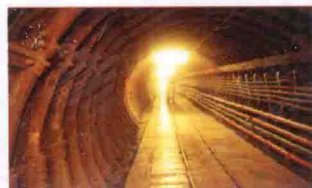


本书获安徽省自然科学基金(编号: 1408085QE94)资助

基于动态数据驱动的 煤矿瓦斯灾害预测技术研究

孙克雷 ◎ 著

Research on Gas Disaster Prediction
Technology Base on Dynamic Data Driven



西安电子科技大学出版社
<http://www.xduph.com>

本书获安徽省自然科学基金(编号:1408085QE94)资助

基于动态数据驱动的煤矿 瓦斯灾害预测技术研究

Research on Gas Disaster Prediction Technology
Base on Dynamic Data Driven

孙克雷 编著

西安电子科技大学出版社

内 容 简 介

本书提出了一种基于自相关分析方法与灰插值理论相结合的插值算法,为监测数据预处理提供了支持;针对井下多传感器监测数据的冗余性和矛盾性,提出了一种改进的分批估计方法进行融合处理,以提高瓦斯监测的准确性;构建了一种基于 GMAR 模型的在线瓦斯异常检测算法,可以检测短时间内瓦斯状态的异常突变;在上述成果的基础上,研究了基于决策融合技术的井下瓦斯危险性预测与评价模型,从而为井下瓦斯状态预测提供了决策支持。

本书适合于高等院校计算机专业和安全工程专业的高年级本科生、研究生、教师以及相关领域的科研工作者使用。

图书在版编目(CIP)数据

基于动态数据驱动的煤矿瓦斯灾害预测技术研究/孙克雷著.

—西安:西安电子科技大学出版社,2017.3

ISBN 978-7-5606-4394-6

I. ①基… II. ①孙… III. ①煤矿·瓦斯预测—研究 IV. ①TD712

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2017)第 000224 号

策 划 邵汉平

责任编辑 张 玮

出版发行 西安电子科技大学出版社(西安市太白南路2号)

电 话 (029)88242885 88201467 邮 编 710071

网 址 www.xduph.com 电子邮箱 xdupfxb001@163.com

经 销 新华书店

印刷单位 陕西华沐印刷科技有限责任公司

版 次 2017年3月第1版 2017年3月第1次印刷

开 本 710毫米×1000毫米 1/16 印 张 8.75

字 数 153千字

印 数 1~1000册

定 价 25.00元

ISBN 978-7-5606-4394-6/TD

XDUP 4686001-1

*** 如有印装问题可调换 ***

本社图书封面为激光防伪覆膜,谨防盗版。

—— 前 言 ——

煤炭是我国国民经济发展的重要支柱,随着经济发展对能源需求的增加,我国煤炭总产量逐年上升,与此同时,煤矿安全事故也频繁发生,并且事故发生率居高不下。安全是煤矿生产的重中之重,同其他国家相比,我国煤矿事故死亡人数是其他主要产煤国家死亡人数总和的4倍以上,煤矿安全生产形势仍然十分严峻。

长期以来,瓦斯灾害一直是影响我国煤矿安全的最严重灾害之一。煤矿瓦斯是一个包含多因素的动态系统,在井下采掘的过程中会受到煤层赋存条件、瓦斯地质条件和开采技术条件等诸多因素的影响,给瓦斯灾害的预测和防治带来了极大的困难。但是瓦斯灾害同其他客观事物一样,有一个从量变到质变的过程,在灾害发生之前会出现一定的征兆。因此只要对影响瓦斯变化的各种因素深入分析处理,掌握瓦斯灾害的产生、发展和突变的规律,及时采取适当的措施,就能降低灾害带来的损失,甚至避免灾害的发生。本书依托信息融合技术和非线性理论,深入研究煤矿监测系统中采集的各种监测参数信息,挖掘井下环境危险性与各种监测指标之间的潜在关系,在此基础上提出了瓦斯安全状态的预测模型。

