117]对关联的2个目标区域的多尺度分解系数进行平均加权,如果目标未能在多源图像中达成关联,选择目标区域能量较大的图像多尺度分解系数作为融合图像的多尺度分解系数。文献[118]提出了一种基于深度学习的多源时序视频数据动态图像融合方法,该方法通过预对齐的视觉轨迹计算运动目标的跨帧相关性,实现对动目标区域端到端的匹配、特征提取及融合。

3.5.5 现存问题与挑战

图像融合领域尚有以下问题待深入研究。

① 动态图像融合与时序信息建模。动态图像融合在自动驾驶、视频监控等面向动目标解译的领域有着重要应用,如何有效结合时序信息来处理运动目标的动态变化是一个值得探索的课题。基于深度学习的时序模型例如TEOChat^[119],有望捕捉、理解跨帧目标关系,提高动态场景下的融合图像质量和解译精度。② 无监督与少样本学习驱动的图像融合方法。由于标注数据的稀缺性和获取成本较高,基于无监督学习或少样本学习的图像融合方法是未来的关键方向。通过自监督学习,模型能够从未标注数据中自动学习有效的特征表示,为图像融合任务提供支持。尤其是在遥感、医学影像等数据稀缺的领域,少样本学习将使得图像融合能够在有限数据下仍保持高性能。

3.6 智能信息融合

近年来,随着数据量的急剧增长和人工智能技术的迅猛发展,信息融合领域迎来了新的技术突破和发展机遇^[120]。过去,信息融合主要依赖于规则驱动的系统 and 统计学模型^[121],这些传统方法在处理复杂、动态和开放环境中的任务时,往往面临着能力上的瓶颈,尤其是难以应对海量信息

和快速变化的任务需求。随着人工智能技术的兴起,特别是机器学习的广泛应用,信息融合技术正逐步从依赖统计分析的方法转向以数据为驱动的智能学习方法^[122]。一些端到端的学习模式可以从原始数据中自动发现并学习出潜在的模式,并将这些模式直接应用于优化信息融合任务的整体目标,从而极大地降低对人工规则和经验的依赖。这一能力能够帮助信息融合系统从庞大的数据中自动挖掘复杂模式、异常情况和发展趋势,进一步使得信息融合系统能够更迅速、更精准地识别新的威胁、发现关键事件,并预测未来可能发生的情境^[123]。依据其训练与学习过程中数据样本标签的利用程度,这类方法大致可分为无监督学习、半监督学习以及监督学习。

3.6.1 无监督学习方法

无监督学习指智能算法训练与模型优化过程中样本数据没有对应标签信息,即不依赖于标签进行学习,例如:图像类别预测中缺乏图像类别标签、异常数据识别中缺乏异常信号标签等。此类方法在处理复杂和异构数据时具有潜力,尤其是在多模态数据融合和多视图融合等任务中^[124]。无监督学习中一种具有代表性的方法就是聚类算法,其目标是将数据集中的对象根据相似性进行分组,使得同一组内的对象相似度较高,而不同组之间的对象相似度较低^[125]。在信息融合任务中,聚类算法广泛应用于多模态数据的融合以及目标检测与识别。例如,在图像和文本融合中,聚类方法可以帮助将相似的图像和文本特征进行匹配,以便更好地进行联合分析和理解。在传感器数据(如雷达、摄像头、温度传感器等)融合中,聚类可以用于目标自动分类和分组。除聚类算法外,孤立森林是信息融合系统应用中另一种常见的无监督学习方法,由于其随机切分的特点,多被用于高维数据的异常检测^[126]。孤立森林模型通过构建多棵随机树,利用树的分裂路径来“孤立”数据点。由于异常数据点在数据空间中比较稀疏,通常会更容易被孤立出来。在多模态数据融合中,孤立森林可以有效检测到传感器数据中的异常点,进而识别出传感器故障或数

据传输错误的情况^[127]。在网络安全领域,孤立森林能够识别恶意行为或异常流量,帮助提升威胁检测的准确性^[128]。此外,自监督学习作为一种特殊的无监督学习方法近期也引起广泛关注。其通过利用输入数据本身的结构和属性,生成“伪标签”或设置辅助任务来进行学习。在多模态信息融合中,自监督学习能够通过数据的自我监督任务(如对比学习)学习出更加丰富的特征表示,帮助模型更好地理解不同模态之间的关系。例如,利用自监督学习在无标签遥感图像中获得重要语义信息,应用于遥感图像在少标签任务时的分类问题^[129]。与无监督学习相类似的方法还有小样本学习^[130]和零样本学习^[131]。

3.6.2 半监督学习方法

半监督学习通过在学习训练过程中结合大量无标签数据与部分有标签数据,以提升算法模型的有效性。一种代表性的应用场景是遥感图像融合任务,以应对遥感图像数据标注的高成本和长耗时问题。例如,文献^[132]通过半监督学习来降低异构遥感图像变化检测的学习成本,显著减少了训练参数数量和对样本的需求。半监督学习还被广泛用于目标检测任务中,尤其是大规模遥感数据和复杂环境中的目标发现任务^[133]。此外,半监督学习另一个优势在于其可基于大量无标注数据实现有效的跨域适应与迁移能力,因此也被用于遥感图像中的跨域目标检测,例如,SAR、可见光等不同传感器下的跨域识别与追踪^[134]。

3.6.3 监督学习方法

基于监督学习的智能信息融合技术能够整合来自不同传感器、遥感数据、社交媒体信息等多个数据源的数据,提供全面的态势感知。例如,在智能交通管理系统中,通过监督学习训练的模型利用历史交通数据、车载传感器数据以及路况信息,可以预测交通流量、识别交通瓶颈和交通事故的发生^[135]。在态势评估方面,基于卷积神经网络、循环神经网络、注意力网络等模型,可以对遥感图像、视频监控数据、传感器信息等异类信息进行联合分析,以识别环境变化、事件演变及潜在的威胁。例如,文献^[136]提出通过融

合 AIS 和视频数据,以同时捕获感兴趣的船舶的视觉特征、身份和动态信息来改善船舶交通监控信息,提升航行安全性。在威胁估计方面,通过训练深度神经网络,信息融合与辅助决策等系统能够有效识别并预测潜在威胁。例如,在大型公共场所,通过深度学习模型分析监控视频数据,能够识别暴力行为、异常集结等威胁行为,并启动应急响应机制^[137]。

