

多源信息融合进展

Progress in MSIF over the past two decades

Xinde Li, Fir Dunkin, Jean Dezert

摘要

多源信息融合作为一门综合性交叉学科，以现代信息技术为基础，因在众多领域具有重大研究价值和广泛应用前景而受到国内外学者、相关工程专家和从业人员的高度青睐与关注。尽管经过近五十年的发展，多源信息融合在理论和应用层面上都取得了极其丰硕的成果，但尚缺乏全面系统性回顾近期发展进程的综述报道。为了帮助相关学者和感兴趣人员快速了解多源信息融合的相关理论技术和发展趋势，本文对近二十年国内外多源信息融合的学术报道和相关应用成果进行了统计分析。同时，对相关理论、方法、应用领域以及当前面临的关键问题和挑战进行了简要梳理。最后，文章还对多源信息融合的未来发展方向进行了分析和展望。

关键字：多传感器系统，信息融合，人工智能，模式识别，人机共融

1 引言

1.1 定义

如图1所示，人类在描述事物时，会使用眼、耳、鼻、舌、身等构成的“多传感器系统”进行多源信息采集，然后在大脑中进行多源信息融合，以获取最终决策。这是因为，相比于单传感器测量而言，多源信息融合在具备获取更高精度（高可信度、高分辨率、高测量维度、低模糊度）信息潜力的同时，还具有系统生存能力强、检测时空范围广、成本低、质量轻、占空少等优点[1]。

二十世纪七十年代后期，“数据融合”或“传感器融合”这类名词出现在了各类出版物及学术汇报中[2]，但当时对于信息融合及相关技术并没有统一的概念，直到1990年代“信息融合”被广泛使用后，多源信息融合（Multi-Source Information Fusion, MSIF）这一新兴的边缘学科才有了较为统一的学术名词。此后，多源信息融合的相关理论技术得到了迅速的发展（图2[3-14]），并在军事（如自动化军事系统[15]、战略预警与防御系统[16]、多目标跟踪[17]与毁伤效果评估[18]）和民用（包括遥感监测[19]、智慧医疗诊断[20]、电子商务[21]、无线通

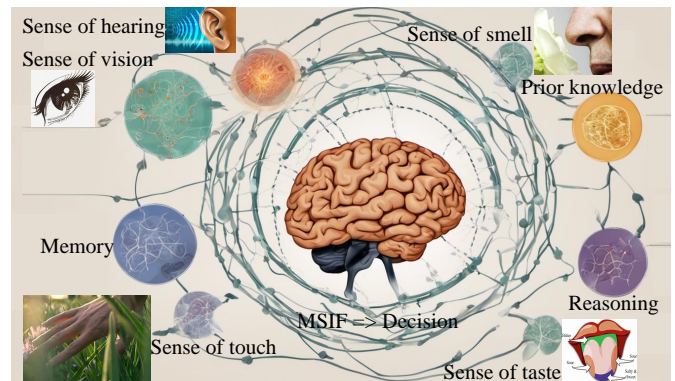


图 1. 人脑基于信息融合的决策过程示意图

信[22]、导航定位[23]和故障诊断[24]等）等领域取得了丰硕的成果。

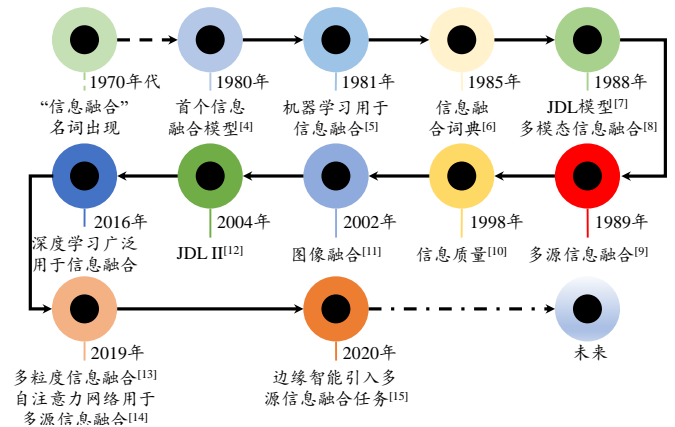


图 2. 多源信息融合演变概要

尽管经过了近五十年的发展，但多源信息融合至今仍没有一个明确的定义。美国三军组织实验室理事联合会（Joint Directors of Laboratories, JDL）从军事应用角度给出了定义1[25]。Klein在此基础上，通过对数据来源的定义说明，将信息融合技术从单源拓展至多源。随后，韩崇昭等人[26]和

潘泉等人[27]进一步总结了JDL和Klein的研究并给出了定义2[2]。然后, Khaleghi等人[28]结合Boströ等人[1]的观点提出了定义3。最后, 基于最新的学术报道和研究成果, 我们将多源信息融合描述为了定义4。

定义 1. 多源信息融合就是一种多层次、多方面的处理过程, 包括对多源数据进行检测、关联、组合和估计, 从而提高状态和身份估计的精度, 以及对战场态势和威胁的重要程度进行适时完整的评估。

定义 2. 多源信息融合, 又称多传感器融合, 是一个多层次、多方面的过程, 包括对多源数据的检测、关联、组合和估计, 以提高信息、状态和身份估计的准确性, 以及对目标情况和威胁的最终程度的及时和完整的评估。

定义 3. 多源信息融合是研究自动或半自动地将来自不同来源和不同时间点的信息转换为为人类或自动决策提供有效支持的表示的有效方法。

定义 4. 多源信息融合是一个对多源、多层次、多维度、多粒度数据、信息和知识的检测、表征、挖掘、关联、综合、推理和预测过程, 其综合了人工智能, 知识推理, 数据分析与处理等现代信息技术, 以获得对被观测对象更为丰富、精准的一致性描述或决策结果。

1.2 背景

1) 时代背景:

随着人工智能、物联网等技术的快速发展, 越来越多的智能传感器正改变着人类的生活方式乃至社会结构[29]。众多面向复杂背景的多传感器系统显著提升了信息获取效率, 大幅促进了基于信息交互、处理的自动化系统发展。全球数据正以30%的年增量飞速增长[2], 海量的数据被创建、收集和处理, 使得如何从大数据中获取可靠、准确、有价值的信息成为了当今最重要的研究话题之一。

当前, 不论存储、采集还是描述, 数据通常以多源的形式出现而不局限于单一源, 并且不同数据源的数据之间通常隐含着丰富的潜在知识。多源信息融合可以将多个信息源与空间冗余、时间冗余或互补信息的约束相结合, 从而具备了充分利用多种信息源的潜力。而相比于原始传感数据, 融合后的决策(描述)具有更一致、更丰富和更准确的信息[30]。

在此时代背景下, 对多源信息融合的研究就具备了重要的时代价值和现实意义。

2) 战略背景:

2021年10月18日, 习近平总书记在中共中央政治局第三十四次集体学习中提到“促进数字技术与实体经济深度融合”、“催生新产业新业态新模式”, 随

后工业和信息化部正式印发的《“十四五”信息化和工业化深度融合发展规划》全面部署了“十四五时期信息化与工业化的融合发展”的工作重点。这标志着信息化、数值化和智能化成为了未来我国工业发展的主要趋势, 也意味着数字经济将迎来新发展机遇。因此, 发展以解决多数据综合决策为主要目标的多源信息融合技术, 就成为了落实数字技术和民生领域及智能应用深度融合发展的题中应有之意。此外, 我国“十四五规划”还提出了“加快国防和军队现代化”、“提高国防和军队现代化质量效益”等战略。而多源信息融合技术正是源于20世纪下叶美军对指挥系统和军备系统的数字化、智能化和现代化需求[26, 27], 从而发展多源信息融合技术就成了提升我国国防和军队现代化质量的必由之路。

在此战略背景下, 对为应对军事需求而诞生并广泛应用于民事领域的多源信息融合技术进行理论和技术的研究与发展, 就具备了重大的实用价值和战略意义。

3) 学术背景:

为满足多个独立声响信号的信息融合处理需求, 二十世纪七十年代美国军方提出了基于多源信息融合的敌方潜艇检测方法。此后, 多源信息融合被广泛应用在了C³I[31]、信息战(Information Warfare, IW)[32]、C⁴I[33]等军事系统之中, 并逐渐成为了一门具有打破学科壁垒能力、为不同研究领域学者们提供相互合作、借鉴、交流机会的综合性交叉学科。随着诸如信息融合国际会议(International Conference on Information Fusion, ICIF)、信息和数据融合国际会议(International Conference on Information and Data Fusion, ICIDF)、信息理论国际研讨会(IEEE International Symposium on Information Theory, IEEE ISIT)、以及国际信息融合大会(International Society of Information Fusion, ISIF)等会议的不断召开, 在便于国内外相关领域研究人员及时了解、掌握多源信息融合相关技术、理论发展趋势和最新成果的同时, 也促使越来越多的学者关注到有关方向的研究, 使得近年来在多源信息融合理论及其应用方面涌现了海量的成果。以多源信息融合的代表性期刊《Information Fusion》为例, 在其发文量从2018年起逐渐地从80篇左右增长到2021年的239篇的过程中, 影响因子也在稳定增长(10.716→17.564), 这表明有越来越多的学者和从业人员对多源信息融合理论及其应用抱以浓厚的兴趣。

在此学术背景下, 对多源信息融合的技术理论及其学术成果的梳理和总结, 就具有了较为迫切的现实意义和科研价值。

1.3 动机

我们统计汇总了2000年至2021年间Web of Science所收录的出版物中包括了“信息融合”这一关键

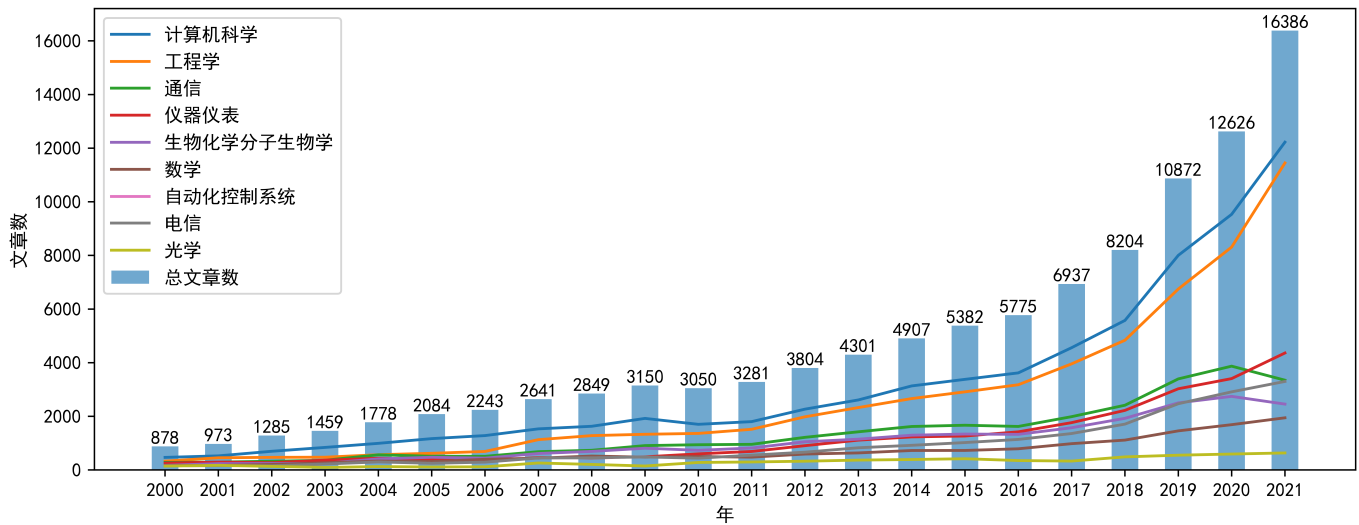


图 3. 2000年至2021年期间Web of Science所收录出版物中有关“信息融合”的文章数量

词的文章，如图3所示，信息融合正在从边缘学科成为一个火热的研究方向。

在过去的二十年，“信息融合”的报道数量呈持续性上涨的趋势，且随着大数据时代的来临，于2017年起展现出了飞速增长的态势（图3）。显然，计算机科学和工程学这两个领域中爆炸式增长成果是推动信息融合快速发展的主要动力，这是因为以机器学习[34]和深度学习[35]为代表的人工智能和模式识别技术的飞速发展显著丰富了信息融合策略和技术途径[36]，从而使得信息融合技术及其理论方法具备了解决更多工程问题的能力。得益于计算机技术对信息融合理论和技术方法发展的助力，除工程学领域外，信息融合技术也在通信、仪科、自动化等领域取得了丰硕的成果，在多个研究领域连续取得了破千的年发文量。这表明随着数字化时代的来临，对不同数据的融合处理需求在与日俱增，对信息融合技术的发展需求在日趋强烈。

尽管在各个研究领域和工程应用中取得了丰硕的研究成果，学者们也给予了相当大的关注，但最新的综合性多源信息融合的综合文章依旧较少（图4）。

表1统计了多源信息融合部分综述[26–28, 37–44]的相关信息。如表1和图4所示，目前已发表的多源信息融合相关综述大致可分为两类，即早期发表的综合类综述（如2002年7月的文献[26]、2003年7月发表的文献[27]和2013年1月发表的文献[28]），以及近期发表的关于多源信息融合某个子主题的工作（例如，文献[39]专注于可穿戴传感器网络中的多源信息融合，文献[40]仅回顾了粗糙集理论在多源信息融合中的应用，文献[45]整理了基于MSIF的技术在材料领域的应用和挑战，文献[44]重点介绍了多源信息融合在人类行为识别中的应用，以及[42]总结了多源信息融合对信息增强领域的应用）。

综上，在大数据的时代背景下，考虑到当前多源信息融合缺乏新颖、全面的综述类文章的学术现

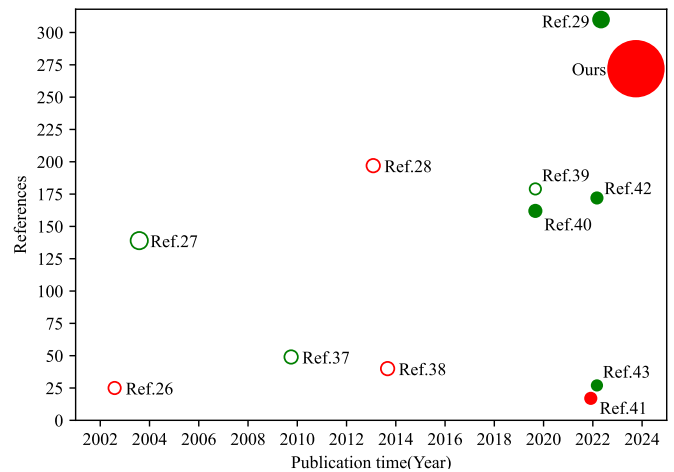


图 4. 本文和其他综述类文章的对比。每个圆圈的半径与相应审查的全面性呈正相关，红色表示更新了多源信息融合定义的工作，绿色则表示该报道没有为多源信息融合提供新的定义。同时，空心圆圈表示没有阐述与深度学习相关的内容。表1中展示了更详细的信息。

状，出于响应国家“十四五规划”中对信息化发展战略号召的初衷，我们认为有必要对近二十年来多源信息融合这一边缘学科的发展现状、应用领域、关键问题、及未来发展方向进行全面地梳理。因此，本文对当前多源信息融合的理论和应用成果进行了较为全面的统计分析，以期帮助相关学者和研究人员快速了解学科现状和发展趋势¹，并使其他领域的研究人员和从业者更容易地将自己的工作与多源信息融合联系起来，进而为促进相关理论、技术、方法的发展略尽绵薄之力。

1. 本文主要聚焦于多源信息融合在近年来所取得的成果和未来发展趋势，且文献[26–28]都对多源信息融合的起源和发展历程进行了简要梳理，因此本文不再对学科起源进行赘述。

表 1
相关综述的信息统计

文献	发表时间	文献数	综合性				IDL	Def
			模型	理论	方法	应用		
[26]	2002/07	25	1	0	2	3	×	✓
[27]	2003/07	139	6	2	2	0	×	×
[37]	2009/09	49	0	0	3	4	×	×
[28]	2013/01	197	0	6	1	0	×	✓
[38]	2013/08	40	1	0	0	6	×	✓
[39]	2017/05	179	0	0	3	2	×	×
[40]	2019/08	162	0	1	5	0	✓	×
[41]	2021/12	17	0	1	4	0	✓	×
[42]	2022/02	172	0	0	0	5	✓	×
[43]	2022/02	27	1	0	2	1	✓	×
[44]	2022/04	310	0	0	4	5	✓	×
Ours	2023	272	4	4	6	10	✓	✓

Note: 此处，“IDL”指是否涉及深度学习，“Def.”表示是否根据当时的文献对多源信息融合的具体定义进行了总结或更新，而“综合性”中的统计数据是该综述中详细报道的融合模型、理论、方法和应用领域数量。

1.4 主要内容

如图5所示，本文主要内容大致可分为引言、模型框架和理论方法、应用领域和挑战与未来和总结五个部分。

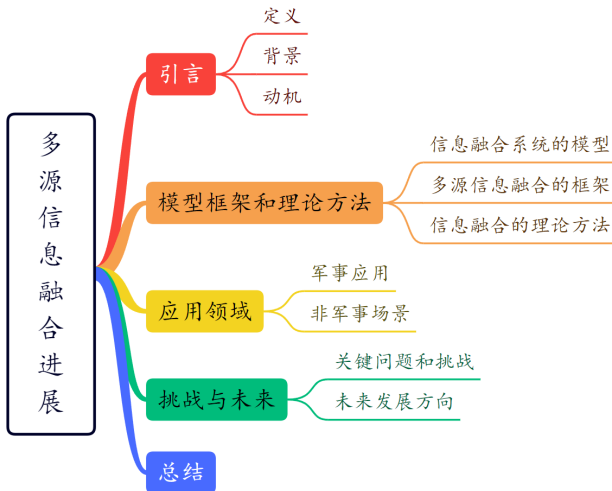


图 5. 本文组织结构及主要内容

首先，第1节对多源信息融合的定义和研究背景进行了描述，并介绍了本文的撰写动机；其次，第2节阐述了多源信息融合系统的模型框架和理论方法；随后，第3节从军事和非军用两个角度对主要应用领域进行了介绍和分析；然后，第4节从数据和应用两个层面讨论了当前多源信息融合所面临的关键问题和挑战，并根据发展现状对未来发展方向进行了展望；最后，第5节简要总结了全文内容。

2 模型框架和理论方法

在技术层面上，多源信息融合借鉴了许多不同领域的思想，例如信号处理、信息论、统计估计和推

理以及人工智能。其中，传统的融合方法主要基于统计推理和估计理论，其已经为多源信息融合技术构筑了坚实的理论基石，近年来基于人工智能、信息论等技术的新方法的涌现，使得多源信息融合技术有了长足的进步和发展。本节从信息融合系统的模型、多源信息融合框架、信息融合的理论方法三个方面进行了扼要描述。

2.1 多源信息融合的框架

作为一门综合类学科，多源信息融合不仅涉及对多源数据综合决策的获取策略，还包括了对多源数据融合处理的理论方法。根据处理信息源的层次，多源信息融合方法可以归纳为数据级融合、特征级融合和决策级融合三类（图6）。

1) 数据级融合：信息融合的最低层次是数据级融合（图6(a)）。通过从传感器捕获的原始数据输入，可以捕获具有高精度、高可靠性和低噪声的数据输出，从而为了保留更多原始信息的情况，通常会采用数据级融合的方式进行信息融合。因此，数据级融合常应用于信号融合[46]、图像融合（也称为像素融合）[47]等类似场景。

2) 特征级融合：在特征级融合中（图6(b)），融合模型的输入是已经被提取后的数据或特征。而融合算法输出的是其他形式的细化特征或更高级别的数据（即决策）。与数据级融合相比，特征级融合方法得到的信息更加精细和全面，能够展现数据的各种特征。

3) 决策级融合：为了进一步融合已经生成的一些信息以揭示任务更具综合性的决策时，通常会采用最高级别的决策级融合（图6(c)）。这类融合策略不仅需要从单一角度得出的局部决策，还需要给出具有全局信息的综合决策。因此，决策级融合通常出现在做出最终决策之前。与数据级融合和特征级融合相比，决策级融合方法会先产生一些初步的判别结果，并通过对不同类型数据的决策进行融合以获得更具综合性和更高精度的结果。

如图6(d)所示，数据级融合能够有效地保留被测目标的原始测量信息，但由于数据量较大，导致融合处理的实时性较差，并且仅能处理同构数据；特征级融合能够实现同类或异类传感器的信息融合，数据量小，算法实时性较高，并且可以通过多模态数据编码的方式处理并融合异构数据，但由于对原始测量信息进行了压缩，在一定程度上造成了信息损失；决策级融合能够实现同类或异类传感器的信息融合，通信量小，抗干扰能力强，可以较为容易的对异构数据进行融合分析，但信息损失较为严重。

2.2 信息融合系统的模型

随着计算机科学和工程学各领域硬件设备、相关仪器的发展，用于表征目标运行状态的数据信息的多样性被极大丰富。多源信息融合技术通过对多个

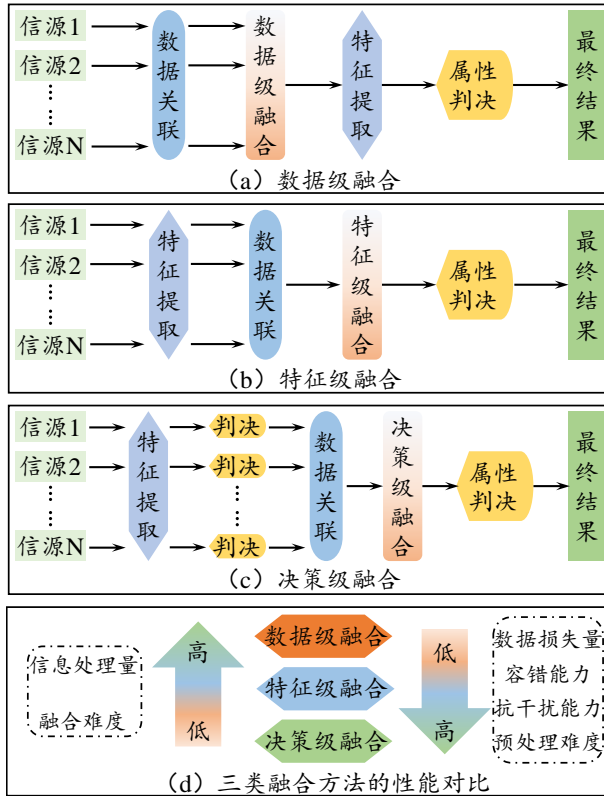


图 6. 三类信息融合框架

同构或异构的传感器数据进行组合分析，以形成更准确的态势感知描述，从而在众多军事和民用领域中取得了丰硕的成果。正因为多源信息融合的应用非常广泛，使得当前尚未有一个通用的数据融合实现框架，业界和学界通常也不建议将某一特定的数据融合架构用于众多不同的应用领域之中[48]。