本书第1章介绍了信息融合技术的基本概念、融合结构和层次,分析了多传感器信息融合技术的优点,研究了与后续瓦斯预测相关的数据级融合和决策级融合技术,对其相关理论和算法做了详细介绍。第2章介绍了我国煤矿所面临的严峻安全形势,明确了进行瓦斯预测技术研究的意义,分析了瓦斯灾害的类型与危害,阐述了当前国内外瓦斯预测技术的研究现状。第3章研究了瓦斯监测数据的预处理技术。瓦斯监测数据预处理主要是指瓦斯缺失数据的填充,根据瓦斯缺失数据的特性提出了一种基于自相关分析与灰插值相结合的自相关灰插值算法,通过仿真实验验证了该算法的有效性。第4章研究了同类多传感器瓦斯监测数据的数据级融合。综合多传感器的监测结果是提高监测准确性的一种方法,针对多传感器采集的同一参数监测数据,提出了一种基于改进分批估计算法的多传感器融合方法,实验结果表明改进的分批估计融合算法更准确

可靠。第5章分析了目前常用的几种异常检测方法的缺点与不足,提出了一种基于GMAR模型的实时瓦斯异常检测方法。GMAR模型以煤矿瓦斯监控系统所采集的瓦斯数据为基础,利用灰色预测模型预测下一时刻的监测值,将预测值与参考滑动窗口之间的残差比作为决策函数。应用结果表明,对于异常数据该模型能够较为明显地检测出异常特征;而对于正常数据,模型也能较好地反映其非异常性。第6章研究了基于决策融合技术的井下环境危险性预测与评价,首先对影响井下瓦斯安全的瓦斯监测参数进行特征提取,分别应用灰色关联分析、动态模糊评价和模糊神经网络方法对井下环境危险等级进行判断和决策。灰色关联分析和动态模糊评价首先需要建立安全评价的等级标准,根据被测样本与标准等级样本的“距离”判断该样本的安全等级,可以完成孤立样本的安全评价;模糊神经网络方法以先验样本为基础进行模糊神经网络的训练,利用训练的网络评价被测样本的安全等级,并且以自身或相近条件的矿井数据为参考对象,因此具有较高的准确性。第7章以灰色理论为基础,结合含瓦斯煤样破坏失稳过程中的声发射特征,建立了以声发射特征为基础数据的含瓦斯煤样破坏失稳的灰色-突变判断模型,并验证了算法的有效性。第8章总结了本书完成的所有工作,并对本书研究的下一步工作进行了展望。

本书由安徽理工大学的孙克雷撰稿完成,其内容是作者在煤矿灾害预测领域的研究成果,研究期间得到了许多专家学者的帮助。首先感谢中国矿业大学(北京)张瑞新教授的指导。本书在撰写过程中还得到了中国矿业大学(北京)王忠强教授,安徽理工大学陆奎教授、周华平教授、吴观茂副教授以及阜阳师范学院孙刚副教授等的帮助,在此致以谢意。

由于作者水平有限,书中难免有不足之处,敬请读者批评指正。

编 者

2016年9月

目 录

第 1 章 理论基础	1
1.1 信息融合	1
1.1.1 信息融合的层次模型	2
1.1.2 信息融合的体系结构	4
1.1.3 信息融合的功能模型	6
1.1.4 典型的信息融合算法	8
1.1.5 比较分析	12
1.2 非线性理论	12
1.2.1 模糊理论	13
1.2.2 神经网络	15
1.2.3 支持向量机	16
1.2.4 混沌理论	20
1.3 本章小结	22
第 2 章 煤矿瓦斯灾害预测技术研究现状	23
2.1 研究背景及意义	23
2.1.1 研究背景	23
2.1.2 研究意义	27
2.2 煤矿瓦斯灾害的分类及其危害	27
2.2.1 瓦斯灾害的分类	28
2.2.2 矿井瓦斯的危害	30
2.3 国内技术研究现状	31
2.3.1 瓦斯预测技术研究现状	31
2.3.2 煤与瓦斯突出预测技术研究现状	33
2.3.3 煤与瓦斯突出预测技术的新发展	37
2.4 组织结构	38
2.5 本章小结	39
第 3 章 瓦斯数据预处理算法研究	40
3.1 煤矿瓦斯信息监测技术研究	41
3.1.1 瓦斯检测技术分类	41
3.1.2 几种检测技术应用对比	43