4 信息融合的民事应用

信息融合的理论和技术在民事上具有广泛的应用。这里以工业自动化、智慧医疗、智能交通、物联网等领域为例展开阐述。

4.1 工业自动化

信息融合在工业领域的典型应用场景包括工业过程监视系统、工业机器人系统、智能制造系统、遥感、火灾报警系统等。

在工业过程监视中,信息融合旨在识别引起系统状态超出正常工况的故障因素,进而触发若干报警器。信息融合技术可以提升故障检测系统的安全性和智能性,核反应堆监视、石油平台监视、电力系统监视、机械设备故障检测等都大量应用信息融合技术。

工业机器人广泛应用于采矿业、建筑业、高端装备制造等,能够促进产业结构高端化。工业机器人通常使用模式识别和推理技术来识别三维对象,确定它们的方位,并引导机器人去处理这些对象。机器人通过融合多个传感器的观测数据,避开障碍物,按照规划行动。对于一些大型复杂的工作任务及环境,还需要利用多机器人协作来提高工作能力,这就涉及多智能体(Multi-Agent)的协同感知和群智决策。

智能制造系统的物理基础是智能机器,通过把各种传感器的信息进行智能融合处理,可以减少制造过程中信息的模糊性、多维信息的耦合性和状态变化的不确定性等,在制造系统中用机器智能来代替人的脑力劳动,例如,云制造系统 3.0 是具有新模式、新技术、新业态的先进智能制造系统^[138],在自动生产时,不再依赖于人的监视和决策控制,提高自主智能水平。

遥感系统需要信息融合理论来综合处理能谱信息、光谱信息、微波信息及 DEM 地理信息等。遥感系统主要用于对地面的监视,以便识别和监视地貌、气象模式、林区行人自主导航、矿产资源、植物生长、环境条件和威胁情况(如原油泄漏、辐射泄露等)^[139],进而对物理现象和事件进行定位、解释和处置。

火灾报警系统能够使用信息融合技术提升火警预测的能力。火灾发生过程中信息多,层次不一,如温度、火焰光谱、气体浓度、燃烧音、火焰能量辐射、湿度等,从火灾判断的角度来看,任何一种信息都是模糊的、不精确的,只有综合多方面信息,并加以融合利用,才能对火灾进行更准确更可靠的监测。火灾报警中利用信息融合理论应着重解决的问题主要有:① 优化选择反映火灾特征的状态信号和参数;② 提取采集信号的特征参数;③ 设计信息融合算法、策略和方案。

4.2 智慧医疗

多源信息融合技术在医疗领域也发挥着重要的作用,主要体现在患者照顾系统和疾病判断系统^[140]。

患者照顾系统能够使用信息融合技术分析患者的多方面体征信息^[141]。患者的状况随时随地在变化,要根据各种数据源,如传感器、病历、本人病史、气候、季节等的信息决定其护理、诊断和治疗方案,运用信息融合算法综合处理这些数据是一种好方法。

疾病判断系统可以利用信息融合技术来判断疾病的严重程度^[142]。医学影像是医生诊疗的关键依据,但是单一的医学影像往往难以全面反映疾病的特征,使用信息融合技术能够提高判断的准确性。例如,结构磁共振成像(sMRI)具有较高的空间分辨率,功能磁共振成像(fMRI)可以显示血氧水平并提供可接受的空间分辨率,脑磁图(MEG)能够记录大脑产生的磁场信息,使用信息融合技术将 sMRI、fMRI 和 MEG 反映的信息进行综合分析处理,能够更加精准地确定病人大脑损伤的严重程度。

4.3 智能交通

信息融合在交通领域的典型应用场景包括空中交通管制、船舶避碰与船舶交通管制、城市交通和智能驾驶系统等。

空中交通管制系统是一个复杂的整体,主要由导航设备、监视和控制设备、通信设备和人员4个部分组成。导航设备可使飞机沿着指定航线飞行,运用无线电信息识别出预先精心设置的某些地理位置,飞行员再把每个固定地点的时间和高度信息转送到地面,然后通过融合方法检验与飞行计划是否一致。监视和控制设备的目的是修正飞机对指定航线的偏离,防止相撞并调度飞机流量。其中主要由一、二次雷达的融合提供有关飞机位置、航向、速度和属性等信息。现在的航管设备是在不同传感器(例如多部雷达)、计算机和操纵台之间进行完整的信息融合。调度人员则监视空中飞机的飞行情况,并及时提出处理危险状况的方法。

船舶避碰与船舶交通管制系统中也用到了信息融合技术。在船舶避碰和船舶交通管制系统中,通常依靠雷达、声呐、信标、灯塔、气象水文、全球定位系统(GPS)等提供的信息以及航道资料数据,通过多方面、多层次的多源信息融合结果,来实现船舶的安全航行和水域环境保护。

城市交通系统中信息融合技术主要应用于用户主体分析、交通服务内容分析、动态交通参数分析等方面,能够优化交通流量估计和分配管理的策略。

智能驾驶系统中使用了多种信息融合算法。在融合导航方面,GPS与惯性导航设备的有效融合旨在解决卫星干扰拒止环境(例如人口稠密、建筑遮挡、电磁干扰等)下持续定位问题,特别是对于运钞车、警车、救护车等特殊车辆尤为重要。在融合感知方面,基于激光雷达、相机、毫米波雷达、超声波雷达等多传感器融合的技术已经广泛应用落地,被华为ADS智驾方案、百度Apollo系统、谷歌Waymo系统、特斯拉FSD系统等国内外头部厂商采用。此外,基于多传感器信息融合的智能驾驶子系统还包括前方车辆识别、碰撞报警系统(CW)、偏向报警系

统(LDW)、智能巡游系统(ICC)、航位推算系统(DR)和智能网联汽车(ICV)等。

4.4 物联网

随着云计算和大数据的日益发展,世界万物都可互联互通,物联网的概念也应用而生。基于多特征信息融合的物联网技术不仅可以提高联网设备分析已知信息的能力,而且可以提高联网设备智能决策的能力。下面简要介绍车联网系统、数字旅游系统。

车联网系统应用了大量信息融合技术^[143]。车联网系统可以提供更安全的出行服务,降低由于驾驶员误操作导致的交通事故。车联网环境下的信息融合问题是物联网的一个基础问题,它的任务是对来自车辆各类传感器的信息进行综合,实现物理世界的信息与车辆模拟世界的信息对接,以形成一个具备智能服务的车-车联网模型和车-路-云协同网络。