第一个数据融合模型是由Bowman在1980年提出的Bowman Df&Rm模型[3]，随后Luo等人[49]在1988年提出了一种基于多传感器数据融合的信息融合流程（Luo-Kay模型），同年Pau[50]提出了基于知识的数据组合的分层架构和模型。当前应用最广的信息融合框架是起源于军事领域在20世纪90年代初被提出的JDL模型[6]。经过数十年的发展，学界和业界已经提出来众多用于信息融合系统的模型框架，为了避免篇幅和信息的冗余，本节介绍了其中最具代表性的四个模型（即JDL模型、Bowman Df&Rm模型、Luo-Kay模型和Pau模型），图7展示了这几个模型的结构示意图。

2.2.1 JDL模型

JDL模型专注于数据融合（相关、过滤和关联）问题，其具体的结构如图7(a)所示。具体而言，原始的JDL模型将融合过程视作在四个不断增加的抽象层次上进行的数据处理过程，即对象、情境、影响和过程细化。即数据从数据源到人机接口的信息流是按序地经过数据预处理、一级目标（对象）评

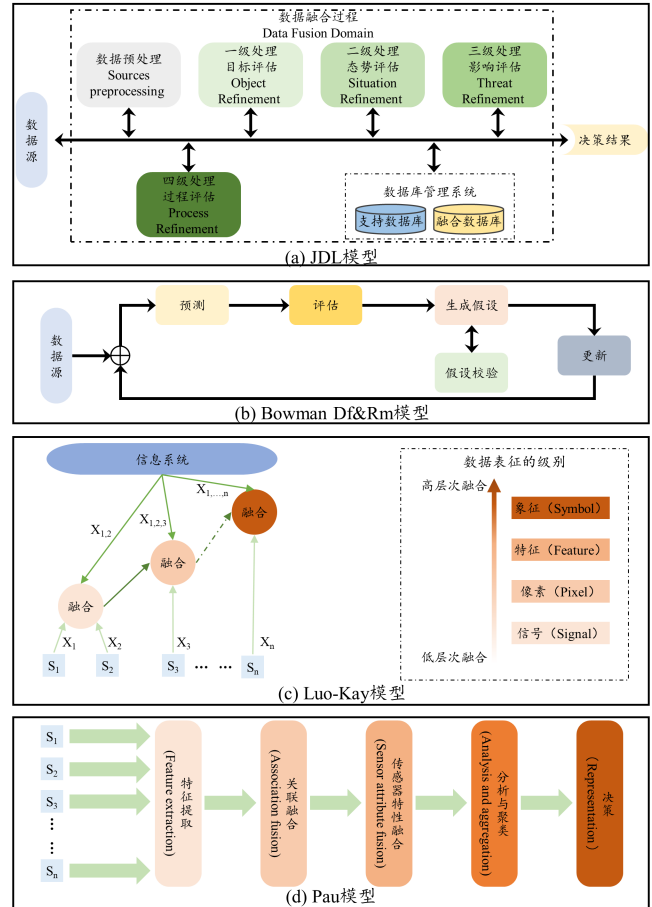


图 7. 不同信息融合模型的框架示意图

估、二级态势（情境）评估、三级影响评估和四级过程评估五个阶段。但原始JDL模型是典型的功能模型，因此无法判断这些功能中的任何一个评估过程是由人还是由自动化算法流程实现的[6]。

上下文信息的利用能力是能否由低级信息融合向高级信息融合转化的关键，即模型是否不再局限于原始传感器数据和独立个体特征的信息，而是在融合过程中考虑结构（如关系和情况）、场景和结果和系统本身的各个方面的信息。为了使JDL模型具备利用上下文信息的能力，作为JDL模型的重要拓展结构，1998年提出的数据融合信息组（Data Fusion Information Group, DFIG）模型在系统中引入了数据融合和资源管理功能，以人作为观测者的方式突出用户的参与度，实现了在数据融合过程中对上下文信息进行推理[51]。随后在2004年相关学者和从业人员对以DFIG模型为主的JDL模型结构进行了重新审视[11]：JDL模型存在着“用户需要利用各种技能（感知）、规则（任务）和认知（知识）来完成不同的任务，并且许多JDL模型系统仅能满足特定任务需求”等不足。因此，自2004年修订以来，研究人员在设计DFIG基的融合系统时，更关注于信息管理、高级可视化、数据挖掘以及团队、优先级和协调等任务，而这些功能都有助于DFIG模型应对融合和资

源管理的挑战。

1998和2004年的两次拓展在一定程度上缓解了JDL模型侧重于数据（输入/输出）而不是融合处理以及限制性太强等问题[11]，但JDL模型仍会受制于某些实际任务需求而难以用于实践。为此，Dasarathy模型[52]从软件工程的角度将融合系统视为以输入/输出以及功能（过程）为特征的数据流，其主要用于在多传感器目标识别和跟踪环境中得出最优决策。Dasarathy融合范式旨在对一组传感器进行并行地数据融合，然后嵌入递归系统结构中，以提高融合决策的可靠性[53]。相似地，针对于决策的可靠性难以表示的问题，Goodman等人[54]基于随机集的概念提出了另外一种融合框架，它能够将决策不确定性与决策本身结合起来，并提供一个完全通用的不确定性表示方案。Omnibus模型[55]基于智能循环和Boyd控制循环的循环性质，构建了一种具有更精细定义的瀑布模型，每个定义都可以与JDL和Dasarathy模型中的一个级别相关联。但不同于JDL和Dasarathy模型中被忽略的数据内循环反馈过程，Omnibus模型通过保留Boyd循环的一般结构使数据融合过程的循环性质变得明确。

2.2.2 其他模型

1) Bowman Df&Rm模型：是Bowman在1980年提出的一种用于解决多传感器、多目标识别和跟踪问题的通用数据融合架构。Bowman认为尽管JDL模型已经在许多数据融合应用中取得了不错的成效，但在开发实际系统的架构时作用较少。因此，Bowman开发了数据融合层次树的概念，以将融合问题划分为节点，并且从概念上讲，每个节点都涉及数据链接、估计和关联等功能。在Bowman Df&Rm模型中，为了评价具有非确定性未知目标对数据和决策结果相对不确定性影响，采用了基于相关假设和先验信息的数据处理方法，提出了一种包括假设生成和评估反馈（假设校验）的结构，如图7(b)所示。此外，Bowman Df&Rm模型在估计和控制之间存在二元性（对偶性），即数据融合和资源管理系统可以使用网络节点之间交互的组合和管理来实现，这使得Bowman Df&Rm架构对不同级别数据类型、来源、模型和结论的含义是不同的。而Bowman Df&Rm模型中，作为零件资源管理功能之一的流程细化功能，被视为2004年修订后JDL模型中的第4级。

2) Luo-Kay模型：是Luo和Kay二人在1988年提出了一种基于多传感器集成的通用数据融合结构[49]。在Luo-Kay模型中，来自多个来源的数据以分层方式在嵌入式中心内组合，这体现了多传感器集成和多传感器融合的区别。如图7(c)所示，Luo-Kay模型将多个传感器在四个不同级别进行数据融合，从低到高级别分别是信号、像素、特征和符号级别。在该体系结构中，传感器级采集的数据被传输到融合中心，以分层、有序的方式进行操作融合处理。由于

数据以各种方法在数据中心中组合，不同的数据信息还能表示级别从原始数据增加到决策级别。

3) Pau模型：是一种基于行为知识的数据组合模型[50]，也是一种典型的分层架构（具体结构见图7(d)）。在Pau模型中，先从原始数据中提取特征向量，然后该向量与定义的属性对齐并关联，并在传感器特性融合与数据分析两级中进行数据信息的组合、分析、聚类。最终的决策阶段由一系列行为规则组成，这些规则可以通过显示组合输出提取。此外，Pau模型也常被看作一种由三个显示级别组成的分层方法。在最底层，每个传感器都有一个矢量空间，其中包含坐标尺寸和测量参数。下一级提取矢量的适当特征，并将标记与它们连接起来。第三层将特征向量与事件相关联，并定义环境模型、融合策略。

2.3 信息融合的理论方法

2.3.1 经典融合理论方法

经典信息融合理论主要是依托于统计推理和估计的数学方法实现的，常用于不完善数据（即数据类型不统一、数据可信度不为1、数据信息不完整等情况）的融合处理。表2列出了本小节中常用的符号。

表2
本节中的常用符号

符号	描述	符号	描述
$P(H)$	事件 H 的概率	Θ	鉴别框架
$m(\cdot)$	证源的支持程度	E	证源
$\mu_F(x)$	模糊隶属函数	T	粗糙集理论中的目标集
$B_*(T)$	T 的保守近似值 $B^*(T)$	$B^*(T)$	T 的上近似值 $B^*(T)$

1) 基于概率建模的融合：

基于概率建模的融合方法是最早应用的信息融合理论，也是当前数据融合应用最广泛的标准方法[56]。概率数据融合方法通常基于贝叶斯规则来组合先验信息和观测信息，即用概率描述观察的信息和必要的过程信息并利用特定规则将其组合以得到最终的决策信息和综合描述。实际上，尽管概率数据融合方法通常基于贝叶斯规则来组合先验信息和观测信息，因此基于概率建模的融合也常被称之为“贝叶斯融合”，但组合概率信息的方式并不唯一，例如卡尔曼和扩展卡尔曼滤波器，顺序蒙特卡罗或函数密度估计等方法都可以作为多源信息融合时的组合规则[57]。

作为一种统计推断方法，贝叶斯概率理论以统一的概率度量表示所有类型的不确定性。对于单一来源，贝叶斯公式根据假设的先验概率和事件/观察的条件概率的组合计算给定某些事件/观察的假设为真的概率，例如将是否患病的互斥事件记作 H_1 （表示健康）、 H_2 （表示患病）和对应的解释事件（观察）记作证源 E （ E 可以表示“环境是否污染”、“饮食

是否健康”和“作息是否规律”等观察结果），则贝叶斯推理在数学上表示为式1。其中 $P(H_i | E)$ 是给定证据E假 H_i 为真的后验概率（如在观察到环境被污染条件后，患病的概率）， $P(H_i)$ 是假设 H_i 为真的先验概率， $P(E)$ 观察E的条件概率。

$$P(H_i | E) = \frac{P(E | H_i) P(H_i)}{\sum_i P(E | H_i) P(H_i)} = \frac{P(E | H_i) P(H_i)}{P(E)}$$

$$P(H_1) + P(H_2) = 1, \text{ and } i \in [1, 2] \quad (1)$$

当存在多个证源 $E_i, i \geq 2$ 的时候，贝叶斯估计器通过递归的方式融合多个证源，以更新系统的状态或决策结果的概率分布/密度[58]。如，将一封邮件是否为垃圾邮件记作 H_1 （正常邮件记作 H_2 ），邮件中包含了 n 个观察词/证源（如“我是某某”，“转账汇款”，“七日游”，“恭喜中奖”等），其在垃圾邮件中出现的概率分别记作 $p(E_1), p(E_2), \dots, p(E_n)$ ，则可根据式2对多个证源 E_1, E_2, \dots, E_n 进行融合以计算出其属于垃圾邮件的概率。

$$P(H_1 | E_1, E_2, \dots, E_n) = \frac{P(H_1) P(E_1 | H_1) \dots P(E_n | H_1)}{\sum_{j=1,2} P(H_j) [P(E_1 | H_j) \dots P(E_n | H_j)]} \quad (2)$$

但是先验分布和归一化项都包含积分通常无法难以直接通过分析评估或观察统计获取，从而一定程度上限制了基于概率建模的融合方法的应用场景。作为一种特殊的贝叶斯滤波器，卡尔曼滤波器凭借具有精确解析解的优势，使得其可以应用贝叶斯估计量的解析解来替代积分，以更简便的计算融合结果。因此，卡尔曼滤波器凭借简单、易于实现和均方误差意义上的最优性等优点，成为了最流行的概率融合方法。美中不足的是，与其他最小二乘估计器类似，卡尔曼滤波器对被异常值破坏的数据非常敏感，这使得卡尔曼滤波器不适用于误差特性不易参数化的应用。因此在处理非线性系统的数据融合问题时，通常会基于近似技术对卡尔曼滤波器进行进一步地拓展。例如，扩展卡尔曼滤波器[59]和无迹卡尔曼滤波器（Unscented Kalman）[60]是针对非线性系统数据处理问题，对原始卡尔曼滤波器进行一阶和二阶近似后的扩展模型。然而，因为只是对扩展卡尔曼滤波器在一阶或二阶范围内进行的近似处理，因此这两种方法都只能在有限的范围内处理非线性问题，从而依旧难以用于多数非线性系统。为此，Stone等人[?]基于网格的方法提出了一种逼近非线性概率密度函数的替代方法，但是这个方法也存在着在数据维度增加过程中运算量迅速增长的问题。

为了解决“维数灾难”问题，马尔可夫链蒙特卡罗(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)算法应运而生。MCMC算法的基本思想是通过使用马尔可夫链来演化样本来减轻高维密度近似的负担，而不是

简单地在每个步骤中随机独立运算。此处，马尔可夫链是根据具有马尔可夫性质的转移概率（核）函数生成的随机样本序列，即状态空间中不同样本值之间的转移概率仅取决于随机样本的当前状态。因此，对于精心设计的马尔可夫链而言，该链能够收敛到一个特定的静态密度（就抽取的样本而言）[61]。

2) 信度函数理论:

置信函数理论的起源可以追溯到Dempster关于多源信息融合中源状态可靠性的工作[62]，旨在理解和完善Fisher的概率推理方法。后来，我们[63]在数学上将这一理论正式化为循证推理的一般理论，包括两个主要组成部分：证据推理（Dempster-Shafer理论，DST）[64]和Dezert-Smarandache理论（DSmT）[65]。信度函数理论引入了为可能的测量假设分配信念和可能性的概念，以及融合它们所需的组合规则，该理论处理涉及不确定性和不精确性的数据，可以被视为贝叶斯理论处理概率质量函数的扩展。1981年，Garvey等人首次将该理论应用于信息融合[66]。

这里的“信度”一词不仅包括常见的可靠性，还包括真实性和依赖性等工程应用指标，这些指标在多源信息融合[67]的背景下很普遍。这些指标在这个框架中相互作用，共同影响系统的整体性能。因此，成功的信息融合需要在源信息处理过程中平衡这些因素，以确保系统产生准确可信的结果特别是：

- 1) 可靠性(*Reliability*)与来源提供的信息的一致性和稳定性有关。在多源信息融合的背景下，可靠的来源是在不同的时间和背景下提供一致的信息，抵抗干扰或误导。不可靠的来源可能导致融合系统的错误判断或预测，影响其准确性和可信度。如果大多数来源不可靠，系统可能会遭受严重后果，可能会损害其正常运行。
- 2) 真实性(*Truthfulness*)是指来源提供的信息与现实相符的程度。虚假信息可能导致融合系统的错误判断，使其在面对恶意数据时容易受到欺骗，导致结果不可靠，并严重影响系统性能。
- 3) 依赖性(*Dependence*)表示源之间的互连程度。在多源信息融合中，源可能表现出相互依赖性，其中来自一个源的信息受另一个源影响。源间依赖关系决定了系统的信息加权和处理。过度依赖特定来源而忽略其他来源会导致信息不平衡，影响融合结果的全面性和准确性，而适当考虑来源的相互依赖性可以增强系统的稳健性和稳定性。

与基于贝叶斯推理的概率融合不同，信度函数理论的优势在于能够提供不同粒度的信息。如在人体行为识别中，所识别的结果可以是粗粒度的静止状态和运动状态，也可是躺、

坐、站、走、跑、跳等细粒度状态[68]。令集合 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_6\}$ 中的元素分别表示躺、坐、站、走、跑、跳六类姿态，则将 Θ 称之为识别框架，然后通过基本信任分配函数 m （需满足式3）系统地所有潜在识别结果分配置信度。在式3中， $2^\Theta = \{\Phi, \{\theta_1\}, \{\theta_2\}, \dots, \{\theta_6\}, \{\theta_1 \cup \theta_2\}, \{\theta_1 \cup \theta_3\}, \dots, \Theta\}$ 是 Θ 的所有子集的集合（也称之为幂集）。 $m(A)$ 是当前证据 E 对命题 A 的支持度，即基本信任分配值。由于在实际中不存在类似于“既跑又躺”的状态，因此这部分基本信任分配值 m 置0，而 $m(A) \leq 0$ 时则将 A 称之为一个焦元，如例子中的躺、坐、站、走、跑、跳都是一个焦元。

$$m(\phi) = 0 \quad \sum_{A \subseteq 2^\Theta} m(A) = 1 \quad (3)$$

在融合多源信息时，每一个输入的信息源都是一个证源，其各自拥有一个独立的基本信任分配函数。例如使用 n 个传感器同时采集人体的状态信息，则每个传感器输出的信号都是一个独立证源 $E_i, i \in [1, n]$ ，且对于每个证源都有一个对应的基本信任分配函数 $m_i, i \in [1, n]$ ，则可根据式4使用Dempster合成规则实现对多源信息的融合处理[69]。此处 K 表示冲突系数，用于衡量不同证源所给出识别结果的冲突大小， K 越大证源间冲突越大，当 $K=1$ 时Dempster规则失效。

$$m(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_i=A, 1 \leq i \leq n} \prod_i m_i(A_i)}{1-K}, & A \neq \Phi \\ 0, & A = \Phi \end{cases} \quad (4)$$

$$K = \sum_{n, A_i \neq \Phi} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i)$$

虽然DST的Dempster规则是表示和处理不确定信息的一种有价值的方法，但当在融合高度冲突的证据时，该规则可能会产生违反直觉的结果。针对这一问题，Xiao[70]提出了一种广义证据Jensen-Shannon分歧，以衡量多个证据来源之间的冲突和差异。该方法具有促进精确发散测量的三个关键属性，这允许为每个证据源推导适当的权重。随后，基于这些相应的权重调整证据主体产生加权平均证据。使用DCR融合这些加权证据会产生支持决策的结论性结果，从而实现证据冲突的有效和稳健解决。

与DST相比，DSmT在处理非排他性元素方面表现出优越的能力，类似于D数理论(D-Numbers Theory, DNT)[71]和2阶模糊集[72]。DNT扩展了传统的DST，旨在解决DST在处理非排他性元素时遇到的限制，而2阶模糊集的相关内容将在下一节中介绍和讨论。

DNT的核心思想围绕着将来自各种信息来源的证据融合为一组“基本信念分配”，通常使用D函数[73]表示。这些D函数表示不同假设（或元素）上

的不确定性分布，融合这些D函数的过程包括三个步骤：组合、归一化和不确定性再分配。

- 1) 组合: 最初，来自不同信息源的D函数被组合，通常使用组合规则来实现。这些规则融合了不同信息源之间的不确定性，生成了一个新的D函数。
- 2) 归一化: 由组合产生的D函数可能不符合归一化性质，即概率之和不等于1。归一化确保融合的D函数构成有效的概率分布。
- 3) 不确定性再分配: 在DST中，不同的元素是相互排斥的。然而，在某些情况下，要素可能并不相互排斥，因此需要重新分配不确定性以适应这种情况。

得益于D函数的不确定性分配策略，DNT在处理非排他性元素方面具有优势（与传统的DST相比，DNT更适合处理非排他性的元素，其中元素可能重叠），并提供增强的表达能力（DNT引入了“非特异性”和“非排他性”等新概念，以更好地表示不确定性的不同方面）。因此，DNT在处理非排他性元素和复杂的不确定性情况时具有一定的优势。然而这种优势需要与计算复杂性（与DST类似，DNT可能在信息融合过程中涉及复杂的计算，尤其是在处理大量信息源时）和数据需求相平衡（在DNT中构建基本的信念分配函数需要足够的证据；信息来源不足可能导致不准确的融合结果）。在特定情况下，DNT可以被证明是信息融合和不确定性推理的一个有价值的工具。

除了相互冲突的证据和非排他性元素的融合外，不确定性推理仍然是可信度函数理论在多源信息融合领域的实际应用中关注的焦点。一种有代表性的方法是复杂证据理论，以其强大的可解释性和最近的关注而闻名。例如，在[74]中，为了提高专家系统的不确定性推理性能，针对复杂证据理论中的复杂质量函数或复杂基本信念分配，提出了一种广义相关系数——复证据相关系数。在此基础上，引入了一个复杂的冲突系数来衡量复杂基本信念之间的冲突。在此背景下，基于复证据相关系数设计了一种加权折扣多源信息融合算法，以提高基于复杂证据理论的专家系统的性能。在[75]中，为了更好地捕捉知识中的不确定性，在希尔伯特空间的量子框架内构建了复杂证据理论的表达式。因此，提出了一种量子基本信念赋值的广义否定方法。通过对否定过程的研究，揭示了否定迭代的趋势，为知识表示、不确定性测量和量子信息融合提供了一个很有前途的解决方案。

不同于概率论必须假设一个均匀分布来处理这个未知问题，尽管可信度函数理论仅在支持信息时才分配概率（即不会为未知命题分配先验概率），但可信度函数理论允许通过将整个质量分配给辨别框架来表示不确定信息的置信度，即在任何时候满足 $m(E = X) = 1$ 。因此，在面对具体任务时，选择基于概率建模的融合方法还是可信度函数理论，本

质上是对令数据具有更高准确度（概率论）还是提供更灵活的融合公式（信度函数理论）之间进行权衡[76]。

3) 模糊集理论:

以评价食品味道为例，虽然可以通过电子舌的仪器对离子浓度进行精准的量化测试，但在大众的认知里其通常对应的评价指标是“难吃”、“一般”、“美味”等相对模糊的词汇，而同一个菜品往往也会因为更换了食客后得到“寡淡”、“清淡”、“合适”、“偏咸”、“重口”等完全不同的评价结果（证源变化后的评价变化）。因此，对于面向不精准推理的任务而言，不同观察器对同一目标所给出的观测结果往往是模糊的、不确定的，从而在对其进行多源信息融合的时候就有必要根据模糊系统的原理进行基于模糊推理的信息融合。