3.2 常用缺失数据处理方法	44
3.3 基于自相关灰插值算法的缺失瓦斯数据处理	45
3.3.1 自相关分析	45
3.3.2 灰插值模型	46
3.3.3 插值组合系数优化	47
3.4 实例分析	48
3.5 本章小结	49
第4章 多源瓦斯监测数据融合研究	51
4.1 多传感器加权融合算法	51
4.2 分批估计融合算法	53
4.3 改进的分批估计融合算法	56
4.4 实例分析	58
4.5 本章小结	61
第5章 基于GMAR模型的实时瓦斯信息异常检测研究	62
5.1 异常检测方法	64
5.1.1 静态检测方法	64
5.1.2 动态检测方法	66
5.2 GMAR异常检测算法	70
5.2.1 灰色预测建立	71
5.2.2 自回归AR模型拟合	72
5.2.3 GMAR检测函数	74
5.3 实例分析	77
5.3.1 正常状态下GMAR异常检测	77
5.3.2 瓦斯突出前GMAR异常检测	83
5.4 本章小结	85
第6章 基于决策融合技术的井下瓦斯安全预测研究	86
6.1 基于灰色关联分析的瓦斯安全决策研究	86
6.1.1 灰色关联分析的数学原理	87
6.1.2 基于灰关联分析的井下瓦斯安全决策模型	88
6.1.3 基于灰关联的井下瓦斯安全决策模型的应用	91
6.2 基于动态模糊理论的瓦斯安全决策研究	94
6.2.1 动态模糊评价方法	95
6.2.2 动态模糊评价模型在井下瓦斯安全决策中的应用	98
6.3 基于模糊神经网络的瓦斯安全决策研究	102
6.3.1 模糊神经网络	103
6.3.2 井下瓦斯安全决策的模糊神经网络设计	106
6.3.3 基于模糊神经网络的井下瓦斯安全决策模型的应用	108

6.4 本章小结.....	109
第7章 基于声发射特性的突出预测研究	111
7.1 声发射信号特征参数和常用处理方法.....	111
7.2 煤层工作面噪声分析.....	112
7.3 基于改进突变理论的声发射预测模型.....	113
7.3.1 基于 GM(1, 1)的含瓦斯煤体分析模型	113
7.3.2 突变理论.....	114
7.3.3 基于改进突变理论的煤与瓦斯突出预测模型.....	116
7.4 实例分析.....	117
7.5 本章小结.....	118
第8章 结束语	119
8.1 主要工作与创新.....	119
8.2 进一步研究方向.....	120
参考文献	122

第1章 理论基础

1.1 信息融合

信息融合(Information Fusion)的概念是20世纪70年代提出来的,最先应用于军事领域。事实上人类和其他动物对客观事物的认知过程就是一个信息融合的过程,在这个过程中,人或动物本能地将各种功能器官所探测的信息依据某种未知的规则进行综合处理,从而得到对客观对象统一的认识和理解。信息融合是使用机器对人脑综合处理复杂问题的一种功能模拟,通过对各种传感器观测信息的合理支配与使用,将在空间和时间上互补、冗余及矛盾的信息依据某种优化准则组合起来,产生对观测环境的一致性解释和描述。这里所指的传感器不仅包括物理意义上的各种传感器系统,也包括与观测环境匹配的各种信息获取系统。