数字旅游系统可以利用信息融合技术增强旅游信息的可视化能力。数字旅游是旅游信息化建设的方向,由于旅游目的地具有不同的空间特性,而数字旅游信息需要由丰富的多媒体手段展现,因此,需要将旅游空间数据与多媒体信息进行有效的融合与管理,实现一体化发布及共享。

5 信息融合的军事应用

5.1 信息融合军事应用概述

信息融合理论和技术在军事上应用较早,覆盖从单兵作战、单平台武器系统到战术和战略指挥、控制、通信、计算机、情报、监视和侦察任务等广阔领域。近年来,在大数据、人工智能等技术浪潮的推动下,美国先后开展了洞悉(Insight)、下一代ISR优势飞行计划(Next Generation ISR Dominance Flight Plan)、算法战跨职能小组(AWCFT)、复杂作战环境中的因果探索(Causal Exploration)、知识导向型人工智能推理模式(KAIROS)、深绿(Deep Green)、数字企业多源开发助手(MEADE)、指南针(COMPASS)、指挥官虚拟参谋(CVS)等信息融合项目研究。

当前,作战领域不断拓展,作战样式不断变

化,无人系统和人工智能技术的快速发展,对信息融合系统提出了更高的要求。2020年,在网络中心战、空海一体战、多域战、算法战之后,美军改变传统以消耗为主的作战理念,提出以决策为中心的作战概念,期望依靠对抗环境中的决策优势来提升作战能力。2021年,美国海军对外正式发布《无人系统计划框架报告》,指出未来海军1/3的舰队和陆战队1/2的航空装备可能是无人系统,在所有领域实现无缝集成的有人-无人部队。这些发展动向启示我们,人机协同、编组、蜂群等新的作战力量正加速成型,信息融合面临新常态,智能信息融合研究已成为必然发展方向。

5.2 信息融合在海军的应用

美、英、加拿大等西方国家开展的重大海上计划和研制的典型海军信息融合系统有:美国海域态势感知国家计划,海军“哥白尼”系统(MDA),海面监视信息融合专家系统(OSIF),海军指挥控制系统(NCCS),舰艇编队多源信息融合系统(IKBS),海军战争状态分析显示(TOD),舰载多传感器信息融合系统(ZKBS),海军战术数据系统等(NTDS)。其中,OSIF用于海上目标关联处理以确认目的地、到达时间和作战任务;IKBS用于对多源信息融合,依据航迹、属性、行为模式对意图/战术的启发或推理提出战术结构;NCCS是美国海军执行战术指挥和控制的主要系统,其范围包括从国家指挥机关(NCA)到舰队和完成战斗使命所需的武器。NCCS系统包括岸基设施和海上舰载指挥中心。岸基设施有海军舰队指挥中心、海军监视情报系统和反潜战指挥与控制系统。NCCS中的自动数据系统(TDS)能支持从传感器部件收集数据、关联和评价数据、处理数据,并把它们发送给特混舰队的其他舰艇。此外,还把从其他渠道收到的信息与本舰信息进行关联,利用这些信息形成决策,并把这些信息传送给作战系统的其他单位。

5.3 典型的军事信息融合系统

1) 网络中心战系统

网络中心战(CEC)系统是美国海军在原C3I系统的基础上为加强海上防空作战能力而研制

的作战指挥控制通信系统。该系统利用计算机、通信和网络等技术,把航母编队中各舰艇上的目标探测系统、指挥控制系统、武器系统和舰载预警机联成网络,实现作战信息共享,统一协调行动。CEC系统允许各舰以极短的延时共享各种探测器获取的所有数据,从而使整个编队能高度协同作战,其功能包括复合跟踪与识别、捕获提示、协同行动。使编队中各舰以极短的延时共享其他舰艇获取的目标信息,发射并制导导弹对目标进行攻击,协同抗御各威胁目标,遂行“超视距攻击”。

2) 海军一体化防空火控系统

美国基于动态分布式作战提出的海军一体化防空火控(NIFC-CA)系统,2002年被正式确定为“海上盾牌”能力建设项目,旨在支撑分布式作战模式和基础能力的发展。它用先进的数据网络技术,将航母、巡洋舰、驱逐舰、舰载机、预警机等海上作战力量紧密结合起来,实现互联互通,集“侦察-火力-打击”于一体,整合编队体系资源,实现分布式感知和协同打击,极大地提升了舰艇编队远距离超视距拦截能力。

3) 军事情报大模型系统

2024年6月美国空军研究实验室发布一款类ChatGPT的大模型产品NIPRGPT,可生成文本、代码、摘要等内容。它主要为飞行员、文职人员和承包商提供服务,帮助空军打造“智能数字化战士”,其在情报分析、战场态势感知、作战计划和决策等方面有潜在应用价值^[144]。

6 值得关注的研究方向

1) 需求与机会驱动的融合

传统的数据融合系统依赖于特定的传感器网络结构和稳定的数据流,并往往假设足够的计算和通信资源。面向大规模异质传感器网络,例如空地海一体化探测系统,传统的信息融合固定范式难以适配复杂动态的数据流向。需求与机会驱动的融合方案则考虑将传感器视为共享资源,实时发现可用的传感器节点或数据资源,根据当前系统状态按需构建融合网络、规划融合算法,从而提升传感器网络的灵活性、降低资源需求。

2) 隐私计算与安全融合

信息融合过程中的安全问题越来越受关注。借助同态加密、差分隐私和多方安全计算等隐私保护技术,不同的数据源能够在确保敏感信息不泄露的前提下进行协同建模和融合;边缘计算则通过将计算任务部署到数据源附近,实现低延迟的实时处理和动态数据融合。例如,在无线传感器网络(WSN)中,隐私计算和边缘计算可用于分布式节点的时空信号数据融合,提高目标检测的准确性和抗干扰能力^[12]。此外,跨节点的加密数据共享与动态调度策略等也是关键问题。这些探索将推动隐私计算与安全融合技术在智慧城市、医疗健康、金融服务、国防安全等领域的创新和应用。

3) 轻量化融合方法

在一些计算资源受限、时效性要求高的应用场景中(例如星载、机载、弹载平台等),轻量化的信息融合技术具有十分重要的研究价值。现有的基于深度学习的融合算法经常采用并行骨干网络,存在参数冗余、结构复杂、推理速度慢等问题。神经网络结构搜索旨在自动设计针对特定融合任务的轻量化模型结构^[145],以降低参数量、精简化模型。模型压缩(例如量化和剪枝)、知识蒸馏等可以进一步减少存储和计算需求^[146]。