一个模糊集 $F \subseteq X$ 由对应的渐进隶属函数 $\mu_F(x)$ ($\mu_F(x) \in [0, 1] \quad \forall x \in X$) 定义 X 中元素 x 的隶属程度，即隶属度越高， x 越属于 F ，这使得模糊数据融合成为一种针对不精确数据的有效解决方案。具体而言，先使用渐进隶属函数对模糊或部分感官数据进行模糊化，然后再使用模糊规则组合模糊数据以产生模糊融合输出。模糊融合规则可分为合取和析取两类。其中，合取如式5所示，分别表示两个模糊集的标准交集和乘积；析取如式6所示，分别表示两个模糊集的标准并集和代数和。

$$\begin{aligned} \mu_1^\cap(x) &= \min[\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x)] \quad \forall x \in X \\ \mu_2^\cap(x) &= \mu_{F_1}(x) \cdots \mu_{F_2}(x) \quad \forall x \in X \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \mu_1^\cup(x) &= \max[\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x)] \quad \forall x \in X \\ \mu_2^\cup(x) &= \mu_{F_1}(x) + \mu_{F_2}(x) - \mu_{F_1}(x) \cdots \mu_{F_2}(x) \quad \forall x \in X \end{aligned} \quad (6)$$

通常在融合可信度相同的同质传感器数据时，会采用联合模糊融合规则。此外，存在至少一个可靠数据源却不知道具体哪个数据源可靠时或在融合存在高度冲突的数据时，合取和析取这两个规则难以同时联合使用。为此，一些学者提出了自适应的模糊融合规则，作为不能使用联合模糊融合规则时的折衷。例如式7是一种针对于这两种情况下的自适应模糊融合规则[77]。此处， $h(\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x))$ 用以衡量渐进隶属函数 $\mu_{F_1}(x)$ 和 $\mu_{F_2}(x)$ 之间的冲突程度， μ_1 和 μ_2 分别是期望的合取和析取模糊融合规则。

$$\begin{aligned} \mu_{\text{Adaptive}}(x) &= \max\{\mu_1, \mu_2\} \quad \forall x \in X \\ \mu_1 &= \frac{\mu u u_i^\cap(x)}{h(\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x))} \\ \mu_2 &= \min\left\{1 - h(\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x)), \mu_j^\cup(x)\right\} \\ h(\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x)) &= \max(\min\{\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x)\}) \end{aligned} \quad (7)$$

在涉及复杂不确定信息的多源信息融合任务领域，2阶模糊集理论[72]是传统模糊集理论的扩展，是一个强大的框架，用于以更高的精度描述不同隶属函数之间的关系，事实证明，它在处理更细粒度的不确定性方面特别有效[78]。在二阶模糊集理论的框架内，隶属函数本身被视为模糊集，从而将一阶隶属函数归类为二阶隶属函数的子集。在数学上，二阶模糊集理论可以定义如下：

- 1) 一阶隶属函数: 设属于模糊集 A 的元素 x 的一阶隶属函数表示为 $\mu_A(x)$ ，其中 x 位于特定区间或集合内，并且 $\mu_A(x)$ 取 $[0, 1]$ 范围内的值。
- 2) 二阶隶属函数: 对于一阶隶属函数 $\mu_A(x)$ ，它在整个隶属空间上的分布可以用另一个隶属函数 $\mu_B(\mu_A(x))$ 来表示，其中 B 表示表示隶属分布的2阶模糊集。

例如，如果 $\mu_A(x)$ 表示元素 x 属于某个温度范围的程度，则 $\mu_B(\mu_A(x))$ 可以表示 x 的温度隶属度在特定范围内的程度。因此，二阶模糊集 μ_B 可以定义为式8。

$$\mu_B(\mu_A(x)) = y \quad (8)$$

其中 y 表示集合 B 内 x 的温度隶属度分布，这种方法提供了成员分布关系的更精确表示，从而能够更准确地表示不确定性信息。

相对而言，二阶模糊集理论在不确定环境信息融合任务中胜过传统模糊集理论，因为它具备更准确的不确定性建模能力（通过更好地描述不同隶属函数之间的关系，允许在复杂情境中精确表示不确定性），以及更出色的信息融合性能（利用二阶隶属函数更有效地整合来自不同来源的信息，从而产生全面且精确的结果）。然而，这也需要更大的计算工作量和模型设计复杂性。引入二阶模糊集理论会增加计算复杂性，因为涉及到更高维度的隶属函数。此外，为解决特定问题而设计的二阶模糊集模型需要更多领域专业知识和经验。因此，在实际应用时，需要充分权衡该理论的优势和挑战，以及问题的复杂性和所需精度。总结而言，尽管无论是二阶还是传统的模糊集理论，都需要事先了解不同模糊集的隶属函数，但在目标的模糊隶属度需要明确定义的情况下，它们都提供了一个强大的框架来模拟模糊隶属度，特别适用于目标定义不清晰的情况。

尽管类似于概率论需要先验概率分布知识，模糊集理论也需要不同模糊集的先验隶属函数。但是，相比于非常适合对目标在明确定义的对象类别中的不确定性进行建模的概率论和证据理论，模糊集理论非常适合在定义不明确的对象中对目标的模糊隶属度进行建模。而且由于是表示模糊数据的强大理论，模糊集理论对于表示和融合人类专家以语言方式产生的模糊数据特别有用。

4) 基于粗糙集的融合:

粗糙集理论是由Pawlak教授在1982年提出用于处理不精确、不确定和不完全数据的数学工具[79]。粗糙集理论可以在忽略不同粒度数据不确定性的同时处理数据粒度[28]。不同于概率论等方法，粗糙集理论的研究对象是决策表，且不需要额外的先验知识来分析数据。粗糙集理论提供了在集合 $B \subseteq A$ 的给定框架 F_B 内近似明确目标集合 T 的方法，其中 F_B 用于描述对象的特定属性集合。近似值表示为元组 $\langle B_*(T), B^*(T) \rangle$ ， $B_*(T)$ 和 $B^*(T)$ 分别指代帧 F_B 内集合 T 的下近似值和上近似值（即 $B_*(T) \subseteq T \subseteq B^*(T)$ ），定义如式9所示[80]。下近似 $B_*(T)$ 可以解释为保守的近似，只包括绝对属于 T 的对象，而上近似 $B^*(T)$ 包括了所有可能属于 T 的对象。基于这种近似， T 的边界区域被定义为 $BN_B(T) = B_*(T) - B^*(T)$ ，即既不能归类为属于 T 也不能归类为不属于 T 的对象集。此时，如果 $BN_B(T) \neq \phi$ ，则集合 T 被认为是粗糙的。

$$B_*(T) = \{O \mid [O]_{F_B} \subseteq T\}$$

$$B^*(T) = \{O \mid [O]_{F_B} \cap T \neq \phi\}$$
(9)

在信息融合模型中，集合 T 被视为表示系统状态的不精确集合，粗糙集理论将允许基于输入数据的粒度（即 F_B ）来近似系统的可能状态。一旦近似为粗糙集，数据片段可以使用经典的集合论合取或析取融合算子进行融合，即分别为交集或并集。为了使得融合效果较好，数据的粒度既不能太细也不能太粗糙。在数据粒度太细的情况下，即 $[O]_{F_B}$ 是单例，粗糙集理论简化为经典集理论。对于非常粗糙的数据颗粒，即 $[O]_{F_B}$ 是非常大的子集，数据的较低近似值可能是空的，导致完全“无知”。整体而言，相比于其他融合理论，粗糙集的主要优势在于它不需要任何先验或附加信息（例如数据的概率分布或隶属函数），以及粗糙集理论允许融合仅基于其内部结构（粒度）近似的不精确数据[81]。

在实际应用中，以购买汽车为例，客户会查看多个特征(如品牌、价格、颜色、排放量等，每个特征都是一个不同来源的输入信息)。此时可以将每个特征都转换为一个属性，然后为每个属性特征制定一个集合并映射出对应的属性值(如将汽车品牌定义为三个集合：“低端品牌”、“中端品牌”和“高端品牌”，此处不同属性的粒度大小可以是不统一的，即粗糙集理论允许跨粒度的信息融合)。最后就可以通粗糙集理论将多个不同来源的属性进行组合，以确定购买目标（即符合预算、品牌、颜色等要求的汽车）。

5) 不同经典信息融合理论方法的对比分析:

作为多源信息融合中最常的四种数学工具，概率建模、信度函数理论、模糊推理和粗糙集理论这四种方法在不同的应用场景中具有优势，基于当前已发表文献的报道，我们将他们各自的优缺点总结在了表3中。注:表3并不是对这些方法的所有方面进行

详尽的比较，而是根据当前发表的文献在在九个维度上对这些理论的优缺点进行了简要比较分。

表3
经典融合理论的优缺点对比

理论		Pro.	Bel.	Fuz.	Rou.
是否需要	大量算力	✓	✓	○	×
	大量样本	✓	✓	×	×
	先验知识	○	✓	×	
是否具有	强解释性	✓	○	×	✓
	带噪声信息	✓	○	✓	×
能否处理	多粒度信息	✓	✓	○	×
	模糊信息	×	○	✓	×
	冲突信息	○	✓	○	×
	不确定信息	✓	✓	✓	✓
Note:	在此,“✓”表示“是”,“×”指“否”,而“○”表示在当前文献中没有明确结论或存在争议 “Pro.”是“基于概率建模的融合方法”(Sec. 2.3.1(1)),“Bel.”表示“信度函数理论”(Sec. 2.3.1(2)),“Fuz.”指“模糊集理论”(Sec. 2.3.1(3)),而“Rou.”代指“粗糙集理论”(Sec. 2.3.1(4)).				

2.3.2 基于人工智能的信息融合理论方法

人工智能是一种无需特定编程使计算机系统“学习”给定数据的技术，即“是使机器获得新知识、新技能并重组现有知识的研究”[82]。用于多源信息融合的人工智能算法可大致分为传统机器学习、深度学习和其他方法三类（图8）。

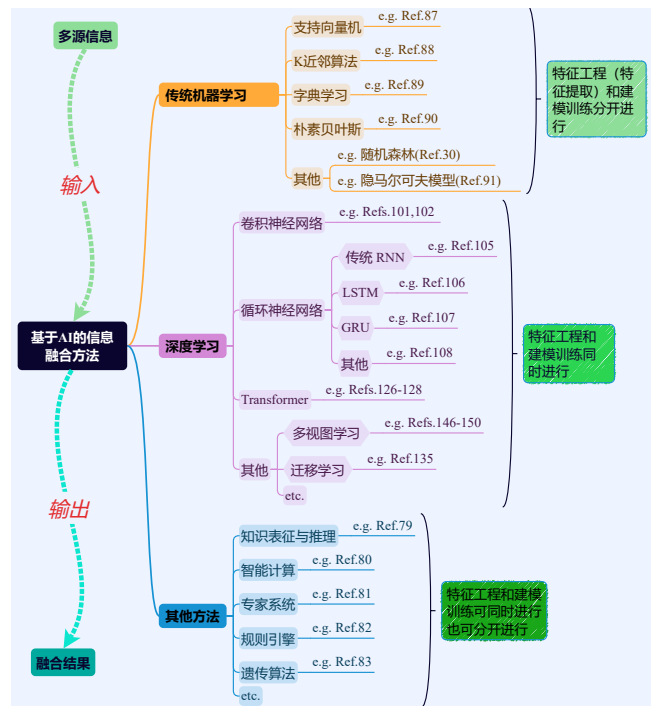


图8. 基于人工智能的多源信息融合方法

人工智能是一种使计算机系统能够在没有特定编程的情况下从给定数据中“学习”的技术，可以

3 定义为“使机器获得新知识、新技能和重组现有知识的研究”[82]。用于多源信息融合的人工智能算法可大致分为三类：传统的机器学习[34]、深度学习[83]，以及其他方法，如知识表示和推理[84]、智能计算[85]、专家系统[86]、规则引擎[87]，遗传算法[88]和神经模拟[89]等（图8）。这些算法已被广泛研究并应用于各个领域，以有效地集成和利用来自多个来源的异构数据。

11 受近年来多源信息融合领域相关文献所使用技术途径比例的影响，本文虽然更侧重于对深度学习方法的介绍，但用于多源信息融合的人工智能还包括传统机器学习和其他策略。因此，为了明确我们对人工智能算法的划分方式，此处先对传统机器学习和深度学习的关系进行了阐述，然后将不包含在内的其他人工智能策略方法归类于其他方法。其中，深度学习作为机器学习的一个重要子集，它在模型复杂度、特征工程、样本量依赖度、训练速度和应用场景等方法都和传统机器学习存在差异，具体如下如下：

- 模型复杂度：传统机器学习通常使用浅层模型，例如线性模型、决策树、支持向量机等。而深度学习则使用深层神经网络模型，这些模型通常具有数百个甚至数千个层次。
- 特征工程：传统机器学习需要手工进行特征工程，即从原始数据中提取有用的特征以供模型使用。而深度学习可以通过学习端到端的特征表示来避免手工进行特征工程。
- 样本量依赖度：传统机器学习通常需要更少的样本进行训练，而深度学习则通常需要大量样本进行训练，以避免过拟合现象的发生（此处暂不考虑深度学习的小样本学习和零样本学习任务等特殊情况）。
- 训练速度：传统机器学习算法通常训练速度较快，而深度学习模型由于模型复杂度较高，需要大量的计算资源，训练速度较慢。
- 应用场景：传统机器学习通常用于处理结构化数据，例如表格数据、文本数据等。而深度学习则在处理非结构化数据，例如图像、语音、自然语言等方面表现出色。

42 使用人工智能技术进行多源信息融合时，融合框架/范式大致由输入数据、特征提取、建模训练和结果输出四个步骤组成(图9)。图9中的基本模型是能够实现端到端输入输出数据的传统机器学习模型或深度学习模型（如支撑向量机或卷积神经网络等），用以提取待融合的特征或决策信息。此处，信息融合部分则是一个新的信息整合模型（由单个或多个基本模型构建）。

相比于经典信息融合理论方法，人工智能[34]能够在不引入先验知识的条件下，通过对数据进行预处理和分割、对特征信息进行提取和降维、以及对分类/聚类模型进行学习优化等方式，为不完善数据的检测提供更准确描述和更精确的决策结果[90]。基

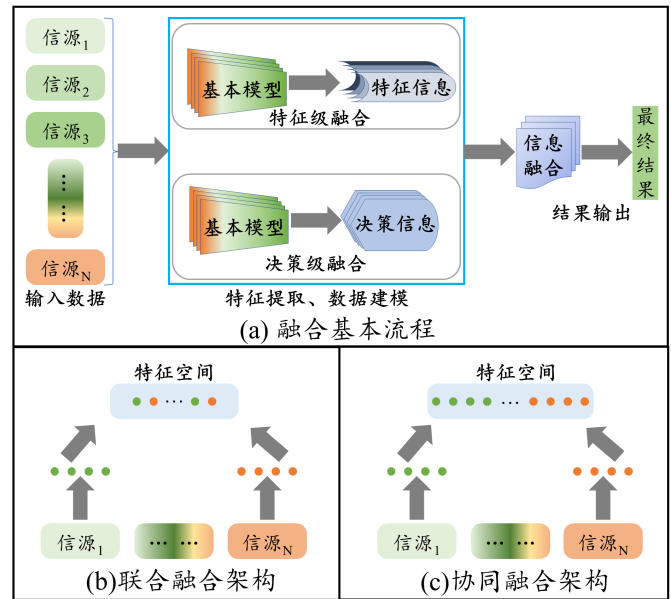


图 9. 人工智能用于多源信息融合时的融合思路及基本框架

于人工智能的信息融合方法凭借优异的性能在实际工程应用中占据了重要地位[91]。虽然人工智能显著地丰富了多源信息融合的技术途径，但也带来了一些新的挑战 and 机遇。例如，多源信息融合聚焦于给出对情景和影响的客观描述或综合评估方法，而人工智能专注于评估分类的大数据分析[91]，这使得两者之间如何结合、选择何种算法、以及如何定义融合等问题需要在具体应用中进行分析。本节首先对深度学习实现多源信息融合任务的基本模型进行了简要描述（即传统机器学习和被广泛使用的四种深度学习方法），然后概述了最近在跨模态/多模态信息融合中取得了丰硕成果的多视图学习，并对在深度学习领域中被广泛应用的迁移学习进行了介绍，最后本节对深度学习用于多源信息融合的理论可行性、融合思路、可应用领域等信息进行了简要的总结分析。

1) 传统机器学习:

如图8所示，不同于深度学习将特征提取和建模训练合并为一个过程，传统机器学习通常是按需分别完成这两个步骤。尽管形式上较深度学习更为繁琐，但作为一种具有强大的数据计算和分类能力的技术，传统机器学习有望提高数据融合算法的整体性能，并在一些特定应用场景下反而具有更高的数据处理效率[34]。目前，用于多源信息融合的传统机器学习算法主要包括支持向量机[92]、k-最近邻[93]、字典学习[94]、朴素贝叶斯[95]、随机森林[96]、隐马尔可夫模型[97]等。

Banerjee等人[98]使用支持向量机构建一种数据级的多源信息融合模型，用于混合故障检测，实现了对检测系统健康、降级和失效三种状态的检测识别。Roosbeh等人[99]基于k-最近邻算法提出了一种相似性学习信息融合方案用于缺失数据插补任务，

并在 11 个公开数据集论证了方法的有效性。高赞等人[100]针对于多视图人类行为识别任务，开发了一种特征级融合的分类级字典学习模型，用于不同视图数据的自适应融合，从而显著地提升了多视图动作的识别精度。Li等人[46]使用朴素贝叶斯对多模态信息进行融合处理来描绘了一个机器人舞蹈姿势并估计机器人舞蹈姿势的美感。针对于工业生产中间歇过程往往涉及复杂且连续的物理化学反应使得在相同的工作条件下也很难在不同批次之间生产相同的产品的挑战，Sun等人[101]采用堆叠多路随机森林算法来构建特定阶段关键过程变量与多个质量指标之间的预测关系，从而提出一个工业批处理数据驱动质量预测的多阶段信息融合策略。Yang等人[102]使用一阶隐马尔可夫模型来计算贝叶斯网络在不同时间片上的动态，对接触生理特征（例如，ECG和EEG）进行上下文信息融合，实现了对驾驶员是否疲劳驾驶的识别。

这些基于传统机器学习的多源信息融合方法都构建在简单的数学模型基础上，因此它们的结果具有很强的可解释性，可以提供对决策的直观理解。在数据量相对较小的情况下，它们具有易于实现和出色的泛化性能的优点。然而，它们也都存在着一些传统机器学习算法的常见问题，尤其是对特征工程的高需求。当面对大量不同类型的多源数据时，特征工程可能会变得繁琐和耗时，并且可能无法有效地捕捉复杂的非线性关系。因此，在某些特定应用场景中，如处理大规模数据或建模复杂关系时，研究基于非传统机器学习技术，如深度学习等人工智能算法的多源信息融合是必要的。

2) 卷积神经网络:

卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 是一种灵感来自生物的自然视觉感知机制的深度学习架构[103]。自2012年起，从图像处理到语音识别、自然语言处理等，CNN在多个领域中都取得了突破性的成果。一方面，CNN有效地降低了深度神经网络中的参数量，使得用扩张模型容量来解决更复杂任务成为可能[104]；另一方面，在涉及时间序列决策的多源信息融合任务中，CNN具有局部依赖性和尺度不变性的特性，而优于其他机器学习方法并备受学者青睐[105]。

在CNN模型的第 l 层卷积中，令 $X^{l-1} \in \mathbb{R}^{m \times m \times C_{in}}$ 表示输入特征， $K^l \in \mathbb{R}^{n \times n \times C_{out}}$ 表示 C_{out} 个大小为 $n \times n$ 的卷积核， $B^l \in \mathbb{R}^{C_{out}}$ 表示偏置元素集， f 表示激活函数。则该层卷积的输出特征 $X^l \in \mathbb{R}^{\lfloor \frac{m-n+1}{r} \rfloor \times \lfloor \frac{m-n+1}{r} \rfloor \times C_{out}}$ (r 表示卷积运算的步长) 中的每个元素 $x_{u,v,w}^l$ ($1 \leq u, v \leq \lfloor \frac{m-n+1}{r} \rfloor$, $1 \leq w \leq C_{out}$) 都可以根据式10计算得出。

$$z_{u,v,w}^l = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{q=1}^{C_{in}} x_{i+ur, j+vr, q}^{l-1} \cdots k_{i,j,w}^l \cdots \chi(i, j) + b^l$$

$$\chi(i, j) = \begin{cases} 1 & 0 \leq i, j \leq n \\ 0 & \text{others} \end{cases}$$

$$x_{u,v,w}^l = f(z_{u,v,w}^l) \quad (10)$$

近年来，CNN已经在众多的信息融合任务中取得了优异的成绩，如基于联邦学习的CNN故障诊断模型，能够允许不同的行业参与者在不可共享本地数据的情况下，通过云服务器聚合参与者的本地模型来更新全局模型的方式进行同构的多源信息融合，从而完成了对全局故障诊断模型的协作训练[106]。而得益于强大特征提取能力和编码能力，除了同构信息融合任务外，CNN也非常契合于异构信息融合任务，从而在多模态信息融合应用中取得了丰硕的优异成果。例如Zhang等人[107]使用CNN将超声图像和射频信号进行异构信息融合，以更好地分类甲状腺结节。

3) 循环神经网络:

循环神经网络 (Recurrent neural network, RNN) 适合于处理时间序列数据，例如音频[108]和文本[109]。RNN的隐藏层单元之间存在连接，允许信息从一个神经元传递到下一个神经元，从而使RNN可以提取时间关系[110]。但是，当输入序列过长时，RNN容易出现梯度消失，使其失去连接远距离信息的能力。为了解决这个问题，人们对RNN做了很多改进，最有效的方法是引入门控机制，如长短记忆网络 (Long Short Memory Network, LSTM) [111]，门控循环单元神经网络 (Gated Recurrent Unit neural network, GRU) [112]和卷积循环神经网络[113]。