信息融合的数学本质是多元变量决策,它属于应用基础学科范畴,建立在许多基础学科之上,又反过来推动基础学科的进展;应用于许多研究领域,又反过来推动这些研究领域的进展。可以说,信息融合是在需求的推动下,依据现有的理论和方法在应用中逐渐发展起来的。信息融合的研究最初源于20世纪80年代初期的军事应用,在90年代后期逐渐发展壮大并延伸到民用领域。1995年IEEE召开了首届多传感器融合和集成国际会议,从1998年起成为每年召开一届的固定国际会议,1999年成立国际信息融合学会,2000年开始出版信息融合杂志,此外,还有其他专门的信息融合会议和国际期刊发表信息融合研究与应用的进展^[1-3]。

信息融合的应用范围非常广泛,各行各业都按自己的理解给出了不同的定义,因此,虽然对信息融合的研究已有30多年的历史,至今仍然没有一个被普遍接受的定义。目前最流行的定义是由Edward Waltz和James Llinas提出的:信息融合是一种多层次的、多方面的处理过程,这个过程是对多源数据进行检测、结合、相关、估计和组合,以达到精确的状态估计和身份估计,以及完整、

及时的态势评估和威胁估计^[4]。

1.1.1 信息融合的层次模型

信息融合层次是信息融合领域中经常提到的一个概念,由于考虑问题的出发点不同,融合层次有多种划分方法。普遍被接受的划分方法是依据融合任务的主体情况,将信息融合分为数据级融合、特征级融合和决策级融合三个层次。信息融合在这三个层次上完成对信息处理的过程,每个层次反映对原始观测数据不同级别的抽象。

1. 数据级融合

数据级融合是指对未经预处理的原始数据直接进行的融合,属于最低层次的融合,如图 1.1 所示。数据级融合的优点是保持了尽可能多的现场数据,提供了其他融合层次所不能提供的细微信息,具有较高的融合性能。同时,因为信息没有经过压缩,造成要处理的数据量庞大,故对数据传输带宽要求高,实时性差。此外,数据级融合易受传感器不确定性和不稳定性的影响,对数据之间的配准精度要求很高,只能处理同一观测对象的同质传感器数据。

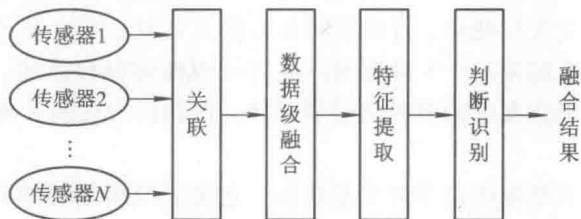


图 1.1 数据级融合

2. 特征级融合

如图 1.2 所示,在特征级融合方法中,首先在传感器原始信息的基础上抽象出各自的特征向量,然后在融合中心对获得的联合特征向量进行融合处理。特征提取实现了信息的压缩,同时又可以最大限度地保留决策所需要的相关信息。特征级融合降低了对传输带宽的要求,实时性强,但由于损失了一部分信息,造成融合性能有所下降。特征级融合具有较大的灵活性,应用范围较广。

特征级融合属于中间层次的融合,按应用类型可划分为目标特征信息融合和目标状态信息融合两大类。其中目标特征信息融合需要在融合前对特征进行关联处理,实质上就是一种模式识别问题;目标状态信息融合首先对多源数据进行配准处理,然后进行参数关联的状态估计,多用于目标跟踪领域。

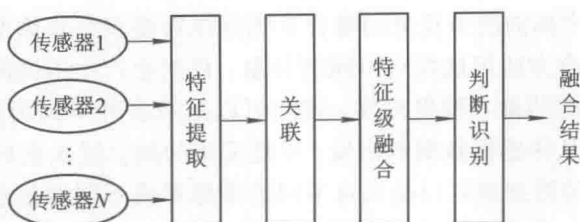


图 1.2 特征级融合

3. 决策级融合

决策级融合是一种高层次的融合,首先由每个传感器基于自身数据获得独立的身份估计,然后在融合中心对各传感器的局部决策进行融合,最终得到整个系统的决策结果,如图 1.3 所示。决策级融合必须从具体决策问题出发,仔细分析影响最终决策的各种因素,充分利用特征融合提供的各种特征信息。决策级融合的优点在于其容错性强,当某个或某些传感器出现故障时,系统经过适当的融合处理可以将影响降低到最低。此外,决策级融合对计算机的要求低,其运算量小,通信量小,实时性强,但是损失的信息量大,性能相对较差。