4) 多模态数据智能融合

多模态数据融合涉及将不同类型的感知信息(如视觉、听觉、语言、触觉等)进行综合处理,实现更全面、更智能的决策与行为。常见的多模态数据包括图像、文字、音频、视频等;更广义地,多模态数据包含电磁波、机械波、光谱等不同感知手段,或是CT、MRI、PET等大差异的医学影像数据等。目前,多模态智能融合技术已成功应用于遥感监测、智能交通、智慧医疗、人机交互等诸多领域,是学术界和工业界的关注热点。

5) 基于大语言模型的智能融合技术

基于大语言模型的智能融合技术,尤其在威胁估计、推理与智能体决策辅助等领域,正在成为人工智能研究与应用中的前沿方向。这些技术结合了大语言模型强大的自然语言理解和生成能力以及其他模态的数据(如图像、声音、

传感器数据等)来进行智能决策、复杂推理和威胁预测^[147]。多模态大语言模型在自然图像领域的视觉和视觉语言任务中取得了显著的成功。由于自然图像和遥感图像之间存在显著的领域差异,遥感领域多模态大语言的发展仍处于起步阶段。文献[148]提出了一种名为Earth-GPT的多模态大语言模型,它统一集成了各种多传感器遥感数据分析与解译任务,可用于通用遥感图像理解与态势分析。

6) 面向具身智能的信息融合

具身智能强调物理载体通过与环境的交互实现智能的信息获取、问题理解和决策行动,在家居服务、医疗健康、应急救援、特种作业等领域具有广阔的应用前景^[149]。近年来涌现了许多先进的人形机器人、柔性机器人、工业机器人、机器狗等研究成果。信息融合技术是具身智能的重要基础^[150]。例如,基于相机、雷达等多传感器融合的自主导航与定位,基于视觉、触觉和力反馈等异质信号融合的物体属性判别,基于视觉、语言和实体动作融合的多模态大模型,均为具身智能领域的热点问题。

7 结 论

随着新型信息感知设备、信号和数据处理算法以及硬件计算能力等方面的显著进步,信息分析和处理能力不断攀登新的高度。多源信息融合处理的理论、算法和应用得到了前所未有的创新和发展。本文介绍了多源信息融合的含义和主要发展阶段,主要探讨了融合检测、融合识别、融合估计、融合关联4个基本科学问题的研究进展,并概括了多源图像融合技术和面向信息融合的机器学习方法。最后介绍了信息融合在军事和民事的典型应用以及信息融合技术与应用的发展方向。

致 谢

感谢海军航空大学修建娟教授、孙顺副教授、瑞典皇家理工学院博士后李成蹊助理研究员、清华大学博士研究生张霖平、清华深圳国际研究生院博士研究生王华杰和硕士研究生陈巍智、吴心语、李俊琪、王祖科等为本文撰写提供的帮助。

参 考 文 献

- [1] GAO H B, CHENG B, WANG J Q, et al. Object classification using CNN-based fusion of vision and LIDAR in autonomous vehicle environment[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(9): 4224-4231.
- [2] YEONG D J, VELASCO-HERNANDEZ G, BARRY J, et al. Sensor and sensor fusion technology in autonomous vehicles: A review[J]. Sensors, 2021, 21(6): 2140.
- [3] WANG Q R, TIAN X Y, LI D C. Multimodal soft jumping robot with self-decision ability[J]. Smart Materials and Structures, 2021, 30(8): 085038.
- [4] HRAMOV A E, MAKSIMENKO V A, PISARCHIK A N. Physical principles of brain-computer interfaces and their applications for rehabilitation, robotics and control of human brain states[J]. Physics Reports, 2021, 918: 1-133.
- [5] NASEER N, HONG K S. fNIRS-based brain-computer interfaces: A review[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2015, 9: 3.
- [6] ABIRI R, BORHANI S, SELLERS E W, et al. A comprehensive review of EEG-based brain-computer interface paradigms[J]. Journal of Neural Engineering, 2019, 16(1): 011001.
- [7] 朱军. 会思考的硬核“椰城”: 城市大脑塑造未来科幻城市[J]. 互联网经济, 2020(S2): 68-71.
ZHU J. Thinking hard-core “coconut city”: The urban brain shapes the future science fiction city[J]. Digital Economy, 2020(S2): 68-71 (in Chinese).
- [8] 周光霞. 美军联合信息环境建设情况分析 & 启示[J]. 指挥与控制学报, 2016, 2(4): 354-360.
ZHOU G X. On JIE and its enlightenment to developments of networking information-centric system of systems[J]. Journal of Command and Control, 2016, 2(4): 354-360 (in Chinese).
- [9] OpenAI. Video generation models as world simulators [EB/OL]. (2024-02-16) <https://openai.com/research/video-generation-models-as-world-simulators>.
- [10] 何友, 王国宏, 陆大綵, 等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.
HE Y, WANG G H, LU D J, et al. Multisensor information fusion with applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2000 (in Chinese).
- [11] CIUNZO D, ROSSI P S, VARSHNEY P K. Distributed detection in wireless sensor networks under multiplicative fading via generalized score tests[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(11): 9059-9071.
- [12] LI C X, LI G, VARSHNEY P K. Distributed detection of sparse signals with censoring sensors in clustered sensor networks[J]. Information Fusion, 2022, 83: 1-18.
- [13] WANG X Q, LI G, QUAN C, et al. Distributed detection of sparse stochastic signals with quantized measurements: The generalized Gaussian case[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(18): 4886-4898.
- [14] VARSHNEY P K. Distributed detection and data fusion [M]. New York: Springer, 1997.
- [15] ABRARDO A, BARNI M, KALLAS K, et al. Information fusion in distributed sensor networks with Byzantines [M]. Singapore: Springer, 2021.
- [16] KAYAALP M, BORDIGNON V, SAYED A H. Social opinion formation and decision making under communication trends[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2024, 72: 506-520.
- [17] VLASKI S, KAR S, SAYED A H, et al. Networked signal and information processing: Learning by multi-agent systems [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2023, 40(5): 92-105.
- [18] QUAN C, SRIRANGA N, YANG H D, et al. Efficient ordered-transmission based distributed detection under data falsification attacks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2023, 30: 145-149.
- [19] TORRA V, NARUKAWA Y. Modeling decisions: Information fusion and aggregation operators[M]. Berlin: Springer, 2007.
- [20] HALL D, CHONG C Y, LLINAS J, et al. Distributed data fusion for network-centric operations[M]. Boca Raton: CRC Press, 2013.
- [21] YEOM S W, KIRUBARAJAN T, BAR-SHALOM Y. Track segment association, fine-step IMM and initialization with Doppler for improved track performance [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(1): 293-309.
- [22] 杜渐, 夏学知. 面向航迹中断的模糊航迹关联算法[J]. 火力与指挥控制, 2013, 38(6): 68-71, 76.
DU J, XIA X Z. A fuzzy track association algorithm in track interrupt-oriented [J]. Fire Control & Command Control, 2013, 38(6): 68-71, 76 (in Chinese).
- [23] 何友, 彭应宁, 陆大綵, 等. 分布式多传感器数据融合中的双门限航迹相关算法[J]. 电子科学学刊, 1997, 19(6): 721-728.
HE Y, PENG Y N, LU D J, et al. Binary track correlation algorithms in a distributed multisensor data fusion system[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 1997, 19(6): 721-728 (in Chinese).
- [24] 何友, 陆大綵, 彭应宁, 等. 基于模糊综合函数的航迹关联算法[J]. 电子科学学刊, 1999, 21(1): 91-96.
HE Y, LU D J, PENG Y N, et al. Track correlation al-