LSTM[114]是一种特殊的RNN，用于遏制RNN的梯度衰减或爆炸问题。深度网络中的一个常见问题是“梯度消失”问题，即梯度随着每一层变得越来越小，直到它太小而无法影响最深层。而LSTM中的记忆单元，能够使模型有连续的梯度流（误差保持其值），从而消除了梯度消失问题，并能够从数百个时间步长的序列中学习相关知识。Zhang等人[111]以华大基因的股价预测为研究对象，应用配备注意机制的LSTM来识别长期时间依赖性并自适应地突出关键特征，实验结果表明，具有注意力机制的LSTM能够通过在线新闻等多源异构信息进行融合的方式显著地提高预测性能和对时频特征的分析效果。除了上述单独应用LSTM处理数据特征以实现信息融合的工作外，当前CNN与LSTM相结合进行特征提取的方法也得到了广泛应用。Kavi等人[115]讨论了LSTM和CNN的集成模型在多视图数据融合中的应用情况。Chen等人[113]基于CNN和双向LSTM设计了一种有两个并行混合分支的多源同构信息融合模型，可以同时关注心电图节拍中的基于节拍的信

息和节拍的相邻阶段中的基于阶段的信息，用于心律失常自动检测。Nti等人[116]基于LSTM和CNN构建了一种混合深度神经网络架构，对公众情绪、经济因素等多源异构数据进行融合，从而实现了加纳证券交易所股票的价格预测。

GRU[117]的设计初衷和LSTM一样，都是为了解决长序数据处理过程中RNN模型可能出现的反向传播梯度消失或“爆炸”的问题。因此，在大多数实际任务中，GRU和LSTM都表现出了相似的性能和拟合能力，但GRU相比于LSTM具有更易计算的优势，从而在某些场景中被广泛使用[118]。Zhao等人[119]将两个行程时间值（专用短程通信数据和远程交通微波传感器数据）输入到GRU模型中，以获取多源信息融合后的行程时间预测，从而实现了对道路交通状况的预测。此外，与LSTM相同，近年来也有一些工作尝试将GRU同CNN相结合用于多源信息的融合决策任务，例如，使用CNN和GRU的结构融合时空特征以监测风力涡轮机状态[120]，通过多尺度CNN提取光谱特征融合GRU提取的时间序列特征以诊断乙型肝炎病毒感染[121]，使用CNN和GRU的集成模型融合CNN-GRU对数尺度梅尔谱图、梅尔频率倒谱系数和原始波形的特征信息以提升环境声音分类模型的精度[122]等。

4) 自注意力神经网络:

自注意力神经网络 (Transformer) [123]是一种将注意力机制整合到深度前馈网络中的深度学习结构，它的单层结构由自注意力机制和前馈网络两个模块组成，其前馈网络可以近似地理解为一个带有归一化操作的残差模块。在自注意力机制中，对于输入特征 X ，自注意力机制进行如下建模，通过线性/非线性映射获取输入的查询 (Q)、键 (K) 和值 (V) 三个特征，然后根据式11计算其自注意力的输出特征，此处 $\sqrt{d_k}$ 一个缩放因子通常等于 K 的维度数。

$$Attention(Q, K, V) = Softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (11)$$

Transformer能够像LSTM一样捕获长距离序列依赖关系，但具有更大的上下文窗口来处理更长的序列，也更容易并行化运算，具有高度可扩展性[124]。因此，Transformer架构被提出的初衷是用于自然语言处理任务中LSTM等传统架构难以处理的长序列分析任务，并在众多基于大型语料库的文本处理任务中取得了突破性的性能提升[125]。随后，视觉自注意力神经网络 (Vision Transformer, ViT)[126]的出现成功地将Transformer的应用领域从一维序列为主的文本、音频等数据拓展到了二维图像数据和三维视频数据。并且随着诸如图像分类[127]、目标检测[128]、图像生成[129]等领域优异成果的不断涌现，ViT正在成为一个火热的研究方向[130]。

Transformer在视频、文本、图像等不同类型数据处理任务中所展现的优异性能展现了Transformer对多模态数据强大分析、整合能力，这使得在许多涉及多模态信息的异构数据融合任务中，Transformer有望成为一个强有力的信息处理与融合工具。在情感行为分析任务中，Zhang等人[131]基于Transformer提出了一种多模态信息融合框架，从当前帧图像中编码静态视觉特征，并从图像、音频和文本序列中提取三种多模态特征，该框架在融合了静态视觉特征和动态多模态特征后，在ABAW3 Competition的官方测试中取得了EXPR和AU两个赛道的当时最优成绩。在情感分析任务中，Wang等人[132]基于Transformer提出了一种新的融合方法TransModality，从文本、视觉和声学模态中提取的特征并进行特征级多源信息融合，用于多模态情感分析的任务，在CMUMOSI、MELD和IEMOCAP三个数据集上取得了当时最先进的性能。在图像融合任务中，基于Transformer的尺度自适应多模态图像融合模型MATR[133]，通过从不同尺度获取多模态信息的方式进行图像融合，具备了全局上下文信息互补融合和建模长期依赖关系的优势，从而在多个主流医学图像数据库上取得了超过当时最先进模型的性能。

5) 多视图学习:

多视图数据是指具有相似高级语义的，从不同模态、来源、空间和其他形式捕获的数据。具体而言，用文本、视频、音频等不同的形式来描述同一对象，报道同一事件时的不同语言，不同相机角度下的同一人体行为，以及同一社交图像所包含的视觉信息和用户标签等，都归属于多视图数据[134]。传统的机器学习算法，将多视图数据拼接成单视图数据以适应学习设置，但由于此类拼接不具备实际物理意义，且在小规模训练样本的情况下易导致过拟合现象，从而难以应对多视图数据的融合分析需求[135]。于此同时，近几十年来多视图数据已成为互联网上的主要数据类型之一，其数量在视频监控[136]、娱乐媒体[137]、社交网络[138]和医疗检测[139]等领域爆炸式增长。在此背景下，对多视图数据的多模态、跨模态信息处理、融合需求，推动着多视图学习飞速发展。多视图学习 (Multi-view learning, MVL) 旨在通过组合多个不同的特征或数据源以基于共同的特征空间完成联合训练[140]，目前主流的MVL方法是将多视图数据映射到一个公共特征空间，以最大化多个视图的相互一致性，如[141]。

在过去的几十年中，MVL不论是在传统机器学习还是深度学习领域都展示了巨大的发展势头，并启发了许多有前途的算法，如协同训练[142]，多核学习[143]和子空间学习[144]等。协同训练是最早的多视图学习方案之一，是一类基于“分歧”的半监督学习方法。该方法首先利用每个视图中具有标签的数据分别训练出一个分类器，然后使用这些分类器去

对未标记样本生成伪标签并将这些标有伪标签数据提供给其他分类器作为新增样本进行训练，重复此过程交替生产新样本，以实现令多个分类器进行“相互学习”过程，直至分类器权重相对稳定或到达预设定的迭代轮次。协同训练主要依赖于三个假设，即(a)充分性——每个视图足以单独进行分类，(b)兼容性——两个视图的目标函数预测相同标签的共现特征高概率，以及(c)条件独立性——给定标签，视图是条件独立的。其中条件独立假设十分关键，但通常又难以在实践中完美满足，因此近年来有许多学者致力于设计用于低条件独立条件下的替代方案[145?]。多核学习由于其用于构建高维空间的多个核函数天然地对应不同视图，且具有通过线性或非线性组合内核可以提高学习性能的优势，被广泛应用于多视图数据的处理问题。按照多核函数的构造方式和特性多核学习可大致分为三类，即合成核方法、多尺度核方法、无限核方法。合成核方法是指将具有不同特性的多个核函数进行组合以获取兼容每个子核函数特性的多核函数；多尺度核方法是为了应对传统合成核方法决策能力不够灵活，新核不具备尺度选择能力的挑战而提出的一种具有多尺度表达能力的核函数，其较为直观的思路是对不同尺度核进行序列学习并融合以构建合成的决策函数；考虑到合成核方法和多尺度核方法都是在有限核函数条件下进行组合的（通常是线性组合），从而对一些大规模决策问题难以获取最表示，即有限核的选择难以唯一，因此无限核方法应运而生，其通过在多个核函数所构成的集合中，优化最小正则化函数表示的测量，来半优化地实现对通用核的复杂学习问题[146]。子空间学习旨在通过假设输入视图是从该潜在子空间生成的来获得由多个视图共享的潜在子空间。给定特定子空间，就可以直接进行后续任务，例如分类[144]和聚类[147]。由于潜在子空间的维数低于任何输入视图的维数，因此子空间学习可有效减少“维数灾难”。

近年来，深度学习的飞速发展不仅革新了学界和业界的众多技术，也丰富了多视图学习技术的多元化发展，在和其他深度学习技术相互结合中涌现了大量多视图学习的新方法。一方面，多视图学习借助卷积[148]、循环[149]、自注意力神经网络[150]、高斯过程模型[151]、概率模型[152]等模型的优异特征提取和识别能力，在许多任务中取得了突破性进展和优异的成果。此外，正如深度学习的发展趋势是由有监督学习走向半监督、自监督学习，应对大数据时代标签获取困难的挑战，在大数据时代接踵而至的应用难题，也使得多视图学习不断探索利用表示学习[153]、嵌入学习[154]、半监督学习[155]、无监督学习[156]等先进深度学习技术以满足实际应用需求的可行性。例如，[151]使用变分稀疏的高斯过程模型来处理多视图数据，对每个视图进行建模，从而在基于内核的多视图分类任务中取得了当时最优的识别精度；随后[153]在多视图数据处理过程中，引入表示学习，从而进一步提升了高斯过程

模型在多视图数据集上的分类性能；[155]考虑到获取标记数据的困难，提出了一种基于自适应回归的多视图半监督分类算法，通过自适应优化的权重系数自动平衡不同视图的贡献成果，从而将多视图学习应用于标签不全的大规模数据集；除了这类需要标签数据的有监督和半监督任务，[156]针对于多视图无监督特征选择，提出了一种具有自适应相似性和视图权重的多视图无监督特征选择算法，以应对传统多视图学习方法存在忽略不同视图中的基本公共结构的问题。

6) 迁移学习:

尽管机器学习在诸多领域中都取得了巨大的成功，但对某些场景仍存在一定的局限性。人工智能与模式识别方法的前提假设是训练和测试数据具有相同的分布，因此机器学习的理想场景是有大量带标签的训练实例，它们与测试数据具有相同的分布。然而，在许多情况下，收集足够的训练数据通常是昂贵、耗时，甚至是不切实际的。尽管半监督学习可以通过放宽对大量标记数据的需求在一定程度上缓解这个问题，但在很多情况下，未标记的实例也难以收集，这使传统的机器学习模型无法有效工作。

迁移学习旨在通过迁移不同但相关源域中包含的知识来提高模型在目标域上的表现，以减少构建目标学习器对大量目标域数据的依赖[157]，因此侧重于跨领域知识迁移的迁移学习，是解决上述问题的一种有效途径。例如，在目标区域的数据不够丰富的限制下，Wan等人[158]基于深度迁移学习提出了一种用于无人机群雷达信号的多源数据融合算法，以应对在雷达信号排序的传统预排序步骤中，预分选偏差会在主分选过程中造成干扰和丢失脉冲的这一挑战。

为了便于描述迁移学习的具体定义，我们首先对迁移学习中领域（定义5）和任务（定义6）的概念进行了数学定义。在模型会输出实例的预测条件分布的情况下，定义6中 $f(X_i) = \{P(y_k | x_i) | y_k \in Y, k = 1, 2, \dots, |Y|\}$ 。在实际应用中，一个域通常由多个带有/不带有标签信息的实例来表示。例如，通常通过实例标签对观察对应于源任务 \mathcal{T}_S 的源域 D_S ，即 $D_S = \{(x, y) | x_i \in X^S, y_i \in Y^S, i = 1, \dots, n^S\}$ 。目标域由许多未标记的实例和/或有限数量的标记实例组成。

定义 5. (域) 迁移学习中的域 $D = \{X, P(X)\}$ 由特征空间 X 和边缘分布 $P(X)$ 两部分组成。此处，符号 X 表示一个实例集，即 $X = \{x | x_i \in X, i = 1, 2, \dots, n\}$ 。

定义 6. (任务) 迁移学习中的任务 $\mathcal{T} = \{Y, f\}$ 由标签空间 Y 和决策函数 f 组成。其中，决策函数 f 是一个隐含的函数，从样本数据中学习数据的分布期望。

根据[159]中对迁移学习任务的拓展定义，定义7涵盖了迁移学习的绝大多数情况。其中， m^T 表

示迁移学习任务的数量，如果 $m^S = 1$ ，则该场景称为单源迁移学习，反之称为多源迁移学习。一些研究侧重于 $m^T \geq 2$ 的设置，例如[160]，而当前用于多源信息融合任务的迁移学习研究通常更关注 $m^S = 1$ 的场景（尤其是 $m^S = m^T = 1$ 的场景）。

定义 7. (迁移学习) 给定一个（或一些）源域 $m^S \in \mathbb{N}^+$ 和源任务（即， $\{(D_{S_i}, \mathcal{T}_{S_i}) \mid i = 1, \dots, m^S\}$ ），以及相关的目标域 $m^T \in \mathbb{N}^+$ 和目标任务（即， $\{(D_{T_i}, \mathcal{T}_{T_i}) \mid i = 1, \dots, m^T\}$ ），迁移学习利用源域中隐含的知识来提高决策函数 $f^{T_i} (i = 1, \dots, m^T)$ 在目标域 m^T 上的性能。

粗略地说，根据领域之间的差异，迁移学习可被分为两类，即同构迁移学习和异构迁移学习[161]。为了处理域具有相同特征空间的情况，一些学者提出了同构迁移学习方法。在同构迁移学习中，一些研究假设域仅在边际分布上有所不同，从而可以通过校正样本选择偏差[162]或协变量偏移[163]来调整域。然而，这种假设在很多情况下并不成立，例如在情感分类问题中，一个词在不同领域可能具有不同的含义倾向，即同词歧义[164]。为此，一些研究进一步调整了条件分布，即域具有不同特征空间的情况下的知识迁移过程——异构迁移学习。除了分布适应之外，异构迁移学习还需要特征空间适应，这使得它比同质迁移学习更复杂[165]。

7) 对人工智能用于多源信息融合的分析：

根据基本模型所提取到的特征信息或决策信息在进行信息融合时特征的处理方式，基于人工智能的多源信息融合框架可以分为联合融合和协同融合两类框架[166]。联合融合框架是将不同源输入通过模型映射到同一个隐含特征空间中，以便对特征信息进行融合处理；而协同融合框架则是通过寻到不同源数据的特征或决策信息在用于过渡的隐含特征空间的关联关系，从而完成特征融合。前者通过同一隐含特征空间对不同源数据进行信息交互，有利于实现多源信息互补，而后者则有利于在保持不同源数据的独有特征和排他性的同时，令多源信息在某些约束下实现相互协同[167]。

根据输入数据类型，融合任务分为单模态信息融合和多模态信息融合两类，输入数据的形式可以是文本、图像、语音、视频、时序信号、离散的统计特征等。其中，对于单模态信息融合任务而言，不论是使用传统机器学习方法还是深度学习方法抑或是强化学习、多视图学习等其他方法，在处理输入信息的时候都可以仅使用单一模型处理某一类数据，而多模态信息融合则往往需要多个不同类型的模型分别处理不同类型数据以保障特征提取的有效性[168]。在具体的任务中，传统机器学习模型由于结构简单和需避免数据“维度爆炸”的原因通常被用于处理低维数据，CNN善于处理强调空间关系的数据（如图像、视频等），RNN的长距离建模能力适合处理具有时序关系的数据（如文本、音频），而Transformer具有的全局建模能力使得其不论是在

图像、视频等二维数据还是文本、音频等一维数据中都具有较强的处理能力但却有较高的样本需求量。即，传统机器学习模型通常用于处理非线性较低的数据融合任务，而对于较为复杂的任务就需要引入深度学习模型的强特征提取能力，需要根据具体任务选取具体模型。而由于在多源信息融合任务中，多模态的异构数据融合需求是难以避免的常态任务，这就需要多类模型相互融合，例如考虑到DenseNet不能直接将文本数据作为其输入从而使传统预训练的迁移学习方法难以直接处理图像-文本的多模态信息融合识别任务，[169]提出了一种逐字文本特征接入不同的视觉通道和通过将通道视觉特征接入不同的文本单词的多模态信息注入插件。

尽管基于深度学习技术的多源信息融合技术在视频分类[170]、事件检测[171]、情绪识别[172]、语音识别[173]和人体行为识别[44]等领域中都取得了优异的成绩，3节提供了对应用领域更为详细的介绍。但是，相比于传统机器学习模型，深度学习模型通常需要大量的训练数据才能取得有效的权重以处理后续识别或特征提取任务，尤其是Transformer往往需要动辄百万量级的训练样本才能具有良好的泛化性[174]，这在一定程度上限制了一般深度学习模型的应用领域。为了应对这一挑战，迁移学习在难以获取到足量训练样本的时候，采用在源域训练后再利用少量目标域样本进行知识迁移的策略，显著降低了模型的样本需求量[175]，使得深度学习模型能够应用于小规模数据集。

3 应用领域

本节旨在通过对多源信息融合不同应用领域进行分析，以帮助对特定应用领域感兴趣的读者找到相关论文。在具体的任务中，多源信息融合技术整合全局信息、提升信息精度和可靠性、以及剔除冗余运算等优点使得其在众多应用领域[176?–194]中颇有建树（图11）。

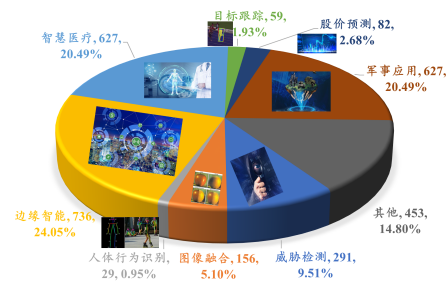


图 10. 多源信息融合在不同应用领域发文量的占比关系（注：统计时间为2018年1月1日至2022年12月31日，数据来源于Google scholar）

诚然，受制于篇幅等因素，本节无法罗列所有的应用场景和文献报道。为此，通过对相关文献的整理，本节选取了部分常见的场景进行概述，以期帮助相关研究人员快速了解相关技术在实际应用中的必要性和潜在价值。

3.1 军事应用

战场信息是动态且混乱的，指战员面临着快速变化、不确定且信息泛滥的作战环境。这使得，现代军队的信息系统面临着实时向指战员提供全面、精准的信息，使军队能够及时采取有效行动的挑战[195]。由于可用于指挥决策的信息量巨大，指挥官难以凭人力完成对原始信息的全面分析以进行战场态势评估[196]，如分析、预判敌军的行为和意图[197]。因此，基于多源信息融合的自动化信息处理方法，在现代战争系统中扮演着不可或缺的重要角色。

3.1.1 威胁检查

检测和阻止自杀式炸弹袭击或涉及简易爆炸装置的袭击，一直是军方和其他政府组织的关注重点。阻止此类攻击的一个要素是随着时间的推移使用扫描仪和其他设备、旅行记录、行为观察和情报来源等多种方式观察可疑人员。此类数据具有高复杂性，且通常容易出现确定性的、主观的、模糊的情况，一些时候还会存在自相矛盾，甚至具有欺骗性的信息[198]。因此，在反恐、情报和执法等场景下，对具有不确定性的多源敏感信息进行融合以形成现实的、更具辨别力和收敛性的评估，是确保决策系统作出正确决策的有力保障。同时，这也有助于实现提升恐怖分子的侦查效率、减少误报、以及为那些被不当怀疑的人开脱罪责等目标。

此外，多源信息融合能够提高决策系统对真实威胁目标检测的响应速度，从而在安全监测任务中也具有较高的实用价值。例如，Kessel等人[199]在海上监视和反恐怖主义异常活动检测系统中使用多源信息融合提升决策的可靠性，以及Nowak等人[200]将多源信息融合引入了大使馆的安保决策系统之中。

3.1.2 地空观测

理论上，雷达检测任何类型的具有反射信号的飞行器，但对于一些隐形物体或飞行在雷达覆盖范围之外的物体而言，依靠单一雷达信号就难以实现有效、全面、精准的地空观测，从而使得一些飞行目标可以在低空高速飞行，甚至具备了在短时间内投放致命武器的能力[201]。当前，正对于常见飞行器检测的地空观察方法已经取得了一些进展，但仍存在自动化较低、通信延迟以及单一信源易受欺骗等问题，使得一些关键场所仍保留着人工目视的地空观测[202]。

对多个雷达信号的同构多源信息融合能够有效地扩展雷达覆盖范围，从而为获取更为全面的地空观测结果；而对雷达、多光谱、红外等异构多源信息的融合则可以有效地避免单一信源易受欺骗，而使得被检测物在检测空域中“隐身”的问题。因此，基于多源信息融合的地空观测，就成为了保障国家领空安全的重要技术途径之一。

3.1.3 辅助认知

战场信息具有高混乱性和高时效性，人类操作员会受到大量信息的轰炸，这可能会导致信息过载，从而增加操作员的压力使其做出错误操作。因此，面向军事应用的自动化信息系统必须拥有一个有效的界面客户端，将信息集中在当前任务上，从而减少人类操作员处理的信息量[195]。然而，认知科学和认知工程领域的研究表明，人类必须是任何决策辅助设计过程中不可或缺的一部分，否则将导致人机之间的不信任，在机器发生故障时缺乏足够的准备，并最终导致整个系统性能下降[203, 204]。

多源信息融合能够有效地解读大量战场信息并通过对其的合理组合、展示，帮助人类操作员在高压环境下快速理解当前态势，并通过信息的高效呈现形式，帮助操作员做出决定，同时避免系统为他做出决定[205]而引起的人机信任危机。典型军事辅助认知的应用场景，是基于多源图像融合的飞行员战斗目标识别。如[206]融合来自可见光和红外图像的信息，以帮助飞行员在高压下解读多感官图像，从而使战斗机飞行员更快、更准确地识别目标。

3.1.4 遥感和导航

基于多源信息融合的目标跟踪是自主机器人、军事应用和移动系统等领域的重要技术途径和目标任务[207]。多源信息融合有助于收集获取更准确的跟踪信息，如在质量测量场景下使用多源信息融合改善跟踪数据，以完成跟踪监测驾驶员当前状态信息[208]、人类动作序列跟踪预测[209]等任务。

除了这类民用和商用领域的应用与研究，基于多源信息融合的目标跟踪、导航技术，一直是军事领域的重点研究方向，例如Yaakov Bar-Shalom基于贝叶斯估计理论的多源信息融合方法，提出许多用于军事任务的目标跟踪算法以应对美军一系列的跟踪与导航需求，并发表了大量相关论文以报道多源信息融合技术在遥感和导航领域中的优越性[210]。