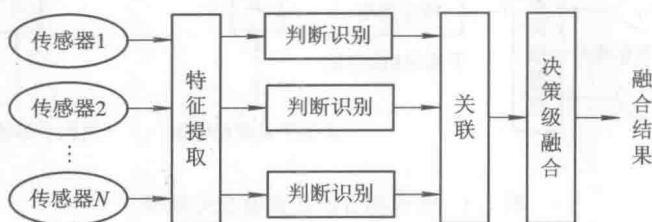


图 1.3 决策级融合

信息融合的三种层次各有优缺点,表 1.1 给出了其优缺点的对比。

表 1.1 三种融合层次优缺点的对比

	数据级融合	特征级融合	决策级融合
处理信息量	最大	中等	最小
信息量损失	最小	中等	最大
抗干扰性能	最差	中等	最好
容错性能	最差	中等	最好
算法难度	最难	中等	最易
融合前处理	最小	中等	最大
融合性能	最好	中等	最差
传感器类型	同类	无要求	无要求

实际上,一个面向决策任务的融合系统往往需要多个具体的融合步骤,各个步骤采用的融合方法可能面对不同的对象,自然会产生不同的组合形式。如果从信息融合协同的输入数据出发,实际可以采取多种不同形式的融合层次。图 1.4 就是一个从传感器数据源出发,可能采用的融合层次前后关系的说明示例。数据级融合的数据源可以是来自不同的传感器或不同的信息源,图中仅给出了两组传感器,数据级融合的结果还是数据,可以通过算法进行提取特征;特征级融合的输入特征可能来自不同数据级融合的结果,也可能是由其他信息源直接提供的特征,特征层输出可以直接形成相应的局部决策;决策级融合的输入为多种局部决策,输出的结果是获得的融合决策。

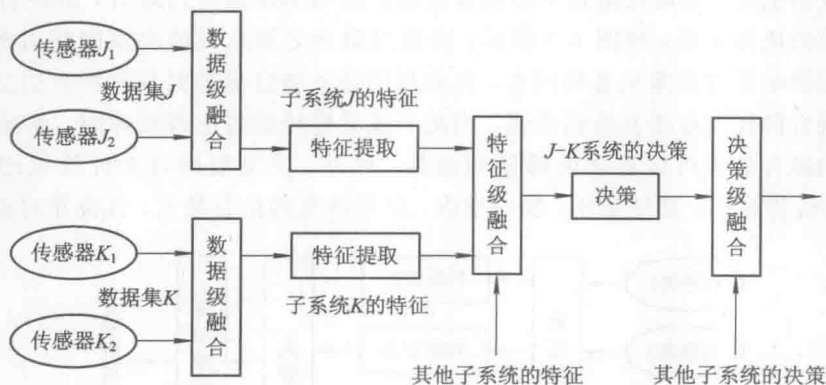


图 1.4 多级融合的信息融合关系图

1.1.2 信息融合的体系结构

体系结构是指系统的各组成单元以及它们之间的关系,各单元的组合作可以使系统完成独立单元所不能完成的功能。因此,系统地探讨信息融合系统的结构形式对实际融合应用系统的规划与设计显得非常必要。常见的信息融合的结构模型有中心型结构、分布型结构和混合型结构^[5, 6]。

1. 中心型结构

在中心型结构中,各传感器仅起到数据采集的作用,并不对数据进行预处理,直接将所采集的数据传送到融合中心统一处理得到融合估计结果。这种结构的特点是信息损失量小,融合精度高,同时它对系统的通信带宽要求高,融合中心计算负担重,一般仅适用于小规模系统,其结构见图 1.5。