- gorithms based on fuzzy synthetic function[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 1999, 21(1): 91-96 (in Chinese).
- [25] 徐毓, 金以慧. 基于多尺度小波变换和短时分形理论的航迹关联方法[J]. *控制与决策*, 2003, 18(4): 432-435, 440.
- XU Y, JIN Y H. Target tracks association based on multi-resolution wavelet transform and short-time fractal [J]. *Control and Decision*, 2003, 18(4): 432-435, 440 (in Chinese).
- [26] TIAN W, WANG Y, SHAN X M, et al. Track-to-track association for biased data based on the reference topology feature [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 21(4): 449-453.
- [27] 何友, 宋强, 熊伟. 基于相位相关的航迹对准关联技术[J]. *电子学报*, 2010, 38(12): 2718-2723.
- HE Y, SONG Q, XIONG W. Track alignment-correlation technique based on phase correlation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(12): 2718-2723 (in Chinese).
- [28] XIONG W, XU P L, CUI Y Q, et al. Track segment association with dual contrast neural network [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(1): 247-261.
- [29] XIONG W, XU P L, CUI Y Q. HTG-TA: Heterogeneous track graph for asynchronous track-to-track association [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(5): 7232-7250.
- [30] JIN B, TANG Y F, ZHANG Z K, et al. Radar and AIS track association integrated track and scene features through deep learning [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(7): 8001-8009.
- [31] APTOULA E. Remote sensing image retrieval with global morphological texture descriptors[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(5): 3023-3034.
- [32] XIE J, FANG Y, ZHU F, et al. Deepshape: Deep learned shape descriptor for 3D shape matching and retrieval[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2015: 1275-1283.
- [33] LI P, REN P, ZHANG X Y, et al. Region-wise deep feature representation for remote sensing images[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(6): 871.
- [34] XIONG W, XIONG Z Y, CUI Y Q, et al. A discriminative distillation network for cross-source remote sensing image retrieval[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 1234-1247.
- [35] CHEN H, DING G G, LIU X D, et al. IMRAM: Iterative matching with recurrent attention memory for cross-modal image-text retrieval[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2020: 12652-12660.
- [36] CHI P D, FENG Y, ZHOU M L, et al. TIAR: Text-Image-audio retrieval with weighted multimodal re-ranking[J]. *Applied Intelligence*, 2023, 53(19): 22898-22916.
- [37] ARAUJO A, GIROD B. Large-scale video retrieval using image queries[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2018, 28(6): 1406-1420.
- [38] HOTELLING H. Relations between two sets of variates [M]//*Breakthroughs in Statistics*. New York: Springer, 1992: 162-190.
- [39] LV Y F, XIONG W, ZHANG X H, et al. Fusion-based correlation learning model for cross-modal remote sensing image retrieval [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 19: 6503205.
- [40] 李浩然, 熊伟, 崔亚奇, 等. 相似度矩阵辅助遥感图像无监督哈希跨模态关联[J]. *光子学报*, 2023, 52(1): 216-227.
- LI H R, XIONG W, CUI Y Q, et al. Enhancing remote sensing image unsupervised hashing cross-modal correlation with similarity matrix[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2023, 52(1): 216-227 (in Chinese).
- [41] QIN Z, ZHAO P B, ZHUANG T M, et al. A survey of identity recognition via data fusion and feature learning [J]. *Information Fusion*, 2023, 91: 694-712.
- [42] 徐从富, 耿卫东, 潘云鹤. 面向数据融合的DS方法综述[J]. *电子学报*, 2001, 29(3): 393-396.
- XU C F, GENG W D, PAN Y H. Review of dempster shafer method for data fusion [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(3): 393-396 (in Chinese).
- [43] ZHAO J, DENG Y. Complex network modeling of evidence theory[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2021, 29(11): 3470-3480.
- [44] LIU H Z, YANG W Q. Bayesian method and its application to multiple level decision fusion with distributed sensors[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 1998, 5: 536-540.
- [45] CHEN, S M, CHANG, Y C. Fuzzy decision making based on similarity measures and OWA operators[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2008, 159(12): 1437-1454.
- [46] LI H, WU X J, DURRANI T S. Infrared and visible image fusion with ResNet and zero-phase component analysis[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2019, 102: 103039.
- [47] WANG H M, AN W B, LI L, et al. Infrared and visible