3.1.5 士兵状态监测

一个强大的军事传感系统应该以多源融合的方式处理原始数据，包括分类、跟踪、决策、预测和优化。士兵作为物联网的重要组成部分，是战场上最灵活的信息节点，集成到士兵装备中的异构传感器为指挥中心提供了多维战场信息。同时，作为一个相互依存、相互关联的实体群体，士兵们能利用可穿戴传感网络不断地沟通、协调、以共同计划和执行任务。可穿戴传感网络是军用智能设备的基本要素，其具有信息弹性的传感模块，能在严格的资源约束下收集战场信息，并通过与设备中集成的其他模块配合实现数据传输和分析。作为现代物联网的组成部分之一，可穿戴传感网络可以实现人与物之间的信息交换，从而对人体和周围环境进行监测、分析和控制[211]。

近年来，针对分布式模式下的传感器网络优化[212]、决策融合优化[213]、数据冗余处理[214]、

workflow调度[215]等问题，研究人员都已提出了具体的解决方案。总体而言，多源信息融合是拓宽可穿戴传感网络功能边界和提高网络弹性的最佳方式[216]，因此设计高性能的融合方法是发展基于可穿戴传感网络的士兵状态监测技术的重要途径。

3.1.6 特定发射器识别

特定发射器识别的主要任务是识别雷达发射源。雷达在当代军事事务中发挥着重要作用。然而，由于存在许多不同发射器信号的相互耦合，不论是在军事还是民用现场电磁环境都是十分复杂的，并且来自同一发射器的信号也会相互干扰而变得嘈杂难以测量[217]。因此，如何从采集到的信号中区分出正确信息并得到合理结果是一个难题，这使得特定发射器识别成为了军队信息安全可靠的重要保障[218]。

多源信息融合一直是实现特定发射器识别的重要技术途径。[219]提出了一种基于DST理论（该理论可见本文第2.3.1节2）的量子力学方法，在对多源信息进行融合的同时还考虑了雷达本身的工作性能来模拟识别结果的可靠性；随后[218]在此基础上，基于DST理论进一步融合了时空域信息，从而在多源信息融合过程中结合了相关系数衡量的证据与雷达自身性能的影响之间的相互关系，充分考虑了时间因素对融合结果的影响，使结果具有了更强的动态性。

3.2 非军事场景

3.2.1 人体行为识别

在诸如普适计算、健康监测、老年人辅助生活和体育活动监测等领域中，人体行为识别都具有重大实用价值和研究意义，尤其是在智能家居环境中的行为分析、环境辅助生活和自主监测等领域[220]。近年来，随着人口老龄化进程的加剧，中老年人口跌倒的风险很高，识别实际跌倒的构成可以帮助预防他们的负面健康成本趋势，这使得人体行为识别中的跌倒检测[221]和姿势识别[222]等领域扮演了重要的角色。此外，人体行为识别在一些场景下还需要实现对人体生理信号的检测识别，这具有了和相关医学诊断之间实时交互的可能性，从而使个人能够监测自己的健康状况，以实现早发现、早预防、早治疗的目标[223]。

早期的人体行为识别主要研究集中在使用单模态传感器[224]、单传感器特征[225]和分类器[226]，虽然这些检测方法较为简单，但有时无法有效地区分复杂的活动细节，且单个传感器数据容易受到数据不确定性和间接数据采集的影响[227]。因此，为了充分利用数据、特征和分类器进行有效的健康和活动监测，需要融合策略，以提高识别系统的可靠性、鲁棒性和泛化能力[220]。在人体行为识别任务中，一些学者采取对多个同质的或异质的弱分类器进行组合的方式（决策级融合，如图6(c)所示）以

提高分类器的鲁棒性、准确性和泛化性[228]，并通过融合不同分类模型生成的输出来减少不确定性和歧义，以取得单独使用分类器时难以实现的更高性能[229]。

3.2.2 股价预测

传统的股票市场预测方法通常使用历史股票数据集来预测股票价格变动[230]，然而这却忽视了如互联网、数据库、聊天、电子邮件和社交网站等其他来源的丰富信息[116]，从而使得预测结果难以取得令人满意的结果。与股票相关的信息可以分为两类，即定量的数值数据和定性的文本数据。量化的数值数据包括历史股价和经济数据，分析师通常会基于这些数据来预测股价走势[230]。而量化的股票市场数据无法传达有关公司财务状况的完整信息，如公司的经济状况、董事会、员工、财务状况、资产负债表、公司的年度收入报告、区域和政治数据、气候情况（如非自然或自然灾害）都包含在文本描述中，属于定性数据。因此，为了取得更精准的预测结果，[230]的统计结果表明，122项研究中11%的工作试图融合定量和定性数据来预测未来的股价走势。如，[231]使用不同数据源的定性数据进行信息融合来预测股票价格变动和补充定量数据。

此外，股票市场信息是多层次且相互关联的，而呈指数级增长的丰富数据使得市场分析中的有效信息融合成为一项具有挑战性的任务[232]。相比于传统的预测方法，用数据融合到的新知识来使决策描述更丰富、精准的能力将在预测股票市场方面提供明显的优势[233]。即，通过对多源相关信息的综合分析，能够获得影响股价走势所有因素的全局视图，从而做出最佳投资决策。因此，多源信息融合成为了实现更高精度股价预测的关键技术和重要保障[234]。

3.2.3 智慧医疗

慢性病数量的增加以及满足患者护理需求的医疗服务短缺，增加了医疗保健行业对创新的需求[235]，而新冠疫情全球大流行也进一步地提升了电子医疗保健或智能/远程医疗保健的重要性（2019年全球智能医疗市场规模约为1436亿美元，预计未来7年累计增长16.2%[236]）。不同的医学信号具有传达人类生理学不同方面的不同特征（例如，心率时间序列的低频和低频分量分别传达有关副交感神经和交感神经调节的信息），因此它们的融合可以提供比单一信号源更为稳健和可靠的监测结果[237]。

依靠单一信号模态难以区分许多疾病和症状，而多源信息融合技术使得智慧医疗系统不仅可以分析人体不同模态的生理信息（如心电图、血压、动脉血压、声门图、脑电图、眼电图、肌电图、机械肌图、脑磁图、呼吸、光电容积描记图等），还允许缺失数据插补、质量感知融合[238]和改进的感知体

验[239]。因此对多源信息融合方法的研究，就成为了构建智慧医疗系统的必由之路[240]。

3.2.4 联网车辆

随着联网设备在交通、驾驶等领域的普及，基于联网设备的智能驾驶可以辅助用户避开障碍物、降低道路风险，使驾驶体验更加愉悦。联网车辆[241]拥有自己的互联网连接，与周围的其他设备共享数据，这使得连接在集中式或分布式网络中的车辆可以相互共享其感官信息。通过将车载传感器接收到的所有信息与来自相邻车辆的信息进行多源融合，联网车辆可以实现更准确、更全面的态势感知，从而为智能驾驶提供更准确的定位，以辅助驾驶并避免出现灾难性后果[242]。

4 挑战与未来

本节简要梳理了当前多源信息融合所存在的问题，整理了在理论和应用中亟需应对的关键挑战。并基于这些问题和挑战，展望了多源信息融合的未来发展方向。

4.1 关键问题和挑战

4.1.1 数据层面

当前，多源信息融合在数据层面上的挑战主要来源于数据不完善问题，即传感器所提供的数据总是容易存在一定程度的不精确性和测量不确定性的影响。因此多源信息融合算法需要能够有效地表达这些缺陷，并利用多源数据之间的冗余信息量来减少不完善数据对最终决策的影响。具体而言，不完善数据对多源信息融合系统带来的问题包括以下五类：

1) 信息的不确定性：是指观察者对客观事物缺乏判断力和绝对确定性[243]。信息的不确定性不仅源于测量中的不精确和噪声，还源于环境中存在的模糊性和不一致性，以至于无法或难以基于当前信息对观察对象进行准确区分[244]。例如，在图像分类任务中，相似的颜色、纹理信息会由于信息较大的不确定性而导致大多数传统方法的识别精度低于深度学习算法的识别精度[245]。这一方面体现了人工智能方法在一些特定任务中的优越性，同时也表明了信息不确定性对决策结果具有较大的影响。

2) 冲突数据（信源冲突）：为了充分利用数据，需从多个来源获得统一形式的数据，而由于多源异构知识之间的重复、语义多样性、质量等问题，这些不同来源的数据可能会发生冲突。尤其是当融合系统基于信度函数理论的组合规则时[246]。因此，进行多源信息融合的时候，有必要对数据进行冲突检测、实体消歧、实体对齐等操作[247]。

3) 信息缺失：在物联网时代，万物互联的背景下载海量数据的监测成为了一种具有必要性的常态任务[248]，处理海量监测数据不仅会消耗大量计算资

源，还可能阻塞整个信息网络的信息传输效率，从而导致信息丢失，导致融合算法的最终决策精度降低甚至失效[249]。

4) 数据的异构性：数据结构的异构性表现在结构化数据、半结构化数据和非结构化数据中。传统的多源数据融合主要针对结构化数据的融合，然而随着传感器技术的发展，需要融合的数据包括更多的非结构化数据，而不同结构的数据有不同的特征表示。如，文本数据通常由离散的词向量特征表示，而图像则由三维张量形式表示。因此，数据的异质性是多源信息融合一道必须逾越的鸿沟[250]。

5) 数据的相关性：是指在传感器在实际测量过程中，受到外部信息源的干扰，从而在数据分布上呈现具有相似性的偏差，该问题在分布式融合系统中尤为常见。如，无线传感器网络的一些传感器节点可能会暴露在相同的外部噪声中，使它们的测量值产生具有相似性的偏差。如不考虑此类数据的相关性以剔除相同的外部噪声干扰，则融合算法可能会因为该“统一干扰”而导致决策结果置信度较低[28]。

除上述的五类由不完善数据所引起的关键问题外，不同于单一信号处理任务，多源信息融合经常面临着数据对齐和动态数据（或伴随一部分静态数据）融合处理的挑战。其中，数据对齐过程也通常被称之为传感器数据配准，是指在信息融合处理前，传感器数据从每个传感器的边缘终端数据转配准换为公共帧数据，并处理由单传感器节点引起的校准误差。不论是在同质传感器还是异构传感器所组建的多源信息融合系统中，传感器的工作频率都可能不同，从而要求良好的数据融合方法需要包含处理多个时间尺度信息能力，以处理数据中的这种时间变化。尤其是在分布式融合环境中，不同部分的数据在到达融合中心之前可能会经过不同的路径，从而导致数据的乱序到达。这使得在实时应用程序中，完成数据对齐能够有效地规避由信息操作时间紊乱所引起的系统性能下降。因此，在数据层面上，数据对齐成为了多源信息融合系统难以规避的关键性问题。在实际应用中收集到的数据通常不局限于静态形式呈现，而是多源和动态的，尤其是用于描述温度变化、股价波动和血压等动态现象的区间数据。多源信息融合系统从许多不同的位置或来源获得区间数据，从而观察到的现象可能是时不变的或时变的。并且，由于信息新鲜度（即数据源捕获变化并相应更新的速度）对决策结果的有效性具有较大的影响，从而多源信息融合算法有必要将最近的测量历史记录动态地进行过程数据融合[251]。因此，如何有效地处理、融合这些动态或动静态结合的数据是一个具有实际应用价值的重要挑战[252]。

4.1.2 应用层面

21世纪初期的多源信息融合系统，受理论技术和硬件设备的限制，在实际应用中主要面临着传感器组设计、算法选择、系统评估和人机交互较差等问

题[27]。而随着以人工智能和模式识别等理论技术的快速发展以及近年来计算机和工程领域对硬件性能地显著提升,上述问题得到了有效的改善。尽管如此,新技术在掀开海量信息和物联网时代序幕的同时,也为多源信息融合系统带来了一系列新挑战。本文将这些挑战分为了三类,即面向一般多源信息融合、实时型信息融合以及事件驱动式信息融合的挑战。

对于一般多源信息融合应用而言,在实际应用中面临数据关联和数据维度两个挑战。数据关联是对检测对象的一组的观测值进行重新排序来描述目标的真实状态,准确的数据关联处理结果是后续信息处理正确性的重要保障。数据关联通常是在状态估计之前进行,并常用于多目标跟踪任务[253]。与单目标跟踪案例相比,多目标跟踪问题给融合系统带来了很大的复杂性[254]。在多目标跟踪任务中,数据关联问题主要以测量轨迹和轨迹间关联这两种形式存在。前者指的是识别每个测量源自哪个目标(如果有)的问题,而后者处理的是区分和组合轨迹,这是估计同一现实世界目标的状态[207]。数据维度带来的挑战主要源于信息融合前预处理阶段的数据维度压缩过程。即,在允许传感器所采集信息存在一定程度压缩损失的条件下,使测量数据在每个传感器节点的边缘终端或在融合中心进行预处理,以压缩成较低维度的数据。其中,在边缘终端预处理的情况下,这个预处理阶段可以节省传输数据所需的通信带宽和功率[255]。而在融合中心进行全局预处理的情况下,该阶段可以降低中央融合节点的计算负载[256]。因此,对面向实际应用的多元信息融合系统而言,不论是部署于边缘智能还是中央处理的融合方法,对数据维度的优化都是具有较高使用价值的挑战。

随着人工智能等具有高效、快速数据处理能力的和方法的技术的飞速发展,多元信息融合系统已经被应用在了众多的短周期数据分析和实时型信息融合任务中。实时融合旨在快速检测事件完成对目标的描述或分析任务[257],并从多个信号源所产生的大量数据中不间断地获取新信息,并有效及时的处理多元信息[258]。因此,实时型信息融合支持系统从新数据中不断获取信息进行信息融合,以提高信息融合的准确性,并能更好地支持本地业务的实时处理和执行,从而有助于云数据收集和支持云应用的大数据分析。尽管为了有效处理现实世界中的增量数据,学者们已经提出了许多实时融合方法。但为了更契合实际任务需求,实时信息融合技术还需要解决动态数据处理需求、降低时间成本、数据传输的可靠性(根据计算复杂度和执行时间选择有效的方法来减少延迟)以及不确定数据融合等关键问题[259]。动态数据处理需求:在复杂多变的场景中,环境会随着时间变化(如在自动驾驶任务中,用户和车辆的移动都会形成动态数据流,从而使得所采集的数据会随着时间而变化),而对算法提出动态信息处理需求[260]。降低时间成本:在实时融

合过程中,大量传感器持续性的生成和传输数据,容易产生大量的冗余和错误信息,从而使得数据融合的计算成本和应用成本都变得高昂[261]。数据传输的可靠性:数据传输过程中的非确定性延迟和流量损失,使得难以在规定时间内完成大规模实时信息融合,从而导致系统性能下滑[262]。

事件驱动式信息融合主要应用于资源受限的应用场景,如高效目标检测任务[263]和工业流程监测[264]等。其中的“事件”是指状态的变化或迁移,即,当实体或实体属性发生变化即满足事件触发规则时,融合系统才开始采集各种传感器数据并进行汇聚融合,以完成预定任务。事件驱动的信息融合技术通过减少网络上不必要的数据传输,具有了节省计算资源和网络带宽、提高资源利用效率、延长系统寿命等优点,而在诸多领域得到了广泛应用。但在实际应用任务中,事件驱动式信息融合还需要应对事件驱动触发策略的有效性(事件驱动信息融合技术通过建立不同的事件触发策略来增强其可用性)、事件响应的快速性(能否及时响应相应事件是该类融合系统能够处理动态变化任务的关键)以及事件的时变特性(几乎所有实时应用系统都具有时变特征,这使得研究有限时间范围内的瞬态行为比正常条件下的稳态性能具有更广阔的应用前景[265])三个关键挑战[245]。

4.2 当前研究热点

4.2.1 当前理论研究的技术难点

虽然多元信息融合的相关理论和技术方法已经取得了长足的进步和发展,但随着新应用领域的不断涌现,多元信息融合还需要在理论和应用层面上持续性地拓土开疆以满足日益增长的现实需求。在理论研究方面,不同融合方法的集成、融合方法的标准化和对融合结果的评价,一直都是多元信息融合的理论研究重点和技术难点。

1) 不同融合方法集成:当前融合方法将低层次的属性融合到更高层次的属性中,以增加通用性并提高结果的可移植性。但这些方法都相对独立,鲜有在一篇报道中同时使用了一种以上的融合方法进行多元数据处理。如[266]试图进行多方法融合,也仅仅是将DST理论和聚类技术相结合,而没能实现多种融合方法的集成。

2) 融合方法的标准化:迄今为止,已经有学者从数据类型、架构类型以及融合级别等方面对多元信息融合相关论文进行分类,但在融合方法方面却没有标准化的分类方式[267]。作为未来的研究,对文献从不同维度进行分析、表征、形式化和聚类将是有趣且富有意义的。标准化的研究将也促进学科的发展,能够在未来研究人员定义新多元信息融合技术时提供明确的指导。

3) 融合结果的评价:用多元信息融合技术提升信息质量的思想对数据分析(需要输出可靠的描述或辅助信息)、人工智能(要求输入信息不存在质

量丢失的问题)和网络安全(检测消息模式并识别网络攻击需要输入信息具有可靠性)等领域都具有重要意义。因此需要量化融合信息的质量,用于度量不同场景中多源信息融合处理后信息的可信度。

除了上述理论研究方向外,根据当前发展趋势和相关技术发展所带来的升级应用需求,本节从技术途径、应用方向和发展形势三个角度梳理并展望了多源信息融合具有重大科研意义和实用价值的未来研究方向。

4.2.2 人工智能技术

最近几年,超过2/3的多源信息融合工作都是依托于人工智能实现的,且该比例还在逐年攀升(图11)。这是因为人工智能极大拓展了多源信息融合的应用场景,而新任务中的实际应用需求又推动了人工智能的发展,二者相辅相成。因此,对人工智能理论的研究就成为了多源信息融合未来在理论层面上的重要发展方向。而尽管当前人工智能在众多相关学者和从业人员的殷勤奋斗之下已经取得了海量优异的成绩和丰厚的理论积累,但对于面向多源信息融合任务的相关算法而言,仍有一些理论和技术值得更进一步的研究和发展,包括但不限于联邦学习、注意力机制、终生学习等。

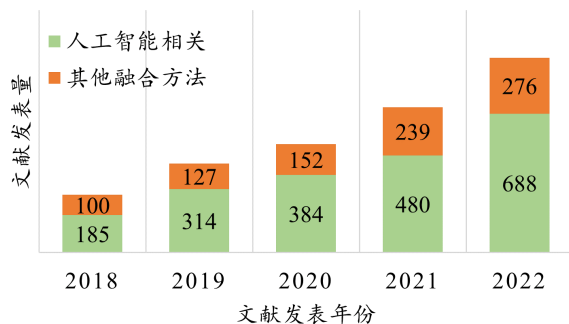


图 11. 近五年内人工智能技术在学术领域对多源信息融合的促进效果(注:数据来源于Web of Science,仅统计了非综述类报道)

1) 联邦学习[268]: 联邦学习是一种新的学习范式,它通过多方计算和模型聚合将数据收集和模型训练解耦。此外,作为一种灵活的学习环境,联邦学习具有与其他学习框架集成的潜力,最新的研究报告也给出了一系列的联邦X学习的成功案例,其中X可以是多任务学习、元学习、迁移学习、无监督学习和强化学习等。

2) 注意力机制[269]: 注意力机制是当前深度学习领域中最重要概念之一,它通过使用由独立注意模块计算的相应权重缩放特征来动态调整神经网络的焦点。注意力机制的灵感来源于人类生物系统在处理大量信息时专注于特定特征的机制,这种在海量数据中专注处理特定信息的能力有望成为应对当前多源信息融合日益增长的信息量处理需求这一挑战的理论基石。

3) 终生学习[270]: 人工智能算法在不损害旧技能的前提下获得新技能以适应任务变化,并在保留有限资源(如计算能力、内存和能源)的前提下将以前学到的知识应用于新任务的能力被称之为终身学习。

此外最近的研究[271–273]表明:概率论中蕴含的内在因果逻辑属性有效地推动了深度学习各个子领域的发展,包括可解释性研究[274]和安全性研究[275]等。然而,正如当前的研究报告所证明的那样,传统概率论与深度学习的融合仍然存在一些局限性,如在结果多样性和可靠性方面,如果深度学习模型的所有预测结果都满足概率分布的统计期望,那么该模型容易受到基于该采样分布的对抗性攻击的欺骗[276]。因此,在由深度学习主导的人工智能迅速推动多源信息融合发展的时代,如何平衡概率论的优势,确保基于深度学习的多源信息融合模型具备稳健性、可靠性、安全性和准确性,成为一个极为重要的研究方向,即在广义概率论的框架下开发基于深度学习的多源信息融合方法。

4.2.3 虚实融合

随着工业互联网、数字孪生、大数据技术需求的不断增加,产品生命周期中潜在的应用场景数量巨大,在此驱动下,离散制造企业迫切需要智能化升级[277]。为了更好地发展离散制造业,许多国家制定了一些新的国家先进制造战略,如德国以信息物理系统为核心的工业4.0[278]、中国制造2025[279]等。目前,离散制造企业的大规模定制化发展需要足够高的制造柔性,以保证所有生产订单的质量保证和及时交付[280]。同时,为了防止制造过程中的各种不确定性(如机器故障、加工时间、产品需求等),需要评估多个设计变量(如设备选型、控制方案、工件研发,制造过程和服务设计解决方案中的过程等)。同样,在离散制造业中,质量、效率和成本需要更好地平衡,材料、能源和废弃物等性能指标也需要更合理地设计和分析[281]。

如何降低生产原型和对其进行测试的成本?如何对无法在实验室中进行的原型进行极端测试?如何吸收这些测试的所有信息和结果,以提供对未来行为的准确预测?如何实时监控实物资产,并在发生任何严重错误之前收到警报?人类如何才能访问物理资产中涉及的所有组件以及整个资产的实时信息,对这些信息进行有意义的实时分析,并基于它们的未来操作做出及时、稳健和高效的决策?虚实融合为这一些列问题给出了一个高度可行性的答案[282]。

具体而言,在物理上,硬件设备之间通过现场总线、以太网、网关、通信协议配置和转换来实现通信和连接。同时,通过物联网、信息系统接口等边缘接入技术,将物理空间的多源信息(人、机、料、法、环境、测量等生产要素和过程)接入虚拟空间。通过多源信息融合进行数字孪生建模,

可以实现更深入的虚实融合、交互和控制。现实物理空间的解决方案可以通过在虚拟空间中的多次迭代进行模拟和优化，这是虚实融合的重要价值所在[283]。即，将虚拟空间中经过优化、改进和验证的指令应用于控制物理空间，提高指令执行的可行性，将物理空间的执行效果和源源不断地传输到虚拟空间中，进行信息同步和连续分析。