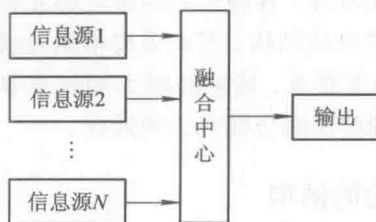


图 1.5 中心型信息融合结构模型

2. 分布型结构

分布型结构中各传感器完成本身信息的处理，从观测数据中提取特征向量，并将特征向量传送到融合中心，在融合中心形成全局估计。相对于集中型结构，分布型结构具有造价低、融合中心计算量小、通信信道压力轻等特点，但是在特征提取过程中会损失部分信息，融合精度低于集中型，其结构见图 1.6。

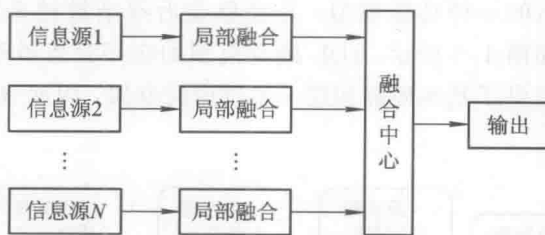


图 1.6 分布型信息融合结构模型

3. 混合型结构

混合型结构兼有中心型和分布型两种结构的优点，既可数据融合也可特征融合，各传感器信息可重复利用，但在通信和计算上要付出较高的代价。此类系统在结构上更具有灵活性，具有上述两种结构难以比拟的优势，因此在实际应用中一般都采用混合型结构，其结构见图 1.7。

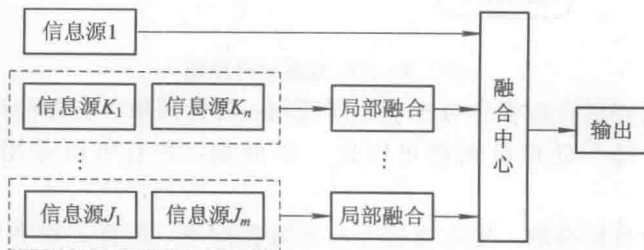


图 1.7 混合型信息融合结构模型

对于一个特定的应用环境,各种影响因素之间互相作用,不可能存在对任何一个应用都达到最优要求的结构,因此需要根据系统的具体情况,综合考虑计算资源、通信带宽、精度要求、传感器能力和成本等多方面因素,合理地选择其设计结构,使系统的整体融合性能达到最佳。

1.1.3 信息融合的功能模型

近二十年来,基于不同的应用领域出现了多种不同观点的信息融合模型。其中,影响范围较大的有 JDL 模型^[5]、Dasarathy 提出的 I/O 功能模型^[7]、S. D. E. Elisa 提出的扩展 OODA 模型^[8],以及 B. Mark 提出的 Omnibus 处理模型等^[9]。本书主要介绍其中最具代表性的两种模型:JDL 模型和 Dasarathy 模型。

1. JDL 模型

JDL 模型是由美国国防部三军实验室理事联席会(JDL)下属的数据融合小组(DFS)最先提出的一种功能模型,几经修改后逐渐被越来越多的系统所采用,其融合模型如图 1.8 所示。JDL 融合模型的应用背景虽然面向军事领域,但它为信息融合提供了基本理解和进一步讨论的框架,因而也普遍适用于其他多种应用领域。