- image fusion based on multi-channel convolutional neural network[J]. *IET Image Processing*, 2022, 16(6): 1575-1584.
- [48] HOU R C, ZHOU D M, NIE R C, et al. VIF-net: An unsupervised framework for infrared and visible image fusion[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2020, 6: 640-651.
- [49] MA J Y, YU W, LIANG P W, et al. FusionGAN: A generative adversarial network for infrared and visible image fusion[J]. *Information Fusion*, 2019, 48: 11-26.
- [50] RAO D Y, XU T Y, WU X J. TGFuse: An infrared and visible image fusion approach based on transformer and generative adversarial network[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2023, 1-12.
- [51] GANIN Y, USTINOVA E, AJAKAN H, et al. Domain-adversarial training of neural networks[DB/OL]. arXiv preprint: 1505.07818, 2016.
- [52] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE Press, 2017: 2242-2251.
- [53] HONG D F, YOKOYA N, XIA G S, et al. X-ModalNet: A semi-supervised deep cross-modal network for classification of remote sensing data[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 167: 12-23.
- [54] FENG Z X, SONG L L, YANG S Y, et al. Cross-modal contrastive learning for remote sensing image classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5517713.
- [55] HOFFMANN D S, CLASEN K N, DEMIR B. Transformer-based multi-modal learning for multi-label remote sensing image classification[C]//IGARSS 2023-2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2023: 4891-4894.
- [56] BAHADURI B, MING Z H, FENG F C, et al. Multi-modal transformer using cross-channel attention for object detection in remote sensing images[C]//2024 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway: IEEE Press, 2024: 2620-2626.
- [57] ZHANG F, BI X Y, ZHANG Z X, et al. HIFR-net: A HRRP-infrared fusion recognition network capable of handling modality missing and multisource data misalignment[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2025, 25(3): 5769-5781.
- [58] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 第3版. 北京: 清华大学出版社, 2022.
- HAN C Z, ZHU H Y, DUAN Z S. Multisource information fusion[M]. 3rd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2022 (in Chinese).
- [59] ZHU Y M, YOU Z S, ZHAO J, et al. The optimality for the distributed Kalman filtering fusion with feedback[J]. *Automatica*, 2001, 37(9): 1489-1493.
- [60] JULIER S J, UHLMANN J K. A non-divergent estimation algorithm in the presence of unknown correlations[C]//Proceedings of the 1997 American Control Conference. Piscataway: IEEE Press, 1997: 2369-2373.
- [61] FARRELL W J, GANESH C. Generalized chernoff fusion approximation for practical distributed data fusion[C]//2009 12th International Conference on Information Fusion. Piscataway: IEEE Press, 2009: 555-562.
- [62] REINHARDT M, NOACK B, ARAMBEL P O, et al. Minimum covariance bounds for the fusion under unknown correlations[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(9): 1210-1214.
- [63] SIJS J, LAZAR M. State fusion with unknown correlation; Ellipsoidal intersection[J]. *Automatica*, 2012, 48(8): 1874-1878.
- [64] NOACK B, SIJS J, REINHARDT M, et al. Decentralized data fusion with inverse covariance intersection[J]. *Automatica*, 2017, 79: 35-41.
- [65] REECE S, ROBERTS S. Generalised covariance union: A unified approach to hypothesis merging in tracking[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(1): 207-221.
- [66] SHAFIEEZADEH-ABADEH S, NGUYEN V A, KUHN D, et al. Wasserstein distributionally robust Kalman filtering[C]//Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. New York: ACM, 2018: 8483-8492.
- [67] WANG S X, WU Z M, LIM A. Robust state estimation for linear systems under distributional uncertainty[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 5963-5978.
- [68] ZORZI M. Distributed Kalman filtering under model uncertainty[J]. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2020, 7(2): 990-1001.
- [69] YU X K, LI J X. Distributed robust Kalman filters under model uncertainty and multiplicative disturbance[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(2): 973-988.
- [70] NIU D B, SONG E B, LI Z, et al. A marginal distributionally robust MMSE estimation for a multisensor system with Kullback-Leibler divergence constraints[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2023, 71: 3772-3787.

- [71] AL HAGE J, EL NAJJAR M E, POMORSKI D. Multi-sensor fusion approach with fault detection and exclusion based on the Kullback-Leibler divergence: Application on collaborative multi-robot system[J]. *Information Fusion*, 2017, 37: 61-76.
- [72] BAR-SHALOM Y. Update with out-of-sequence measurements in tracking: Exact solution[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(3): 769-777.
- [73] BAR-SHALOM Y, CHEN H M, MALLICK M. One-step solution for the multistep out-of-sequence-measurement problem in tracking[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(1): 27-37.
- [74] GOVAERS F, KOCH W. Generalized solution to smoothing and out-of-sequence processing[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(3): 1739-1748.
- [75] KIM Y, HONG K, BANG H. Utilizing out-of-sequence measurement for ambiguous update in particle filtering[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(1): 493-501.
- [76] ZHANG S, BAR-SHALOM Y. Optimal update with multiple out-of-sequence measurements with arbitrary arriving order[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(4): 3116-3132.
- [77] GARCÍA-FERNÁNDEZ Á F, YI W. Continuous-discrete multiple target tracking with out-of-sequence measurements[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 4699-4709.
- [78] MARELLI D, SUI T J, FU M Y. Distributed Kalman estimation with decoupled local filters[J]. *Automatica*, 2021, 130: 109724.
- [79] BATTISTELLI G, CHISCI L. Kullback-Leibler average, consensus on probability densities, and distributed state estimation with guaranteed stability[J]. *Automatica*, 2014, 50(3): 707-718.
- [80] BATTISTELLI G, CHISCI L, MUGNAI G, et al. Consensus-based linear and nonlinear filtering[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2015, 60(5): 1410-1415.
- [81] 金浩. 多传感器网络化系统的分布式估计算法研究[D]. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2022.
- JIN H. Research on distributed estimation algorithm of multi-sensor networked system [D]. Harbin: Helongjiang University, 2022 (in Chinese).
- [82] LI Y Z, QUEVEDO D E, LAU V, et al. Optimal periodic transmission power schedules for remote estimation of ARMA processes [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(24): 6164-6174.
- [83] DEKKERS G, ROSAS F, VAN WATERSCHOOT T, et al. Dynamic sensor activation and decision-level fusion in wireless acoustic sensor networks for classification of domestic activities[J]. *Information Fusion*, 2022, 77: 196-210.
- [84] ZHOU J M, GU G X, CHEN X. Distributed Kalman filtering over wireless sensor networks in the presence of data packet drops[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2019, 64(4): 1603-1610.
- [85] YANG H J, LI H, XIA Y Q, et al. Distributed Kalman filtering over sensor networks with transmission delays [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(11): 5511-5521.
- [86] LIU H, NIU B, LI Y Z. False-data-injection attacks on remote distributed consensus estimation[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(1): 433-443.
- [87] YANG W, ZHANG Y, CHEN G R, et al. Distributed filtering under false data injection attacks[J]. *Automatica*, 2019, 102: 34-44.
- [88] LI L, YANG H, XIA Y Q, et al. Event-based distributed state estimation for linear systems under unknown input and false data injection attack[J]. *Signal Processing*, 2020, 170: 107423.
- [89] LYNEN S, ACHTELIK M W, WEISS S, et al. A robust and modular multi-sensor fusion approach applied to MAV navigation [C]//2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2013: 3923-3929.
- [90] TANG X L, ZHANG Z Q, QIN Y C. On-road object detection and tracking based on radar and vision fusion: A review [J]. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2022, 14(5): 103-128.
- [91] MAHFOUZ S, MOURAD-CHEHADE F, HONEINE P, et al. Target tracking using machine learning and Kalman filter in wireless sensor networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2014, 14(10): 3715-3725.
- [92] ZHANG Y, SONG B, DU X J, et al. Vehicle tracking using surveillance with multimodal data fusion[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(7): 2353-2361.
- [93] CAO J W, ZHANG H Y, JIN L S, et al. A review of object tracking methods: From general field to autonomous vehicles[J]. *Neurocomputing*, 2024, 585: 127635.
- [94] FAN L W, ZHANG F, FAN H, et al. Brief review of image denoising techniques[J]. *Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art*, 2019, 2(1): 7.
- [95] HASKINS G, KRUGER U, YAN P K. Deep learning in medical image registration: A survey[J]. *Machine Vi-*