在产业智能化升级等一系列现实需求的推动下，虚实融合已经在许多应用场景下取得了优异的成果。如为了对应数据驱动模型性能受训练数据限制的挑战，[284]使用集成系统识别和多源信息融合方法开发了一种用于在线建筑控制和优化的能量估算模型，用于虚实建筑的评估开发；[285]基于多源信息融合构建了一个多模态传感导航虚实融合实验室，其通过多模态融合感知算法，可以了解用户的真实意图，提高人机交互效率，并通过以虚实融合的方式进行虚拟实验，可以避免实验过程中出现的资源浪费和危险等问题，提高用户的操作感和真实感；通过对深度图像和彩色图像的信息融合，构建了一个虚实融合的可维护性测试场景，将虚实融合技术应用于工业设备维修领域[286]；针对隧道数字化运营中存在的视频碎片化、视频与业务数据分离、缺乏二维、三维联动响应方式等问题，[287]将多源信息融合和数字孪生技术相结合，在虚拟空间中再现隧道真实场景，为隧道的数字化维护提供了新手段。尽管如此，由于受制于信息采集、融合方案、模型构建以及硬件性能等理论和技术方法的发展水平，虚实融合距离取得“缸中之脑”[288]级虚实共融的效果仍需要攻克一些挑战（如常见的人机交互效率低、真实感弱、虚拟世界规律失真以及虚拟时间建模困难等），而多源信息融合已经成为了应对这些难题的关键技术途径。

4.2.4 人机共融

随着科技的发展，机器的智能水平越来越高，逐渐向着半自主、自主的方向发展，人与机器的和谐相处正迈向人类历史舞台的中央。多源信息融合本质是人类利用部署在相关机器上的传感器设备进行信息汇总，以完成后续任务的过程。因此，人机共融是多源信息融合的高级发展形式，而多源信息融合则是实现人机共融的重要保障。当前人机共融可以从三个角度分为不同的融合层次。

即从感、知、行方面：

- 数据共融：机器通过视觉、听觉、触觉等传感器获取的数据，与人类感官获取的数据是否一致或者共享
- 信息共融：大量的数据中蕴含了丰富的信息，这些信息往往需要进行认真分析，加工处理才能够获得，即机器挖掘出来的信息是否是人类需要的信息
- 认知共融：人的对事情的看法和机器对事情的看法是否是一致的

- 思维共融：人与机器共融的更高表现，思维和意识形态上是否是一致的，机器想的和人类想的是否一致
- 行为共融：人与机器共融的目的或者目标应该是一致的，为了实现这个共同目标，其行为表现是否一致

从安全的角度：

- 本质安全：通过设计等手段使生产设备或生产系统本身具有安全性，即使在误操作或发生故障的情况下也不会造成事故的功能
- 舒适安全：比如，机器在不合适的场合发声和说不合时宜的话，做不合规矩的事情，这些都会引起人类反感而降低舒适安全
- 隐私安全：旨在对三类行为的保护，即当事人不愿他人知道或他人不便知道的个人信息，当事人不愿他人干涉或他人不便干涉的个人私事，以及当事人不愿他人侵入或他人不便侵入的个人领域
- 信息安全：需保证信息的保密性、真实性、完整性、未授权拷贝和所寄生系统的安全性

从共融的形式：

- 人为主导：人作为人机共融的主体，负责指导共融目标和方向，及时对机器纠偏，负责审核，并给出最终决策
- 机器主导：机器作为人机共融的主体，人是机器在线无人系统中的一环，机器能够综合各方面的信息进行自主决策
- 混合主导：人与机器相互学习，认知能力和水平相互促进，共同进步

当前，如何和谐共融相处、如何协同发展，正是人类和智能机器、无人系统所面临的严峻挑战。在多源信息融合推动人机共融发展的进程中，以下几个研究领域具备了难以忽视的巨大潜力，是值得重点关注的未来研究方向。

1) 基于图谱的知识融合：

基于图谱的知识表示本质上是一个大规模的语义网络，它的主要目标是描述现实世界中存在的各种实体和概念，以及它们之间的关系，以更接近人类认知世界的形式表达知识，并广泛应用于智能搜索、个性化推荐、智能问答等领域。在大数据环境下，多个环节的存在使得图谱型知识表示越来越复杂，越来越庞大，从而使得多源知识融合的构建需要重新考虑算法的准确性和效率[247]。虽然并行处理技术已经应用到基于图谱的知识推理研究中，用以提升模型的效率，但现有技术更注重知识推理，这使得如何建立大规模的知识融合框架还有很多需要研究和解决的挑战。语言知识库正在成为人类和人工智能相关应用的重要知识来源，当前基于单一图谱的知识融合技术已经取得了较为不错的成绩，但跨图谱的知识融合应用仍有待探索。因此，基于多源信息融合和图谱表示的知识融合成为了一个具

有巨大潜力的研究方向，其有望推动知识图谱在网络空间大搜索、自然语言处理等相关领域的研究和发 展，推动领域知识图谱的构建，从而带来巨大的社会效应和经济效益。同时，也是实现人与机器“认知共融”的重要技术途径和路径保障。

2) 多模态融合:

自2010年以来，人工智能方法已经彻底改变了语音识别、图像识别和自然语言处理等领域。这些任务的输入通常都是单一模态信号，而人工智能领域的许多应用又不可避免的涉及多种模态信息的联合处理，尤其是在多源信息融合任务中[289]。此外，不论是人还是机器想要实现对环境、态势、决策的精确综合性描述都离不开对不同模式数据的综合分析。因此，研究多模态信号融合相关应用及理论技术，就成为了推动人工智能在信息融合任务中快速发展以及实现人机共融过程中“思维共融”的题中应有之义。另一方面，情感是人类独有的认知能力，人与人之间的交流涉及丰富的情感，高层次的人际共融离不开情感共融。即，为了构建一个高度拟人化的人机交互环境，机器必须理解多模态数据并生成多源情感内容与人类产生共鸣。该领域的基础研究不仅可以帮助我们理解认知智能的机制，而且对于许多现实世界的应用也有很大的价值。当前，机器的多源情感融合需要应对以下三点挑战：1、以不同的方式感知和调整情绪的微妙表达；2、确保所有模式下数据具有一致性和合理性[290]；3、在多源信息中获取潜在不变的情绪的核心表征和方式[291]。

3) 面向海量数据的人机共融:

在大数据时代背景下，尽管基于人工智能的多源信息融合已经成功的为众多机器赋能以提升其智慧程度，但对于诸如股价预测、证券交易以及电子商务等面向海量数据的任务而言，超大规模数据的处理需求依旧是人机交互等领域的一道险峻天堑。以电子商务为例，该领域面临着与全零售链中超大规模数据和复杂的人机交互相关的挑战[292]，需要大规模、复杂、面向任务的多模态智能人机交互技术，以实现个性化、高效的方式为数亿用户服务。因此，为了促进复杂人机交互系统的开源和开放许可框架、构建大规模数据集和算法验证平台、推动多源信息智能发展等目标，有必要对超大规模复杂目标导向下的智能人机共融开展深入研究。

4) 多粒度信息融合:

在信息系统中，信息粒度用于衡量知识对论域分类聚集程度的度量指标，即对论域分类越粗糙，信息的粒度越大，反之亦然。传统的数据挖掘和模式识别任务，总是尽量在最细粒度的原始数据上进行数据分析，而粒计算则认为对于不同的任务以不同粒度的信息进行求解能够获得更精准描述的同时获得更高的时空效率[293]。而这恰与人类的认知与行为方式相类似。在认知领域中，人们用光年衡量恒星间距离并使用纳米描述原子间距离，是对不同粒度空间的选取以获得更高时空效率的描述；如“2022年11月15日17时26分18秒”这样的时间叙事方

式，将不同粒度空间的时间信息进行融合，从而得到了更精确的描述。在人体行为中多粒度控制的场景更是不胜枚举，如绘画时画师们会先从轮廓起稿再到细节调整，是对手臂肌肉的不同粒度控制等。即，对信息的感知描述和对行为的操作控制中，人和机器都具有多粒度信息融合的感知与控制形式。因此，不论是为了实现更深维度的人机共融，还是追求更高水平的多源信息融合，多粒度信息融合都是具有重大研究价值的关键性技术和显著现实意义的未来研究方向。

4.3 展望

根据多源信息融合的发展历程、当前研究热点和技术发展趋势，本节对信息融合技术的未来发展进行了展望。在未来，多源信息融合技术有望在意识融合、自主智能融合等方面取得突破性进展。

4.3.1 意识融合

由于人与人之间的意识融合需要考虑包括但不限于隐私、意向、个性和人格独立性等在内的底层伦理因素的审查，不论采用何种潜在途径去实现人与人意识融合，都需要先从伦理、哲学和社会等角度审慎地考虑其潜在风险。因此，本节仅讨论了机器之间意识融合和人与机器意识融合的场景，而不涉及人与人之间的意识融合。

机器之间的意识融合：面向不同任务场景和经历的同构或者异构机器，随着自主学习能力的提升，其彼此间智能水平进化程度不一，致使在执行某一共同任务时，由于其具备的智能化程度不同，需要将其认知、目标、决策结果等信息进行统一，从而形成新的整体意识，以便取得更高效的执行能力和智能水平。

人与机器意识融合是指将人类意识与机器智能相融合，以模糊人机界限的方式使人类能够更加自如地利用机器智能完成各种任务。人机意识融合有多种形式，包括但不限于通过机械设备的辅助使残疾人士获得更高的行动能力这属于人体外骨骼技术高级形式，以及将机器作为人体意识的载体在一些高危环境下完成相关任务或在虚拟环境中进行学习、训练、交流等。未来人机意识融合有望彻底改变人机关系，使机器更智能、高效、贴近人类，为人类社会的发展和进步带来更多福祉。

4.3.2 自主智能融合

随着信息大爆炸时代的到来，跨领域、跨学科、跨粒度等信息综合与分析越来越普遍，如何能够自主智能融合这些异质多源信息，是信息融合技术的长期目标[294]。这里归纳了四个层次：数据的智能化、模型的智能化、融合方式的智能化和评价与评估智能化。

数据的智能化是指，“数据”非简单、单一数据，其自身具有溯源性、自学习、自净化、自修复、主

动性、自保护等特性与功能,即自带智能预处理功能的智能数据细胞单元。模型的智能化是指,为了适应数据源、任务、条件等的动态变化,多源信息融合模型能够智能自主地调整、更新与切换,从而提升融合模型自适应性、鲁棒性和准确性。融合方式的智能化是指,能够根据任务目标等情况,在智能数据和智能模型的基础上,智能推荐融合算法或方法,并在融合过程中实现信息的筛选、归纳、分类、分析和推理等功能,实现自主决策。融合评价的智能化是指,随外界环境、条件和任务目标的动态变化,其评价标准与要求也自适应的变化。

5 总结

作为一门具有交叉学科创新潜力和广阔应用前景的综合类学科,多源信息融合在机器人、智能系统设计和模式识别等领域中展现出了优异的性能和巨大的潜力,这也是学界和业界开发更先进融合理论、方法、框架和应用方式的强大驱动力。为了帮助对该学科感兴趣的读者快速了解多源信息融合的进展、最新成果和发展趋势,以促进学科取得更为丰硕的成果,本文以信息融合相关的国际年会和国际期刊为主的学术报道进行了统计分析,从定义、理论方法和应用三个方面简要描述了国内外学者的研究概况。同时,本文还分析了多源信息融合所面临的关键挑战,并展望了未来发展方向。

总体而言,当前不断涌现的优异成果正在持续地证明:传统多源信息融合方法在众多应用领域中仍具有有效性和优越性,以及人工智能已经成为了多源信息融合快速发展的重要推动力、并将在未来很长一段时期内作为新一代多源信息融合方法的主要技术途径。人工智能在为多源信息融合带来前所未有的发展机遇的同时也向多源信息融合提出了一系列亟待解决的严峻挑战,同时这些挑战也推动着多源信息融合持续向前发展。

参考文献

- [1] Boström H, Andler SF, Brohede M, Johansson R, Karlsson A, Van Laere J, et al.. On the definition of information fusion as a field of research. *Institutionen för kommunikation och information*; 2007.
- [2] Zhang P, Li T, Wang G, Luo C, Chen H, Zhang J, et al. Multi-source information fusion based on rough set theory: A review. *Information Fusion*. 2021;68:85-117.
- [3] Bowman C, Morefield C. Multisensor fusion of target attributes and kinematics. In: 1980 19th IEEE Conference on Decision and Control including the Symposium on Adaptive Processes. IEEE; 1980. p. 837-9.
- [4] Berberian M, King G. Towards a paleogeography and tectonic evolution of Iran. *Canadian journal of earth sciences*. 1981;18(2):210-65.
- [5] Bai J, Wang J. Improving malware detection using multi-view ensemble learning. *Security and Communication Networks*. 2016;9(17):4227-41.
- [6] Steinberg AN, Bowman CL. Revisions to the JDL data fusion model. In: *Handbook of multisensor data fusion*. CRC press; 2017. p. 65-88.
- [7] McCullough D. Noninterference and the composability of security properties. In: *Proceedings. 1988 IEEE Symposium on Security and Privacy*. IEEE Computer Society; 1988. p. 177-7.
- [8] Kadar I. Multi-Source Information Fusion Using Associative Processing. In: *Proceedings of the 2nd National Symposium on Sensors and Sensor Fusion*; 1989. p. 27-31.
- [9] Redman TC. The impact of poor data quality on the typical enterprise. *Communications of the ACM*. 1998;41(2):79-82.
- [10] Llinas J. A survey and analysis of frameworks and framework issues for information fusion applications. In: *International Conference on Hybrid Artificial Intelligence Systems*. Springer; 2010. p. 14-23.
- [11] Llinas J, Bowman C, Rogova G, Steinberg A, Waltz E, White F. Revisiting the JDL data fusion model II. *SPACE AND NAVAL WARFARE SYSTEMS COMMAND SAN DIEGO CA*; 2004.
- [12] Zhang N, Xu G, Zhang Z, Li F. MIFM: multi-granularity information fusion model for Chinese named entity recognition. *IEEE Access*. 2019;7:181648-55.
- [13] Li Y, Yu B, Xue M, Liu T. Enhancing pre-trained Chinese character representation with word-aligned attention. *arXiv preprint arXiv:191102821*. 2019.
- [14] Jia C, Gao H, Chen N, He Y. Machine learning empowered beam management for intelligent reflecting surface assisted MmWave networks. *China Communications*. 2020;17(10):100-14.
- [15] Koch W. On Digital Ethics for Artificial Intelligence and Information Fusion in the Defense Domain. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*. 2021;36(7):94-111.
- [16] Li HX, Guo XF. Research on multi-source information fusion technology. In: *International Academic Conference on Frontiers in Social Sciences and Management Innovation (IAFSM 2019)*. Atlantis Press; 2020. p. 24-8.
- [17] Zhenzhen S, Hongbing J, Cong T, Zhang Y. A robust Poisson multi-Bernoulli filter for multi-target tracking based on arithmetic average fusion. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2023;36(2):179-90.
- [18] Tianle Y, Run M, Weili W, Zhirong L, Jun D,

- Yajuan G, et al. Synthetic damage effect assessment through evidential reasoning approach and neural fuzzy inference: Application in ship target. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2022;35(8):143-57.
- [19] Jin J, Zhou W, Yang R, Ye L, Yu L. Edge detection guide network for semantic segmentation of remote-sensing images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2023;20:1-5.
- [20] Zhu C, Xiao F, Cao Z. A generalized Rényi divergence for multi-source information fusion with its application in EEG data analysis. *Information Sciences*. 2022;605:225-43.
- [21] Song P, Chen C, Zhang L. Evaluation Model of Click Rate of Electronic Commerce Advertising Based on Fuzzy Genetic Algorithm. *Mobile Networks and Applications*. 2022:1-10.
- [22] Wang M. Check for updates Research on Quadrotor UAV Path Planning Optimization Based on Multi-source Information Fusion Technology of Ant Colony Optimization Algorithm. In: *Communications, Signal Processing, and Systems: Proceedings of the 11th International Conference on Communications, Signal Processing, and Systems*, Vol. 1. vol. 872. Springer Nature; 2023. p. 162.
- [23] Xiwei W, Bing X, Cihang W, Yiming G, Lingwei L. Factor graph based navigation and positioning for control system design: A review. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2022;35(5):25-39.
- [24] Deng J, Liu H, Fang H, Shao S, Wang D, Hou Y, et al. MgNet: A fault diagnosis approach for multi-bearing system based on auxiliary bearing and multi-granularity information fusion. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2023;193:110253.
- [25] White F. Joint directors of laboratories-technical panel for C3I, data fusion sub-panel. San Diego: Naval Ocean Systems Center. 1987.
- [26] Han CZ, Zhu HY. Multi-sensor information fusion and automation. *Acta Automatica Sinica*. 2002;28(SUPP):117-24.
- [27] Pan Q, Yu X, Cheng YM, Zhang HC. Essential methods and progress of information fusion theory. *Acta Automatica Sinica*. 2003;29(4):599-615.
- [28] Khaleghi B, Khamis A, Karray FO, Razavi SN. Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art. *Information fusion*. 2013;14(1):28-44.
- [29] Luo C, Gao J, Li X, Mo H, Jiang Q. Sensor-based autonomous robot navigation under unknown environments with grid map representation. In: *2014 IEEE Symposium on Swarm Intelligence*. IEEE; 2014. p. 1-7.
- [30] Li X, Dezert J, Smarandache F, Huang X. Evidence supporting measure of similarity for reducing the complexity in information fusion. *Information sciences*. 2011;181(10):1818-35.
- [31] Ahmad H, Dharmadasa I, Ullah F, Babar A. A Review on C3I Systems' Security: Vulnerabilities, Attacks, and Countermeasures. arXiv preprint arXiv:210411906. 2021.
- [32] Wu C. An Overview of the Research and Development of Information Warfare in China. *Cyberwar, Netwar and the Revolution in Military Affairs*. 2006:173-95.
- [33] Salmon P, Stanton N, Walker G, Green D. Situation awareness measurement: A review of applicability for C4i environments. *Applied ergonomics*. 2006;37(2):225-38.
- [34] Jordan MI, Mitchell TM. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*. 2015;349(6245):255-60.
- [35] Xie C, Li X. Infrared and visible image fusion: a region-based deep learning method. In: *Intelligent Robotics and Applications: 12th International Conference, ICIRA 2019, Shenyang, China, August 8–11, 2019, Proceedings, Part V 12*. Springer; 2019. p. 604-15.
- [36] Li X, Dai X, Dezert J, Smarandache F. Fusion of imprecise qualitative information. *Applied Intelligence*. 2010;33:340-51.
- [37] Dong J, Zhuang D, Huang Y, Fu J. Advances in multi-sensor data fusion: Algorithms and applications. *Sensors*. 2009;9(10):7771-84.
- [38] Chen K, Zhang Z, Long J. Multisource information fusion: key issues, research progress and new trends. *Computer Science*. 2013;40(8):6-13.
- [39] Gravina R, Alinia P, Ghasemzadeh H, Fortino G. Multi-sensor fusion in body sensor networks: State-of-the-art and research challenges. *Information Fusion*. 2017;35:68-80.
- [40] Wei W, Liang J. Information fusion in rough set theory: An overview. *Information Fusion*. 2019;48:107-18.
- [41] Lu P, Dai F. An overview of multi-sensor information fusion. In: *2021 6th International Conference on Intelligent Informatics and Biomedical Sciences (ICIIBMS)*. vol. 6. IEEE; 2021. p. 5-9.
- [42] Gutiérrez R, Rampérez V, Paggi H, Lara JA, Soriano J. On the use of information fusion techniques to improve information quality: Taxonomy, opportunities and challenges. *Information Fusion*. 2022;78:102-37.
- [43] Lin H, Garg S, Hu J, Wang X, Piran MJ, Hossain MS. Data fusion and transfer learning empowered granular trust evaluation for Internet of Things. *Information Fusion*. 2022;78:149-57.
- [44] Qiu S, Zhao H, Jiang N, Wang Z, Liu L, An Y,

- et al. Multi-sensor information fusion based on machine learning for real applications in human activity recognition: State-of-the-art and research challenges. *Information Fusion*. 2022;80:241-65.
- [45] Zhou J, Hong X, Jin P. Information fusion for multi-source material data: Progress and challenges. *Applied Sciences*. 2019;9(17):3473.
- [46] Li J, Peng H, Hu H, Luo Z, Tang C. Multimodal information fusion for automatic aesthetics evaluation of robotic dance poses. *International Journal of Social Robotics*. 2020;12(1):5-20.
- [47] Li X, Yang W, Dezert J. An airplane image target's multifeature fusion recognition method. *Acta Automatica Sinica*. 2012;38(8):1298-307.
- [48] Huang X, Li X, Wang M, Dezert J. A fusion machine based on DSMT and PCR5 for robot's map reconstruction. *International Journal of Information Acquisition*. 2006;3(03):201-11.
- [49] Luo RC, Kay MG. Multisensor integration and fusion: issues and approaches. In: *Sensor Fusion*. vol. 931. SPIE; 1988. p. 42-9.
- [50] Pau LF. Sensor data fusion. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*. 1988;1(2):103-16.
- [51] Blasch E, Kadar I, Salerno J, Kokar MM, Das S, Powell GM, et al. Issues and challenges of knowledge representation and reasoning methods in situation assessment (Level 2 Fusion). *Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XV*. 2006;6235:355-68.
- [52] Dasarthy BV. *Decision fusion*. vol. 1994. IEEE Computer Society Press Los Alamitos; 1994.
- [53] Dong Y, Li X, Dezert J, Zhou R, Zhu C, Ge SS. Multi-criteria analysis of sensor reliability for wearable human activity recognition. *IEEE Sensors Journal*. 2021;21(17):19144-56.
- [54] Goodman IR, Mahler RP, Nguyen HT. *Mathematics of data fusion*. vol. 37. Springer Science & Business Media; 2013.
- [55] Bedworth M, O'Brien J. The Omnibus model: a new model of data fusion? *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*. 2000;15(4):30-6.
- [56] Li X, Dezert J, Huang X. Selection of sources as a prerequisite for information fusion with application to slam. In: *2006 9th International Conference on Information Fusion*. IEEE; 2006. p. 1-8.
- [57] Smarandache F, Dezert J, Li X. Refined labels for qualitative information fusion in decision-making support system. In: *2009 12th International Conference on Information Fusion*. IEEE; 2009. p. 1203-10.
- [58] Dong Y, Li X, Dezert J. A new probabilistic transformation based on evolutionary algorithm for decision making. In: *2017 20th International Conference on Information Fusion (Fusion)*. IEEE; 2017. p. 1-8.
- [59] Ribeiro MI. Kalman and extended kalman filters: Concept, derivation and properties. *Institute for Systems and Robotics*. 2004;43:46.
- [60] Wan EA, Van Der Merwe R. The unscented Kalman filter. *Kalman filtering and neural networks*. 2001:221-80.
- [61] Cowles MK, Carlin BP. Markov chain Monte Carlo convergence diagnostics: a comparative review. *Journal of the American Statistical Association*. 1996;91(434):883-904.
- [62] Dempster AP. A generalization of Bayesian inference. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*. 1968;30(2):205-32.
- [63] Shafer G. *A mathematical theory of evidence*. vol. 42. Princeton university press; 1976.
- [64] Zhao K, Li L, Chen Z, Sun R, Yuan G, Li J. A survey: Optimization and applications of evidence fusion algorithm based on Dempster-Shafer theory. *Applied Soft Computing*. 2022;124:109075.
- [65] Smarandache F, Dezert J. *Advances and Applications of DSMT for Information Fusion*. Collected Works, Volume 4. 2015.
- [66] Garvey TD, Lowrance JD, Fischler MA. An Inference Technique for Integrating Knowledge from Disparate Sources. In: *IJCAI*. vol. 7. Citeseer; 1981. .
- [67] Peng G, Lu Z, Peng J, He D, Li X, Hu B. Robust tightly coupled pose measurement based on multi-sensor fusion in mobile robot system. *Sensors*. 2021;21(16):5522.
- [68] Dong Y, Li X, Dezert J, Zhou R, Zhu C, Wei L, et al. Evidential reasoning with hesitant fuzzy belief structures for human activity recognition. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2021;29(12):3607-19.
- [69] Dong Y, Li X, Dezert J, Khyam MO, Noor-A-Rahim M, Ge SS. Dsmt-based fusion strategy for human activity recognition in body sensor networks. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2020.
- [70] Xiao F. GEJS: A generalized evidential divergence measure for multisource information fusion. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2022;53(4):2246-58.
- [71] Deng Y. D numbers theory: a generalization of Dempster-Shafer evidence theory. *arXiv preprint arXiv:14053175*. 2014.
- [72] Pedrycz W, Gacek A, Wang X. Aggregation of order-2 fuzzy sets. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2020;29(11):3570-5.
- [73] Zarei E, Khan F, Abbassi R. Importance of