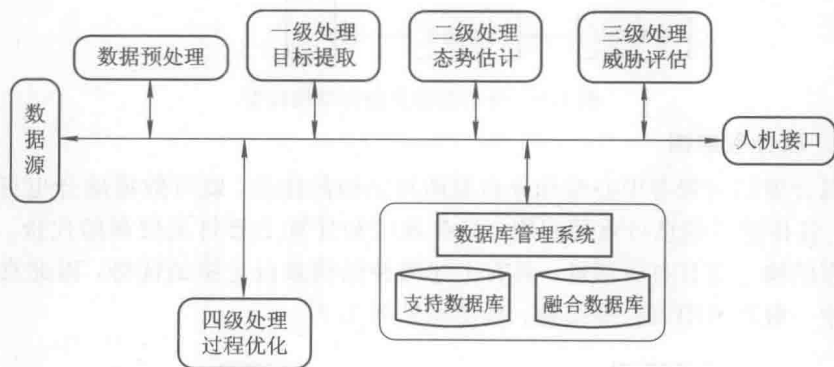


图 1.8 JDL 数据融合模型

JDL 模型将融合过程分为四个处理级别:目标提取、态势估计、威胁评估和过程优化,每个处理级别都可以进一步分割,并且可以采用不同的方法实现。

第一级为目标提取,其处理过程包括数据配准、位置关联和参数估计等。目标提取通过综合多传感器的信息获得目标状态的精确表示,为更高级别的融

合过程提供辅助决策信息。该级别的信息处理一般采用数据计算方法,其中位置估计通常以最优估计技术为基础;而身份估计一般采用模式识别技术。

第二级处理包括态势提取、态势分析和态势预测,统称为态势估计。态势提取是从大量不完全数据集合中构造出态势的一般表示;态势分析包括实体合并、协同推理、协同关系分析与实体之间关系的分析;态势预测根据对观测数据和周围环境的相关分析,形成有关事件态势的预测和推理。

第三级处理是威胁评估,包括综合环境判断、威胁等级判断及辅助决策。威胁评估根据当前态势映射评估参与者预测或设想行为的影响。威胁评估的信息流总是跨越不同的层次来进行融合处理,并且在不同的层次上进行控制,这就要求威胁评估的分析处理对跨级的控制有较敏感的操作。

过程优化通常被认为是融合处理的第四级,它是一个更高级的处理阶段。过程优化利用已建立的优化指标对融合过程实时监控,从而实现资源的最优部署,提高融合系统的性能。目前,过程优化的研究主要集中在,如何在有限的系统资源内对有限制条件的特定任务进行建模和优化。

此外,JDL模型通过人机接口实现人机交互,一方面把人引入到融合系统中,充分发挥其高智能的指挥、决策和评价等作用,使人成为了信息融合系统的重要组成部分。另一方面,提供易于理解的融合结果和决策支持是信息融合系统的目的,人作为融合系统服务的对象,是整个信息融合过程中信息流向的最终归宿。

2. Dasarathy 模型

Dasarathy模型是以信息功能处理为线索,根据融合任务加以构建的信息融合模型,可以有效地描述各个级别的融合行为。Dasarathy认为融合单元的输入和输出可能发生在数据层、特征层和决策层的同一层或不同层之间,从而形成了五种不同形式的输入-输出关系对,如图1.9所示。

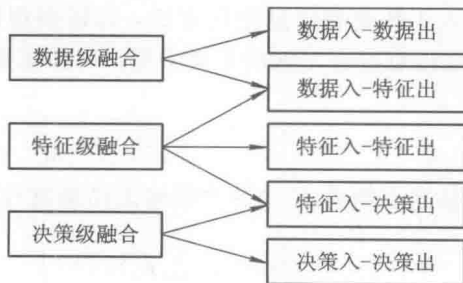


图 1.9 Dasarathy 融合模型

(1) 数据入-数据出(DAI-DAO, Data In-Data Out)属于数据级融合,位于融合系统的最底层。该层融合要求融合数据之间的配准精度高,表示的是同一观测对象的信息特征,涉及的处理技术为主分量分析和频率变换等信息处理技术。

(2) 数据入-特征出(DAI-FEO, Data In-Feature Out)就是所谓的特征提取,常用做第一级处理。该层的融合输入为不同传感器提供的同质或异质数据,融合输出为反映观测对象或环境的特征向量。

(3) 特征入-特征出(FEI-FEO, Feature In-Feature Out)是一种特征级融合,其输入数据可以是定性(启发式逻辑过程)或定量的(特征空间),经过选择处理或相互复合,提炼出更高层意义的高级特征。

(4) 特征入-决策出(FEI-DEO, Feature In-Decision Out)是常见的融合形式,主要包括模式识别和模式处理,其输入的特征是以向量形式表示的几何特征,而输出是以符号形式表示的决策。