- sion and Applications, 2020, 31(1): 8.
- [96] LI G. Advanced Sparsity-Driven Models and Methods for Radar Applications[M]. Stevenage: SciTech Publishing Inc., 2020.
- [97] LI S, KANG X, FANG L, et al. Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art[J]. Information Fusion, 2017, 33: 100-112.
- [98] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227.
- [99] GKILLAS A, AMPELIOTIS D, BERBERIDIS K. Connections between deep equilibrium and sparse representation models with application to hyperspectral image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2023, 32: 1513-1528.
- [100] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [101] SCETBON M, ELAD M, MILANFAR P. Deep K-SVD denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 5944-5955.
- [102] ZHANG H, XU H, TIAN X, et al. Image fusion meets deep learning: A survey and perspective. Information Fusion, 2021, 76: 323-336.
- [103] LI H, WU X J. DenseFuse: A fusion approach to infrared and visible images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(5): 2614-2623.
- [104] ZHAO F, ZHAO W D, YAO L B, et al. Self-supervised feature adaption for infrared and visible image fusion[J]. Information Fusion, 2021, 76: 189-203.
- [105] LIU J Y, WU Y H, HUANG Z B, et al. SMoA: Searching a modality-oriented architecture for infrared and visible image fusion[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28: 1818-1822.
- [106] XU H, WANG X Y, MA J Y. DRF: Disentangled representation for visible and infrared image fusion[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 5006713.
- [107] TANG L F, YUAN J T, MA J Y. Image fusion in the loop of high-level vision tasks: A semantic-aware real-time infrared and visible image fusion network[J]. Information Fusion, 2022, 82: 28-42.
- [108] LI J, HUO H T, LIU K J, et al. Infrared and visible image fusion using dual discriminators generative adversarial networks with Wasserstein distance[J]. Information Sciences, 2020, 529: 28-41.
- [109] GU Y S, WANG X Y, ZHANG C, et al. Advanced driving assistance based on the fusion of infrared and visible images[J]. Entropy, 2021, 23(2): 239.
- [110] WANG X Q, ZHU D, LI G, et al. Proposal-copula-based fusion of spaceborne and airborne SAR images for ship target detection[J]. Information Fusion, 2022, 77: 247-260.
- [111] LI W M, WANG X Q, LI G, et al. NN-copula-CD: A copula-guided interpretable neural network for change detection in heterogeneous remote sensing images [DB/OL]. arXiv preprint: 2303.17448, 2023.
- [112] FANG Q Y, WANG Z K. Cross-modality attentive feature fusion for object detection in multispectral remote sensing imagery [J]. Pattern Recognition, 2022, 130: 108786.
- [113] WANG Q W, CHI Y K, SHEN T, et al. Improving RGB-infrared object detection by reducing cross-modality redundancy[J]. Remote Sensing, 2022, 14(9): 2020.
- [114] JIANG X, LI G, LIU Y, et al. Change detection in heterogeneous optical and SAR remote sensing images via deep homogeneous feature fusion[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 1551-1566.
- [115] MATASCI G, PLANTE J, KASA K, et al. Deep learning for vessel detection and identification from spaceborne optical imagery[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2021, V-3-2021: 303-310.
- [116] ZHANG L P, LIU Y, WANG X Q, et al. GLRT-based metric learning for remote sensing object retrieval [DB/OL]. arXiv preprint: 2410.05773, 2024.
- [117] XIAO G, BAVIRISETTI D P, LIU G, et al. Image fusion[M]. Singapore: Springer, 2020.
- [118] LIU C X, YANG H, FU J L, et al. Learning trajectory-aware transformer for video super-resolution[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE Press, 2022: 5677-5686.
- [119] IRVIN J A, LIU E R, CHEN J C, et al. TEOChat: A large vision-language assistant for temporal earth observation data [DB/OL]. arXiv preprint: 2410.06234, 2024.
- [120] GAONKAR A, CHUKKAPALLI Y, RAMAN P J, et al. A comprehensive survey on multimodal data representation and information fusion algorithms[C]//2021 International Conference on Intelligent Technologies (CONIT). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-8.
- [121] KLUPACS J, GOSTAR A K, RATHNAYAKE T, et al. Multiagent information fusion for connected driving: A review[J]. IEEE Access, 2022, 10: 85030-85049.