- human reliability in process operation: A critical analysis. *Reliability Engineering & System Safety*. 2021;211:107607.
- [74] Xiao F, Cao Z, Lin CT. A complex weighted discounting multisource information fusion with its application in pattern classification. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*. 2022.
- [75] Xiao F, Pedrycz W. Negation of the quantum mass function for multisource quantum information fusion with its application to pattern classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2022;45(2):2054-70.
- [76] Dong Y, Li X, Dezert J, Zhou R, Zhu C, Cao L, et al. Multisource Weighted Domain Adaptation With Evidential Reasoning for Activity Recognition. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2022;19(4):5530-42.
- [77] Dubois D, Prade H. Possibility theory and data fusion in poorly informed environments. *Control Engineering Practice*. 1994;2(5):811-23.
- [78] Yan X, Jin Y, Ke X, Hao Z. Multi-task evolutionary optimization of multi-echelon location routing problems via a hierarchical fuzzy graph. *Complex & Intelligent Systems*. 2023:1-18.
- [79] Yao Y. Constructive and algebraic methods of the theory of rough sets. *Information sciences*. 1998;109(1-4):21-47.
- [80] Pawlak Z, Skowron A. Rudiments of rough sets. *Information sciences*. 2007;177(1):3-27.
- [81] Yong L, Congfu X, Yunhe P. A new approach for data fusion: implement rough set theory in dynamic objects distinguishing and tracing. In: 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (IEEE Cat. No. 04CH37583). vol. 4. IEEE; 2004. p. 3318-22.
- [82] Kanungo T, Mount DM, Netanyahu NS, Piatko CD, Silverman R, Wu AY. An efficient k-means clustering algorithm: Analysis and implementation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2002;24(7):881-92.
- [83] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *nature*. 2015;521(7553):436-44.
- [84] Levesque HJ. Knowledge representation and reasoning. *Annual review of computer science*. 1986;1(1):255-87.
- [85] Monga P, Sharma M, Sharma SK. A comprehensive meta-analysis of emerging swarm intelligent computing techniques and their research trend. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*. 2022;34(10):9622-43.
- [86] Langfu C, Zhang Q, Yan S, Liman Y, Yixuan W, Junle W, et al. A method for satellite time series anomaly detection based on fast-DTW and improved-KNN. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2023;36(2):149-59.
- [87] Patino L, Hubner M, King R, Litzenberger M, Roupioz L, Michon K, et al. Fusion of heterogeneous sensor data in border surveillance. *Sensors*. 2022;22(19):7351.
- [88] Xueyuan L, ZHANG X, Yuanhao T, Jianxiang M. Optimization of digital multi-beamforming for space-based ADS-B using distributed cooperative coevolution with an adaptive grouping strategy. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2023.
- [89] Liu D, Bellotto N, Yue S. Deep spiking neural network for video-based disguise face recognition based on dynamic facial movements. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*. 2019;31(6):1843-55.
- [90] Bulling A, Blanke U, Schiele B. A tutorial on human activity recognition using body-worn inertial sensors. *ACM Computing Surveys (CSUR)*. 2014;46(3):1-33.
- [91] Blasch E, Pham T, Chong CY, Koch W, Leung H, Braines D, et al. Machine learning/artificial intelligence for sensor data fusion—opportunities and challenges. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*. 2021;36(7):80-93.
- [92] Pisner DA, Schnyer DM. Support vector machine. In: *Machine learning*. Elsevier; 2020. p. 101-21.
- [93] Cunningham P, Delany SJ. K-nearest neighbour classifiers—a tutorial. *ACM Computing Surveys (CSUR)*. 2021;54(6):1-25.
- [94] Huijie M, Shunming L, Jiantao L, Zhang Z, Siqi G. Structured sparsity assisted online convolution sparse coding and its application on weak signature detection. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2022;35(1):266-76.
- [95] Wickramasinghe I, Kalutarage H. Naive Bayes: applications, variations and vulnerabilities: a review of literature with code snippets for implementation. *Soft Computing*. 2021;25(3):2277-93.
- [96] Abdulkareem NM, Abdulazeez AM, et al. Machine learning classification based on Radom Forest Algorithm: A review. *International Journal of Science and Business*. 2021;5(2):128-42.
- [97] Binbin W, Yongwei G, Dong L, Lei D. Supervised learning with probability interpretation in airfoil transition judgment. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2023;36(1):91-104.
- [98] Banerjee TP, Das S. Multi-sensor data fusion using support vector machine for motor fault detection. *Information Sciences*. 2012;217:96-107.
- [99] Razavi-Far R, Cheng B, Saif M, Ahmadi M. Similarity-learning information-fusion schemes

- for missing data imputation. *Knowledge-Based Systems*. 2020;187:104805.
- [100] Gao Z, Xuan HZ, Zhang H, Wan S, Choo KKR. Adaptive Fusion and Category-Level Dictionary Learning Model for Multiview Human Action Recognition. *IEEE Internet of Things Journal*. 2019;6(6):9280-93.
- [101] Sun YN, Qin W, Xu HW, Tan RZ, Zhang ZL, Shi WT. A multiphase information fusion strategy for data-driven quality prediction of industrial batch processes. *Information Sciences*. 2022;608:81-95.
- [102] Yang G, Lin Y, Bhattacharya P. A driver fatigue recognition model based on information fusion and dynamic Bayesian network. *Information Sciences*. 2010;180(10):1942-54.
- [103] Gu J, Wang Z, Kuen J, Ma L, Shahroudy A, Shuai B, et al. Recent advances in convolutional neural networks. *Pattern recognition*. 2018;77:354-77.
- [104] Albawi S, Mohammed TA, Al-Zawi S. Understanding of a convolutional neural network. In: 2017 international conference on engineering and technology (ICET). Ieee; 2017. p. 1-6.
- [105] Wang J, Chen Y, Hao S, Peng X, Hu L. Deep learning for sensor-based activity recognition: A survey. *Pattern recognition letters*. 2019;119:3-11.
- [106] Zhang Z, Xu X, Gong W, Chen Y, Gao H. Efficient federated convolutional neural network with information fusion for rolling bearing fault diagnosis. *Control Engineering Practice*. 2021;116:104913.
- [107] Liu Z, Zhong S, Liu Q, Xie C, Dai Y, Peng C, et al. Thyroid nodule recognition using a joint convolutional neural network with information fusion of ultrasound images and radiofrequency data. *European Radiology*. 2021;31(7):5001-11.
- [108] Rejaibi E, Komaty A, Meriaudeau F, Agrebi S, Othmani A. MFCC-based recurrent neural network for automatic clinical depression recognition and assessment from speech. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2022;71:103107.
- [109] Chandio AA, Asikuzzaman M, Pickering MR, Leghari M. Cursive Text Recognition in Natural Scene Images Using Deep Convolutional Recurrent Neural Network. *IEEE Access*. 2022;10:10062-78.
- [110] Uddin MZ, Hassan MM, Alsanad A, Savaglio C. A body sensor data fusion and deep recurrent neural network-based behavior recognition approach for robust healthcare. *Information Fusion*. 2020;55:105-15.
- [111] Zhang Q, Yang L, Zhou F. Attention enhanced long short-term memory network with multi-source heterogeneous information fusion: An application to BGI Genomics. *Information Sciences*. 2021;553:305-30.
- [112] Hu F, Liu J, Li L, Huang M, Yang C. IoT-based epidemic monitoring via improved gated recurrent unit model. *IEEE Sensors Journal*. 2021;22(18):17439-46.
- [113] Chen A, Wang F, Liu W, Chang S, Wang H, He J, et al. Multi-information fusion neural networks for arrhythmia automatic detection. *Computer methods and programs in biomedicine*. 2020;193:105479.
- [114] Graves A. Long short-term memory. *Supervised sequence labelling with recurrent neural networks*. 2012:37-45.
- [115] Kavi R, Kulathumani V, Rohit F, Kecojevic V. Multiview fusion for activity recognition using deep neural networks. *Journal of Electronic Imaging*. 2016;25(4):043010.
- [116] Nti IK, Adekoya AF, Weyori BA. A novel multi-source information-fusion predictive framework based on deep neural networks for accuracy enhancement in stock market prediction. *Journal of Big Data*. 2021;8(1):1-28.
- [117] Chung J, Gulcehre C, Cho K, Bengio Y. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling. *arXiv preprint arXiv:14123555*. 2014.
- [118] Weerakody PB, Wong KW, Wang G, Ela W. A review of irregular time series data handling with gated recurrent neural networks. *Neurocomputing*. 2021;441:161-78.
- [119] Zhao J, Gao Y, Qu Y, Yin H, Liu Y, Sun H. Travel time prediction: Based on gated recurrent unit method and data fusion. *IEEE Access*. 2018;6:70463-72.
- [120] Kong Z, Tang B, Deng L, Liu W, Han Y. Condition monitoring of wind turbines based on spatio-temporal fusion of SCADA data by convolutional neural networks and gated recurrent units. *Renewable Energy*. 2020;146:760-8.
- [121] Guo Z, Lv X, Yu L, Zhang Z, Tian S. Identification of hepatitis B using Raman spectroscopy combined with gated recurrent unit and multiscale fusion convolutional neural network. *Spectroscopy Letters*. 2020;53(4):277-88.
- [122] Zhang Y, Zeng J, Li Y, Chen D. Convolutional neural network-gated recurrent unit neural network with feature fusion for environmental sound classification. *Automatic Control and Computer Sciences*. 2021;55(4):311-8.
- [123] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez AN, et al. Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*. 2017;30.

- [124] Gruetzemacher R, Paradice D. Deep Transfer Learning & Beyond: Transformer Language Models in Information Systems Research. *ACM Computing Surveys (CSUR)*. 2022;54(10s):1-35.
- [125] Raffel C, Shazeer N, Roberts A, Lee K, Narang S, Matena M, et al. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer. *J Mach Learn Res*. 2020;21(140):1-67.
- [126] Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, Weissenborn D, Zhai X, Unterthiner T, et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. *arXiv preprint arXiv:2010.11929*. 2020.
- [127] Chen CFR, Fan Q, Panda R. Crossvit: Cross-attention multi-scale vision transformer for image classification. In: *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*; 2021. p. 357-66.
- [128] Carion N, Massa F, Synnaeve G, Usunier N, Kirillov A, Zagoruyko S. End-to-end object detection with transformers. In: *European conference on computer vision*. Springer; 2020. p. 213-29.
- [129] Zhang B, Gu S, Zhang B, Bao J, Chen D, Wen F, et al. Styleswin: Transformer-based gan for high-resolution image generation. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*; 2022. p. 11304-14.
- [130] Islam K. Recent Advances in Vision Transformer: A Survey and Outlook of Recent Work. *arXiv preprint arXiv:2203.01536*. 2022.
- [131] Zhang W, Qiu F, Wang S, Zeng H, Zhang Z, An R, et al. Transformer-based Multimodal Information Fusion for Facial Expression Analysis. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*; 2022. p. 2428-37.
- [132] Wang Z, Wan Z, Wan X. Transmodality: An end2end fusion method with transformer for multimodal sentiment analysis. In: *Proceedings of The Web Conference 2020*; 2020. p. 2514-20.
- [133] Tang W, He F, Liu Y, Duan Y. MATR: Multimodal Medical Image Fusion via Multiscale Adaptive Transformer. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2022;31:5134-49.
- [134] Yan X, Hu S, Mao Y, Ye Y, Yu H. Deep multi-view learning methods: A review. *Neurocomputing*. 2021;448:106-29.
- [135] Xu C, Tao D, Xu C. A survey on multi-view learning. *arXiv preprint arXiv:1304.5634*. 2013.
- [136] Deepak K, Srivathsan G, Roshan S, Chandrakala S. Deep multi-view representation learning for video anomaly detection using spatiotemporal autoencoders. *Circuits, Systems, and Signal Process- ing*. 2021;40:1333-49.
- [137] Karpathy A, Fei-Fei L. Deep visual-semantic alignments for generating image descriptions. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*; 2015. p. 3128-37.
- [138] Fan W, Ma Y, Xu H, Liu X, Wang J, Li Q, et al. Deep adversarial canonical correlation analysis. In: *Proceedings of the 2020 SIAM International Conference on Data Mining*. SIAM; 2020. p. 352-60.
- [139] Wei J, Xia Y, Zhang Y. M3Net: A multi-model, multi-size, and multi-view deep neural network for brain magnetic resonance image segmentation. *Pattern Recognition*. 2019;91:366-78.
- [140] Blum A, Mitchell T. Combining labeled and unlabeled data with co-training. In: *Proceedings of the eleventh annual conference on Computational learning theory*; 1998. p. 92-100.
- [141] Sun S, Shawe-Taylor J. Sparse semi-supervised learning using conjugate functions. *Journal of Machine Learning Research*. 2010;11:2423-55.
- [142] Kumar A, Daumé H. A co-training approach for multi-view spectral clustering. In: *Proceedings of the 28th international conference on machine learning (ICML-11)*; 2011. p. 393-400.
- [143] Yan W, Li Y, Yang M. Towards deeper match for multi-view oriented multiple kernel learning. *Pattern Recognition*. 2023;134:109119.
- [144] Xue Z, Du J, Du D, Lyu S. Deep low-rank subspace ensemble for multi-view clustering. *Information Sciences*. 2019;482:210-27.
- [145] Wang W, Zhou ZH. Analyzing co-training style algorithms. In: *Machine Learning: ECML 2007: 18th European Conference on Machine Learning, Warsaw, Poland, September 17-21, 2007*. *Proceedings 18*. Springer; 2007. p. 454-65.
- [146] Wang T, Zhang L, Hu W. Bridging deep and multiple kernel learning: A review. *Information Fusion*. 2021;67:3-13.
- [147] Wang H, Han G, Li J, Zhang B, Chen J, Hu Y, et al. Learning task-driving affinity matrix for accurate multi-view clustering through tensor subspace learning. *Information Sciences*. 2021;563:290-308.
- [148] Huang X, Ye Y, Yang X, Xiong L. Multi-view dynamic graph convolution neural network for traffic flow prediction. *Expert Systems with Applications*. 2023;119779.
- [149] Han J, Liu H, Zhu H, Xiong H. Kill Two Birds with One Stone: A Multi-View Multi-Adversarial Learning Approach for Joint Air Quality and Weather Prediction. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2023.

- [150] Lyu J, Li G, Wang C, Qin C, Wang S, Dou Q, et al. Region-focused multi-view transformer-based generative adversarial network for cardiac cine MRI reconstruction. *Medical Image Analysis*. 2023;85:102760.
- [151] Mao L, Sun S. Multiview variational sparse gaussian processes. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2020;32(7):2875-85.
- [152] Sun S, Zong D. Lcbm: a multi-view probabilistic model for multi-label classification. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2020;43(8):2682-96.
- [153] Sun S, Dong W, Liu Q. Multi-view representation learning with deep gaussian processes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2020;43(12):4453-68.
- [154] Tao H, Hou C, Yi D, Zhu J, Hu D. Joint embedding learning and low-rank approximation: A framework for incomplete multiview learning. *IEEE transactions on cybernetics*. 2019;51(3):1690-703.
- [155] Tao H, Hou C, Nie F, Zhu J, Yi D. Scalable multi-view semi-supervised classification via adaptive regression. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2017;26(9):4283-96.
- [156] Hou C, Nie F, Tao H, Yi D. Multi-view unsupervised feature selection with adaptive similarity and view weight. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2017;29(9):1998-2011.
- [157] Soleimani E, Nazerfard E. Cross-subject transfer learning in human activity recognition systems using generative adversarial networks. *Neurocomputing*. 2021;426:26-34.
- [158] Wan L, Liu R, Sun L, Nie H, Wang X. UAV swarm based radar signal sorting via multi-source data fusion: A deep transfer learning framework. *Information Fusion*. 2022;78:90-101.
- [159] Pan SJ, Yang Q. A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*. 2009;22(10):1345-59.
- [160] Peng X, Huang Z, Sun X, Saenko K. Domain agnostic learning with disentangled representations. In: *International Conference on Machine Learning*. PMLR; 2019. p. 5102-12.
- [161] Agarwal N, Sondhi A, Chopra K, Singh G. Transfer learning: Survey and classification. *Smart innovations in communication and computational sciences*. 2021:145-55.
- [162] Huang J, Gretton A, Borgwardt K, Schölkopf B, Smola A. Correcting sample selection bias by unlabeled data. *Advances in neural information processing systems*. 2006;19.
- [163] Sugiyama M, Suzuki T, Nakajima S, Kashima H, von Bünau P, Kawanabe M. Direct importance estimation for covariate shift adaptation. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*. 2008;60(4):699-746.
- [164] Kohli H. Transfer learning and augmentation for word sense disambiguation. In: *European Conference on Information Retrieval*. Springer; 2021. p. 303-11.
- [165] Day O, Khoshgoftaar TM. A survey on heterogeneous transfer learning. *Journal of Big Data*. 2017;4(1):1-42.
- [166] Baltrušaitis T, Ahuja C, Morency LP. Multimodal machine learning: A survey and taxonomy. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2018;41(2):423-43.
- [167] Jun H, Caiqing Z, Xiaozhen L, Dehai Z. Survey of research on multimodal fusion technology for deep learning. *Computer Engineering*. 2020;46(5):1-11.
- [168] Yang F, Ning B, Li H. An Overview of Multimodal Fusion Learning. In: *Mobile Multimedia Communications: 15th EAI International Conference, MobiMedia 2022, Virtual Event, July 22-24, 2022, Proceedings*. Springer; 2023. p. 259-68.
- [169] Liang T, Lin G, Wan M, Li T, Ma G, Lv F. Expanding Large Pre-Trained Unimodal Models With Multimodal Information Injection for Image-Text Multimodal Classification. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*; 2022. p. 15492-501.
- [170] Gadzicki K, Khamsehashari R, Zetsche C. Early vs late fusion in multimodal convolutional neural networks. In: *2020 IEEE 23rd international conference on information fusion (FUSION)*. IEEE; 2020. p. 1-6.
- [171] Tao H, Bhuiyan MZA, Rahman MA, Wang T, Wu J, Salih SQ, et al. TrustData: Trustworthy and secured data collection for event detection in industrial cyber-physical system. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2019;16(5):3311-21.
- [172] Jiang Y, Li W, Hossain MS, Chen M, Alelaiwi A, Al-Hammadi M. A snapshot research and implementation of multimodal information fusion for data-driven emotion recognition. *Information Fusion*. 2020;53:209-21.
- [173] Atmaja BT, Sasou A, Akagi M. Survey on bimodal speech emotion recognition from acoustic and linguistic information fusion. *Speech Communication*. 2022.
- [174] Fang H, Deng J, Bai Y, Feng B, Li S, Shao S, et al. CLFormer: A Lightweight Transformer Based on Convolutional Embedding and Linear Self-Attention With Strong Robustness for Bearing Fault Diagnosis Under Limited Sample Condi-