(5) 决策入-决策出(DEI-DEO, Decision In-Decision Out)是最直观的一种融合形式,位于融合系统的最上层。首先由每个传感器基于自身数据获得独立的身份估计,然后在融合中心对各传感器的局部决策进行融合,最终形成整个系统的决策。

JDL 模型是以信息过程处理为线索; Dasarathy 模型是以信息功能处理为线索。在不同的应用领域,还涌现出了其他一些结构不同的融合模型,其基本思想都是基于分层设计,将具有复杂功能的系统化简为相对简单的子模块。

1.1.4 典型的信息融合算法

信息融合作为一种多变量决策技术,实际上是新技术与传统学科的集成与应用。传统的估计理论和识别算法奠定了信息融合的理论基础。同时,近年来出现的一些新的基于人工智能和信息论的方法,如证据理论、模糊理论、神经网络等,已经成为推动信息融合发展的重要力量。下面简要介绍几种比较典型的信息融合算法。

1. 加权平均

加权平均融合方法是对所有 K 个分类的输出结果进行加权处理^[10, 11], 即

$$q(x) = \operatorname{argmax}_{j=1}^N \left(\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \omega_i y_{ij}(x) \right) \quad (1.1)$$

其中, N 是类数, $y_{ij}(x)$ 表示第 i 个分类器将输入 x 划分到第 j 类的输出信任度, 权值 $\omega_i (i=1, 2, \dots, K)$ 由不同分类器在训练集上误差的最小化导出。第 i

个分类器的输出为

$$y_i(x) = d(x) + \epsilon_i(x) \quad (1.2)$$

其中, $d(x)$ 表示希望的真输出, $\epsilon_i(x)$ 表示误差。第 i 个决策的均方误差可以表示为

$$e_i = E\{[y_i(x) - d(x)]^2\} = E[\epsilon_i^2] \quad (1.3)$$

如果 ω_i 是指定到 i 个决策的权值, 则满足所有权值之和为 1 输出权值的组合表示为

$$y(x) = \sum_{i=1}^K \omega_i y_i(x) = d(x) + \sum_{i=1}^K \omega_i \epsilon_i(x) \quad (1.4)$$

设 C 为表示不同局部决策之间误差的相关矩阵, 由下列表示的元素构成:

$$c_{ij} = E[\epsilon_i(x)\epsilon_j(x)] \quad (1.5)$$

其中, M 是整个样本的数目。整个误差可以确定为

$$e = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_i \omega_j c_{ij} \quad (1.6)$$

极小化误差 e 获得最佳权值, 当所有权值之和为 1 时, ω_i 解为

$$\omega_i = \frac{\sum_{j=1}^K (C^{-1})_{ij}}{\sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^K (C^{-1})_{kj}} \quad (1.7)$$

加权平均融合方法的缺点在于矩阵 C 的逆可能不稳定。

要求 $\omega_i \geq 0, \forall i=1, \dots, K$, 进一步限制权值。由极小化误差函数可以确定权值:

$$e = \sum_i \omega_i e_i + \sum_{i,j} \omega_j c_{ij} \bar{\omega}_i - \sum_i \omega_i c_{ij} + \lambda \sum_{i=1}^K \omega_i^2 \quad (1.8)$$

其中最后一项是正则项, λ 是正则化系数。加权平均方法克服了对不满意分类器输出简单平均的弱点, 但基础分类器中间的共线性有时会破坏这个方法的稳健性。

2. 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波是 R. E. Kalman^[12] 于 1960 年提出的一种从被提取的观测量中通过算法估计出所需要信息的一种滤波算法, 其基本原理是通过递推迭代计算, 提供一种线性无偏的最佳估计。卡尔曼滤波将现代控制理论中状态空间的概念引入到信息融合中, 用状态方程来描述观测系统, 只需当前测量值和前一采样周期的预测值就可以进行状态估计^[13, 14]。

一个不考虑控制作用的随机线性离散系统的状态方程可以表示为