- [122] LIN S Z, HAN Z, LI D W, et al. Integrating model- and data-driven methods for synchronous adaptive multi-band image fusion[J]. *Information Fusion*, 2020, 54: 145-160.
- [123] WEN J T, JIANG D Z, TU G, et al. Dynamic interactive multiview memory network for emotion recognition in conversation[J]. *Information Fusion*, 2023, 91(C): 123-133.
- [124] XU J, REN Y Z, SHI X S, et al. UNTIE: Clustering analysis with disentanglement in multi-view information fusion[J]. *Information Fusion*, 2023, 100: 101937.
- [125] NIE F P, LI Z H, WANG R, et al. An effective and efficient algorithm for K-means clustering with new formulation[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2023, 35(4): 3433-3443.
- [126] LIU T, ZHOU Z, YANG L J. Layered isolation forest: A multi-level subspace algorithm for improving isolation forest[J]. *Neurocomputing*, 2024, 581: 127525.
- [127] DU J X, HAN G J, LIN C, et al. ITrust: An anomaly-resilient trust model based on isolation forest for underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2022, 21(5): 1684-1696.
- [128] ZHANG P, HE F Z, ZHANG H, et al. Real-time malicious traffic detection with online isolation forest over SD-WAN[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2023, 18: 2076-2090.
- [129] YANG C, LIU T T, CHEN G H, et al. ICSFF: Information constraint on self-supervised feature fusion for few-shot remote sensing image classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5800312.
- [130] ZHANG Y X, LI W, ZHANG M M, et al. Graph information aggregation cross-domain few-shot learning for hyperspectral image classification[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(2): 1912-1925.
- [131] WU L K, LI Z, ZHAO H K, et al. Recognizing unseen objects via multimodal intensive knowledge graph propagation[C]//*Proceedings of the 29th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: ACM, 2023: 2618-2628.
- [132] JIANG X, LI G, ZHANG X P, et al. A semisupervised Siamese network for efficient change detection in heterogeneous remote sensing images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 60: 4700718.
- [133] CHUN D, LEE S, KIM H. USD: Uncertainty-based one-phase learning to enhance pseudo-label reliability for semi-supervised object detection[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2024, 26: 6336-6347.
- [134] ZHOU Z, ZHAO L J, JI K F, et al. A domain-adaptive few-shot SAR ship detection algorithm driven by the latent similarity between optical and SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5216318.
- [135] HU H X, LIN Z Z, HU Q, et al. Multi-source information fusion based DLaaS for traffic flow prediction[J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2024, 73(4): 994-1003.
- [136] GUO Y, LIU R W, QU J X, et al. Asynchronous trajectory matching-based multimodal maritime data fusion for vessel traffic surveillance in inland waterways[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(11): 12779-12792.
- [137] LIU Y, LIU J, YANG K, et al. AMP-net: Appearance-motion prototype network assisted automatic video anomaly detection system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(2): 2843-2855.
- [138] 李伯虎. 云制造系统 3.0: 一种适应新时代、新态势、新征程的先进智能制造系统[J]. *电气时代*, 2022(1): 18-19.
LI B H. Cloud manufacturing system 3.0-an advanced intelligent manufacturing system adapted to the new era, new situation and new journey[J]. *Electric Age*, 2022(1): 18-19 (in Chinese).
- [139] MINNETT P J, ALVERA-AZCÁRATE A, CHIN T M, et al. Half a century of satellite remote sensing of sea-surface temperature [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 233: 111366.
- [140] YANG G, YE Q H, XIA J. Unbox the black-box for the medical explainable AI via multi-modal and multi-centre data fusion: A mini-review, two showcases and beyond [J]. *Information Fusion*, 2022, 77: 29-52.
- [141] UDDIN M Z, HASSAN M M, ALSANAD A, et al. A body sensor data fusion and deep recurrent neural network-based behavior recognition approach for robust healthcare[J]. *Information Fusion*, 2020, 55: 105-115.
- [142] ZHANG Y D, DONG Z C, WANG S H, et al. Advances in multimodal data fusion in neuroimaging: Overview, challenges, and novel orientation[J]. *Information Fusion*, 2020, 64: 149-187.
- [143] JI B F, ZHANG X R, MUMTAZ S, et al. Survey on the Internet of vehicles: Network architectures and applications[J]. *IEEE Communications Standards Magazine*, 2020, 4(1): 34-41.
- [144] 汲克山, 刘思培, 李清玉, 等. 大模型在军事领域的应用与展望[C]//第十二届中国指挥控制大会, 2024: 79-83.
JI K S, LIU S P, LI Q Y, et al. The application and prospect of large models in the military field [C]//*The 12th China Command and Control Conference*, 2024:

- 79-83 (in Chinese).
- [145] PHAM H, GUAN M Y, ZOPH B, et al. Efficient neural architecture search via parameter sharing[C]//International Conference on Machine Learning, 2018; 4095-4104.
- [146] RAKKA M, FOUUDA M E, KHARGONEKAR P, et al. A review of state-of-the-art mixed-precision neural network frameworks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024, 46(12): 7793-7812.
- [147] WAN F, HUANG X, CAI D, et al. Knowledge fusion of large language models [DB/OL]. arXiv preprint: 2401.10491, 2024.
- [148] ZHANG W, CAI M X, ZHANG T, et al. EarthGPT: A universal multimodal large language model for multi-sensor image comprehension in remote sensing domain [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 5917820.
- [149] 卢策吾, 王鹤. 具身智能(embodied artificial intelligence) [EB/OL]. (2023-07-22) [2025-02-02]. https://www.ccf.org.cn/Media_list/gzwyh/jsjsysdwyh/2023-07-22/794317.shtml.
- LU C, WANG H. Embodied AI(embodied artificial intelligence) [EB/OL]. (2023-07-22) [2025-02-02]. https://www.ccf.org.cn/Media_list/gzwyh/jsjsysdwyh/2023-07-22/794317.shtml.
- [150] LI S J, YU H X, DING W B, et al. Visual-tactile fusion for transparent object grasping in complex backgrounds [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023, 39(5): 3838-3856.

(责任编辑: 李丹)

Development and prospects of multisource information fusion

HE You^{1,2}, LIU Yu^{1,2,*}, LI Yaowen³, DING Ziran¹, DONG Kai¹, CUI Yaqi¹, ZHANG Caisheng¹, WANG Xueqian², LI Zhi³, GUO Chen¹

1. Information Fusion Institute, Naval Aviation University, Yantai 264001, China

2. Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China

3. Shenzhen International Graduate School, Tsinghua University, Shenzhen 518055, China

Abstract: Multisource information fusion has undergone decades of development, expanding from classic signal processing issues to a multidisciplinary frontier field and covering a wide range of applications such as aerospace, intelligent transportation, industrial engineering, and security. This paper starts from the definition and principles of multisource information fusion, reviews the main development stages of information fusion technology, and summarizes the research progress of four basic scientific issues: fusion detection, fusion recognition, fusion estimation, and fusion association. The technology of multisource image fusion and machine learning methods oriented towards information fusion are also outlined. Based on this, the typical applications of information fusion in several fields are introduced. Finally, the development direction of information fusion technology and its applications are discussed.

Keywords: information fusion; multisensor fusion; statistical signal processing; machine learning; distributed system

Received: 2024-12-17; **Revised:** 2024-12-30; **Accepted:** 2025-02-10; **Published online:** 2025-02-19 09:28

URL: <https://hkxb.buaa.edu.cn/CN/Y2025/V46/I6/531672>

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (62388102, 62425117, 62293544, 62401336)

* **Corresponding author.** E-mail: liuyu77360132@126.com