- tions. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2022;71:1-8.
- [175] Fang H, Liu H, Wang X, Deng J, An J. The Method Based on Clustering for Unknown Failure Diagnosis of Rolling Bearings. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2023;72:1-8.
- [176] Sheng W, Li X. Multi-task learning for gait-based identity recognition and emotion recognition using attention enhanced temporal graph convolutional network. *Pattern Recognition*. 2021;114:107868.
- [177] Li X, Li X, Ge SS, Khyam MO, Luo C. Automatic welding seam tracking and identification. *IEEE Transactions on industrial electronics*. 2017;64(9):7261-71.
- [178] Wenran Y, Xinde L, Yong D. A clustering based method to complete frame of discernment. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2023;36(4):400-8.
- [179] Wenran Y, Xinde L, Yong D. A clustering based method to complete frame of discernment. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2023;36(4):400-8.
- [180] Dong Y, Li X, Dezert J, Zhou R, Zhu C, Cao L, et al. Multisource Weighted Domain Adaptation With Evidential Reasoning for Activity Recognition. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2022;19(4):5530-42.
- [181] Lu X, Li X, Sheng W, Ge SS. Long-term person re-identification based on appearance and gait feature fusion under covariate changes. *Processes*. 2022;10(4):770.
- [182] Zhang C, Li X, Li X. Decode after filtering: a network for camouflage object segmentation. *Soft Computing*. 2022:1-11.
- [183] Sheng W, Li X. Multi-task learning for gait-based identity recognition and emotion recognition using attention enhanced temporal graph convolutional network. *Pattern Recognition*. 2021;114:107868.
- [184] Li X, Li X, Li Z, Xiong X, Khyam MO, Sun C. Robust vehicle detection in high-resolution aerial images with imbalanced data. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*. 2021;2(3):238-50.
- [185] Dong Y, Li X, Dezert J, Zhou R, Zhu C, Wei L, et al. Evidential reasoning with hesitant fuzzy belief structures for human activity recognition. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2021;29(12):3607-19.
- [186] Li P, Li X, Li X, Pan H, Khyam MO, Noor-A-Rahim M, et al. Place perception from the fusion of different image representation. *Pattern Recognition*. 2021;110:107680.
- [187] Gao H, Zhu J, Li X, Kang Y, Li J, Su H. Automatic parking control of unmanned vehicle based on switching control algorithm and backstepping. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*. 2020;27(3):1233-43.
- [188] Li J, Li Z, Li X, Feng Y, Hu Y, Xu B. Skill learning strategy based on dynamic motion primitives for human-robot cooperative manipulation. *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*. 2020;13(1):105-17.
- [189] Sheng W, Li X. Siamese denoising autoencoders for joints trajectories reconstruction and robust gait recognition. *Neurocomputing*. 2020;395:86-94.
- [190] Dong Y, Li X, Dezert J, Khyam MO, Noor-A-Rahim M, Ge SS. Dezert-Smarandache theory-based fusion for human activity recognition in body sensor networks. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2020;16(11):7138-49.
- [191] Dong Y, Li X, Dezert J, Zhou R, Zhu C, Ge SS. Multi-criteria analysis of sensor reliability for wearable human activity recognition. *IEEE Sensors Journal*. 2021;21(17):19144-56.
- [192] Noor-A-Rahim M, Khyam MO, Li X, Pesch D. Sensor fusion and state estimation of IoT enabled wind energy conversion system. *Sensors*. 2019;19(7):1566.
- [193] Khyam MO, Noor-A-Rahim M, Li X, Ritz C, Guan YL, Ge SS. Design of chirp waveforms for multiple-access ultrasonic indoor positioning. *IEEE Sensors Journal*. 2018;18(15):6375-90.
- [194] Khyam MO, Xinde L, Ge SS, Pickering MR. Multiple access chirp-based ultrasonic positioning. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2017;66(12):3126-37.
- [195] Eggleston RG, Young MJ, Whitaker RD. Work-centered support system technology: A new interface client technology for the battlespace infosphere. In: *Proceedings of the IEEE 2000 National Aerospace and Electronics Conference. NAECON 2000. Engineering Tomorrow (Cat. No. 00CH37093)*. IEEE; 2000. p. 499-506.
- [196] Sycara K, Ginton R, Yu B, Giampapa J, Owens S, Lewis M, et al. An integrated approach to high-level information fusion. *Information Fusion*. 2009;10(1):25-50.
- [197] Sycara K, Lewis M. From data to actionable knowledge and decision. In: *Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion. FUSION 2002.(IEEE Cat. No. 02EX5997)*. vol. 1. IEEE; 2002. p. 577-84.
- [198] Davis PK, Perry WL, Hollywood JS, Manheim D. Uncertainty-sensitive heterogeneous information fusion: assessing threat with soft, uncertain, and conflicting evidence. *RAND National Defense Research Institute Santa Monica United States*; 2016.

- [199] Kessel RT. The dynamics of information fusion: Synthesis versus misassociation. In: 2006 9th International Conference on Information Fusion. IEEE; 2006. p. 1-6.
- [200] Nowak R, Biedrzycki R, Misiurewicz J. Machine learning methods in data fusion systems. In: 2012 13th International Radar Symposium. IEEE; 2012. p. 400-5.
- [201] Sumari ADW, Pranata AS, Mashudi IA, Syamsiana IN, Sereati CO. Automatic Target Recognition and Identification for Military Ground-to-Air Observation Tasks using Support Vector Machine and Information Fusion. In: 2022 International Conference on ICT for Smart Society (ICISS). IEEE; 2022. p. 01-8.
- [202] Corps UM. Low Altitude Air Defense Handbook. US Marine Corps Headquarters, Washington, DC: Marine Corps Warfighting . . . ; 1998.
- [203] Guida G, Lamperti G. AMMETH: a methodology for requirements analysis of advanced human-system interfaces. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics-part a: systems and humans. 2000;30(3):298-321.
- [204] Parasuraman R, Sheridan TB, Wickens CD. A model for types and levels of human interaction with automation. IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics-Part A: Systems and Humans. 2000;30(3):286-97.
- [205] Kuperman GG. Human system interface (HSI) issues in assisted target recognition (ASTR). In: Proceedings of the IEEE 1997 National Aerospace and Electronics Conference. NAECON 1997. vol. 1. IEEE; 1997. p. 37-48.
- [206] Muller AC, Narayanan S. Cognitively-engineered multisensor image fusion for military applications. Information Fusion. 2009;10(2):137-49.
- [207] Smith D, Singh S. Approaches to multisensor data fusion in target tracking: A survey. IEEE transactions on knowledge and data engineering. 2006;18(12):1696-710.
- [208] Catalá-Prat Á, Köster F. Object level fusion and tracking strategies for modeling driving situations. In: Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety. IEEE; 2011. p. 205-10.
- [209] Li J, Liu G, Tian G, Zhu X, Wang Z. Distributed rgbd camera network for 3d human pose estimation and action recognition. In: 2018 21st International Conference on Information Fusion (FUSION). IEEE; 2018. p. 1554-8.
- [210] Bar-Shalom Y, Willett PK, Tian X. Tracking and data fusion. vol. 11. YBS publishing Storrs, CT, USA.; 2011.
- [211] Fortino G, Ghasemzadeh H, Gravina R, Liu PX, Poon CC, Wang Z. Advances in multi-sensor fusion for body sensor networks: Algorithms, architectures, and applications. Information Fusion. 2019;45:150-2.
- [212] Ciunzo D, Rossi PS. Quantizer design for generalized locally optimum detectors in wireless sensor networks. IEEE Wireless Communications Letters. 2017;7(2):162-5.
- [213] Ciunzo D, Buonanno A, D'Urso M, Palmieri FA. Distributed classification of multiple moving targets with binary wireless sensor networks. In: 14th International Conference on Information Fusion. IEEE; 2011. p. 1-8.
- [214] Dao T, Roy-Chowdhury A, Nasrabadi N, Krishnamurthy SV, Mohapatra P, Kaplan LM. Accurate and timely situation awareness retrieval from a bandwidth constrained camera network. In: 2017 IEEE 14th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS). IEEE; 2017. p. 416-25.
- [215] Wang Y, Liu H, Zheng W, Xia Y, Li Y, Chen P, et al. Multi-objective workflow scheduling with deep-Q-network-based multi-agent reinforcement learning. IEEE access. 2019;7:39974-82.
- [216] Shi H, Zhao H, Liu Y, Gao W, Dou SC. Systematic analysis of a military wearable device based on a multi-level fusion framework: research directions. Sensors. 2019;19(12):2651.
- [217] Matuszewski J. Specific emitter identification. In: 2008 International Radar Symposium. IEEE; 2008. p. 1-4.
- [218] Jiang W, Cao Y, Yang L, He Z. A time-space domain information fusion method for specific emitter identification based on Dempster-Shafer evidence theory. Sensors. 2017;17(9):1972.
- [219] He Z, Jiang W. Quantum mechanical approach to modeling reliability of sensor reports. IEEE sensors letters. 2017;1(4):1-4.
- [220] Nweke HF, Teh YW, Mujtaba G, Al-Garadi MA. Data fusion and multiple classifier systems for human activity detection and health monitoring: Review and open research directions. Information Fusion. 2019;46:147-70.
- [221] Xefteris VR, Tsanousa A, Meditskos G, Vrochidis S, Kompatsiaris I. Performance, Challenges, and Limitations in Multimodal Fall Detection Systems: A Review. IEEE Sensors Journal. 2021;21(17):18398-409.
- [222] Ramanujam E, Perumal T, Padmavathi S. Human activity recognition with smartphone and wearable sensors using deep learning techniques: A review. IEEE Sensors Journal. 2021;21(12):13029-40.

- [223] Wang Y, Yu Y, Wei X, Narita F. Self-Powered Wearable Piezoelectric Monitoring of Human Motion and Physiological Signals for the Postpandemic Era: A Review. *Advanced Materials Technologies*. 2022;2200318.
- [224] Jones PJ, Catt M, Davies MJ, Edwardson CL, Mirkes EM, Khunti K, et al. Feature selection for unsupervised machine learning of accelerometer data physical activity clusters—A systematic review. *Gait & Posture*. 2021;90:120-8.
- [225] Ravi D, Wong C, Lo B, Yang GZ. A deep learning approach to on-node sensor data analytics for mobile or wearable devices. *IEEE journal of biomedical and health informatics*. 2016;21(1):56-64.
- [226] Chen Z, Zhu Q, Soh YC, Zhang L. Robust human activity recognition using smartphone sensors via CT-PCA and online SVM. *IEEE transactions on industrial informatics*. 2017;13(6):3070-80.
- [227] Banos O, Damas M, Pomares H, Rojas I. On the use of sensor fusion to reduce the impact of rotational and additive noise in human activity recognition. *Sensors*. 2012;12(6):8039-54.
- [228] Kuncheva LI. *Combining pattern classifiers: methods and algorithms*. John Wiley & Sons; 2014.
- [229] Jurek A, Nugent C, Bi Y, Wu S. Clustering-based ensemble learning for activity recognition in smart homes. *Sensors*. 2014;14(7):12285-304.
- [230] Nti IK, Adekoya AF, Weyori BA. A systematic review of fundamental and technical analysis of stock market predictions. *Artificial Intelligence Review*. 2020;53(4):3007-57.
- [231] Zhang X, Qu S, Huang J, Fang B, Yu P. Stock market prediction via multi-source multiple instance learning. *IEEE Access*. 2018;6:50720-8.
- [232] Huang J, Zhang Y, Zhang J, Zhang X. A tensor-based sub-mode coordinate algorithm for stock prediction. In: *2018 IEEE Third International Conference on Data Science in Cyberspace (DSC)*. IEEE; 2018. p. 716-21.
- [233] Guo Z, Zhou K, Zhang C, Lu X, Chen W, Yang S. Residential electricity consumption behavior: Influencing factors, related theories and intervention strategies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2018;81:399-412.
- [234] Zhang X, Li Y, Wang S, Fang B, Yu PS. Enhancing stock market prediction with extended coupled hidden Markov model over multi-sourced data. *Knowledge and Information Systems*. 2019;61(2):1071-90.
- [235] Pramanik MI, Lau RY, Demirkan H, Azad MAK. Smart health: Big data enabled health paradigm within smart cities. *Expert Systems with Applications*. 2017;87:370-83.
- [236] Muhammad G, Alshehri F, Karray F, El Saddik A, Alsulaiman M, Falk TH. A comprehensive survey on multimodal medical signals fusion for smart healthcare systems. *Information Fusion*. 2021;76:355-75.
- [237] Tiwari A, Falk TH. Fusion of Motif-and spectrum-related features for improved EEG-based emotion recognition. *Computational intelligence and neuroscience*. 2019;2019.
- [238] Booth BM, Mundnich K, Feng T, Nadarajan A, Falk TH, Villatte JL, et al. Multimodal human and environmental sensing for longitudinal behavioral studies in naturalistic settings: Framework for sensor selection, deployment, and management. *Journal of medical Internet research*. 2019;21(8):e12832.
- [239] Hossain MS, Muhammad G. Emotion recognition using deep learning approach from audiovisual emotional big data. *Information Fusion*. 2019;49:69-78.
- [240] Zhang YD, Dong Z, Wang SH, Yu X, Yao X, Zhou Q, et al. Advances in multimodal data fusion in neuroimaging: overview, challenges, and novel orientation. *Information Fusion*. 2020;64:149-87.
- [241] Lu N, Cheng N, Zhang N, Shen X, Mark JW. *Connected Vehicles: Solutions and Challenges*. *IEEE Internet of Things Journal*. 2014;1(4):289-99.
- [242] Klupacs J, Gostar AK, Rathnayake T, Gondal I, Bab-Hadiashar A, Hoseinnezhad R. Multiagent Information Fusion for Connected Driving: A Review. *IEEE Access*. 2022;10:85030-49.
- [243] Li R, Li K. The research of multi-source information fusion based on cloud computing. In: *2016 12th International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS)*. IEEE; 2016. p. 440-3.
- [244] Kumar M, Garg DP, Zachery RA. A generalized approach for inconsistency detection in data fusion from multiple sensors. In: *2006 American Control Conference*. IEEE; 2006. p. 6-pp.
- [245] Zhang Y, Jiang C, Yue B, Wan J, Guizani M. Information fusion for edge intelligence: A survey. *Information Fusion*. 2022;81:171-86.
- [246] Smets P. Analyzing the combination of conflicting belief functions. *Information fusion*. 2007;8(4):387-412.
- [247] Zhao X, Jia Y, Li A, Jiang R, Song Y. Multi-source knowledge fusion: a survey. *World Wide Web*. 2020;23(4):2567-92.
- [248] Omolara AE, Alabdulatif A, Abiodun OI, Alawida M, Alabdulatif A, Arshad H, et al. The internet of things security: A survey encompassing un-

- explored areas and new insights. *Computers & Security*. 2022;112:102494.
- [249] Zhang X, Wu Q, Wang X, Chen Y. Research on multi-source data fusion technology under power cloud platform. In: *International Conference on Intelligent and Interactive Systems and Applications*. Springer; 2019. p. 554-9.
- [250] Zhang W, Zhang Y, Zhai J, Zhao D, Xu L, Zhou J, et al. Multi-source data fusion using deep learning for smart refrigerators. *Computers in Industry*. 2018;95:15-21.
- [251] Joshi R, Sanderson AC. Minimal representation multisensor fusion using differential evolution. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*. 1999;29(1):63-76.
- [252] Huang Y, Li T, Luo C, Fujita H, Horng SJ. Dynamic fusion of multisource interval-valued data by fuzzy granulation. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2018;26(6):3403-17.
- [253] Alofi A, Alghamdi A, Alahmadi R, Aljuaid N, Hemalatha M. A review of data fusion techniques. *International Journal of Computer Applications*. 2017;167(7):37-41.
- [254] Mahler RP. "Statistics 101" for multisensor, multitarget data fusion. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*. 2004;19(1):53-64.
- [255] Zhu Y, Song E, Zhou J, You Z. Optimal dimensionality reduction of sensor data in multisensor estimation fusion. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 2005;53(5):1631-9.
- [256] Milenova BL, Campos MM. Mining high-dimensional data for information fusion: a database-centric approach. In: *2005 7th International Conference on Information Fusion*. vol. 1. IEEE; 2005. p. 7-pp.
- [257] Shen B, Rho S, Zhou X, Wang R. A delay-aware schedule method for distributed information fusion with elastic and inelastic traffic. *Information Fusion*. 2017;36:68-79.
- [258] Guo K, Xu T, Kui X, Zhang R, Chi T. iFusion: Towards efficient intelligence fusion for deep learning from real-time and heterogeneous data. *Information fusion*. 2019;51:215-23.
- [259] ur Rehman MH, Ahmed E, Yaqoob I, Hashem IAT, Imran M, Ahmad S. Big data analytics in industrial IoT using a concentric computing model. *IEEE Communications Magazine*. 2018;56(2):37-43.
- [260] Meng Yb, Li Ty, Liu Gh, Xu Sj, Ji T. Real-time dynamic estimation of occupancy load and an air-conditioning predictive control method based on image information fusion. *Building and Environment*. 2020;173:106741.
- [261] Lian Z, Shao S, Huang C. A real time face tracking system based on multiple information fusion. *Multimedia Tools and Applications*. 2020;79(23):16751-69.
- [262] Jin Y, Qian Z, Sun G. A real-time multimedia streaming transmission control mechanism based on edge cloud computing and opportunistic approximation optimization. *Multimedia Tools and Applications*. 2019;78(7):8911-26.
- [263] Abrardo A, Martalo M, Ferrari G. Information fusion for efficient target detection in large-scale surveillance wireless sensor networks. *Information Fusion*. 2017;38:55-64.
- [264] Mourtzis D, Vlachou E, Xanthopoulos N, Givehchi M, Wang L. Cloud-based adaptive process planning considering availability and capabilities of machine tools. *Journal of Manufacturing Systems*. 2016;39:1-8.
- [265] Hu J, Wang Z, Alsaadi FE, Hayat T. Event-based filtering for time-varying nonlinear systems subject to multiple missing measurements with uncertain missing probabilities. *Information Fusion*. 2017;38:74-83.
- [266] Zhang L, Wang Y, Wu X. Cluster-based information fusion for probabilistic risk analysis in complex projects under uncertainty. *Applied Soft Computing*. 2021;104:107189.
- [267] Castanedo F. A review of data fusion techniques. *The scientific world journal*. 2013;2013.
- [268] Ji S, Saravirta T, Pan S, Long G, Walid A. Emerging trends in federated learning: From model fusion to federated x learning. *arXiv preprint arXiv:210212920*. 2021.
- [269] Niu Z, Zhong G, Yu H. A review on the attention mechanism of deep learning. *Neurocomputing*. 2021;452:48-62.
- [270] Kudithipudi D, Aguilar-Simon M, Babb J, Bazhenov M, Blackiston D, Bongard J, et al. Biological underpinnings for lifelong learning machines. *Nature Machine Intelligence*. 2022;4(3):196-210.
- [271] Barandas M, Folgado D, Santos R, Simão R, Gamboa H. Uncertainty-based rejection in machine learning: Implications for model development and interpretability. *Electronics*. 2022;11(3):396.
- [272] Pan T, Pedrycz W, Cui J, Yang J, Wu W. Interpretability of Neural Networks with Probability Density Functions. *Advanced Theory and Simulations*. 2022;5(3):2100459.
- [273] McAllister R, Gal Y, Kendall A, Van Der Wilk M, Shah A, Cipolla R, et al. Concrete problems for autonomous vehicle safety: Advantages of Bayesian deep learning. In: *Proceedings of the Twenty-*

- Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence. International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization; 2017. .
- [274] Li X, Xiong H, Li X, Wu X, Zhang X, Liu J, et al. Interpretable deep learning: Interpretation, interpretability, trustworthiness, and beyond. *Knowledge and Information Systems*. 2022;64(12):3197-234.
- [275] Li H, Li X, Zhang Z, Hu C, Dunkin F, Ge SS. ESUAV-NI: Endogenous Security Framework for UAV Perception System Based on Neural Immunity. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2023:1-12.
- [276] Zhao PC, Huang YH, Zhang DX, Xing L, Wu HH, Gao JP. CCP-federated deep learning based on user trust chain in social IoV. *Wireless Networks*. 2023;29(4):1555-66.
- [277] Chen G, Wang P, Feng B, Li Y, Liu D. The framework design of smart factory in discrete manufacturing industry based on cyber-physical system. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. 2020;33(1):79-101.
- [278] Moeuf A, Pellerin R, Lamouri S, Tamayo-Giraldo S, Barbaray R. The industrial management of SMEs in the era of Industry 4.0. *International journal of production research*. 2018;56(3):1118-36.
- [279] Zhou J. Intelligent Manufacturing——Main Direction of 'Made in China 2025'. *China Mechanical Engineering*. 2015;26(17):2273.
- [280] Jiang P, Leng J, Ding K, Gu P, Koren Y. Social manufacturing as a sustainable paradigm for mass individualization. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*. 2016;230(10):1961-8.
- [281] Cochran DS, Foley JT, Bi Z. Use of the manufacturing system design decomposition for comparative analysis and effective design of production systems. *International Journal of Production Research*. 2017;55(3):870-90.
- [282] Sharma A, Kosasih E, Zhang J, Brintrup A, Calinescu A. Digital twins: State of the art theory and practice, challenges, and open research questions. *Journal of Industrial Information Integration*. 2022:100383.
- [283] Wang P, Luo M. A digital twin-based big data virtual and real fusion learning reference framework supported by industrial internet towards smart manufacturing. *Journal of manufacturing systems*. 2021;58:16-32.
- [284] Li X, Wen J. System identification and data fusion for on-line adaptive energy forecasting in virtual and real commercial buildings. *Energy and Buildings*. 2016;129:227-37.
- [285] Yuan J, Feng Z, Dong D, Meng X, Meng J, Kong D. Research on multimodal perceptual navigational virtual and real fusion intelligent experiment equipment and algorithm. *IEEE Access*. 2020;8:43375-90.
- [286] Shen X, Ge Z, Gao Q, Sun H, Tang X, Cai Q. A point cloud registration algorithm for the fusion of virtual and real maintainability test prototypes. In: *2022 3rd International Conference on Computing, Networks and Internet of Things (CNIOT)*. IEEE; 2022. p. 34-40.
- [287] Wu Z, Chang Y, Li Q, Cai R. A Novel Method for Tunnel Digital Twin Construction and Virtual-Real Fusion Application. *Electronics*. 2022;11(9):1413.
- [288] Thompson E, Cosmelli D. Brain in a vat or body in a world? Brainbound versus enactive views of experience. *Philosophical topics*. 2011:163-80.
- [289] Zhang C, Yang Z, He X, Deng L. Multimodal intelligence: Representation learning, information fusion, and applications. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*. 2020;14(3):478-93.
- [290] Han J, Zhang Z, Ren Z, Schuller B. EmoBed: Strengthening monomodal emotion recognition via training with crossmodal emotion embeddings. *IEEE Transactions on Affective Computing*. 2019;12(3):553-64.
- [291] Chaturvedi I, Satapathy R, Cavallari S, Cambria E. Fuzzy commonsense reasoning for multimodal sentiment analysis. *Pattern Recognition Letters*. 2019;125:264-70.
- [292] Chen Y, Li C, Wang H. Big Data and Predictive Analytics for Business Intelligence: A Bibliographic Study (2000–2021). *Forecasting*. 2022;4(4):767-86.
- [293] Bargiela A, Pedrycz W. Granular computing. In: *HANDBOOK ON COMPUTER LEARNING AND INTELLIGENCE: Volume 2: Deep Learning, Intelligent Control and Evolutionary Computation*. World Scientific; 2022. p. 97-132.
- [294] Chen J, Sun J, Wang G. From unmanned systems to autonomous intelligent systems. *Engineering*. 2022;12:16-9.