

异质影像融合研究现状及趋势

石强¹ 张斌^{1,2} 陈喆¹ 时公涛³ 陈东³ 秦前清¹

摘要 成像机理上的差异导致了异质影像数据之间存在着本质区别,这使得其在像素级融合存在很大困难,因此异质影像融合主要集中于特征级和决策级. 本文从信息融合的基本原理出发,详细论述了异质影像融合结构、特征级融合算法、决策级融合算法的研究现状. 同时,深入分析了异质影像融合中存在的问题,并指出了未来的发展方向.

关键词 图像融合, 异质影像, 特征层融合, 决策层融合

引用格式 石强, 张斌, 陈喆, 时公涛, 陈东, 秦前清. 异质影像融合研究现状及趋势. 自动化学报, 2014, 40(3): 385–396

DOI 10.3724/SP.J.1004.2014.00385

Fusion Techniques for Heterogeneous Images: a Survey

SHI Qiang¹ ZHANG Bin^{1,2} CHEN Zhe¹ SHI Gong-Tao³ CHEN Dong³ QIN Qian-Qing¹

Abstract The diversity in the imaging mechanism leads to the essential difference between heterogeneous images. This makes it very difficult to fuse heterogeneity images at pixel levels. So the fusion methods mainly focus on feature and decision levels. Based on the principles of multisource information fusion, this paper describes the research status of image fusion structure, feature level fusion algorithm and decision level fusion algorithm in details. Meanwhile, in-depth analysis of the problems existing in heterogeneous image fusion is presented. Finally, we suggest the future research directions for heterogeneous image fusion.

Key words Heterogeneous image, image fusion, feature level fusion, decision level fusion

Citation Shi Qiang, Zhang Bin, Chen Zhe, Shi Gong-Tao, Chen Dong, Qin Qian-Qing. Fusion techniques for heterogeneous image: a survey. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(3): 385–396

随着遥感技术的发展,各种星载、机载传感器能够为战场监测提供各种级别、各种分辨率和各种波段的遥感影像. 如何通过多种影像信息对目标的解译,获取高可靠性、高确定性的目标情报信息,是一个迫切需要解决的问题. 信息融合技术的发展为解决这个问题提供了有效的途径.

信息融合是把来自多个传感器和信息源的数据加以联合、相关和组合,进而获取精确的位置估计和身份估计的信息处理过程^[1]. 多源信息融合技术不

仅能够对单个信息进行有效分析、提炼,而且还能够利用多源信息的冗余和互补特性,减少信息的不确定性和模糊性,保证了系统可靠性与鲁棒性.

图像融合^[2–7]作为信息融合的一个重要的分支,已经得到研究人员的广泛关注. 图像融合不是简单地叠加,它产生的是新的蕴涵有更多价值信息的影像. 融合的影像,可为同质影像,也可为异质影像;前者获取的影像具有相同的性质,而后者则具有更大的互补性. 因此异质影像融合意义更为明显.

1 异质影像融合结构

1.1 信息融合的基本原理

信息融合的功能在人和动物身上得到了充分体现. 例如人体将各个器官(眼、耳、鼻、皮肤)收集到的各种信息组合起来,通过先验知识对周围环境作出判断,并采取相应的行动;响尾蛇通过热眼和光眼感知周围目标与环境,通过 6 种方式对这两类信息进行融合,最终判定目标是否为可捕捉目标^[8]. 这反映了信息融合的基本过程,即首先将各种信息或数据转换成对环境的有价值的解释,并构建适合于解释组合信息含义的知识库,再采用某种融合机制,实现对复杂环境的感知. 信息融合系统就是模仿人脑

收稿日期 2012-12-09 录用日期 2013-10-08
Manuscript received December 9, 2012; accepted October 8, 2013

国家高技术研究发展计划(863 计划)(2012AA12A305),国家自然科学基金(61101213, 61040043, 41101425),中央高校基本科研业务费专项基金(2012619020214)资助

Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2012AA12A305), National Natural Science Foundation of China (61101213, 61040043, 41101425), and Fundamental Research Funds for the Central Universities (2012619020214)

1. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室 武汉 430079 2. 中国地质大学公共管理学院 武汉 430074 3. 空军装备研究院情报所 北京 100085

1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079 2. School of Public Administration, China University of Geosciences, Wuhan 430074 3. The Tenth Laboratory of Intelligence Institute, Academy of Air Force's Equipment, Beijing 100085

综合处理复杂问题的过程,将各种实时或非实时、突变或渐变、模糊或准确以及相似或矛盾等不同特征的多传感器信息进行合理支配和使用,根据某种准则来组合这些在空间或时间上的冗余或互补信息,以获得对被观测对象的一致性描述。

1.2 信息融合功能模型

基于信息融合的基本原理,依据对输入信息的抽象以及融合输出结果的不同,人们先后提出了多种融合功能模型,包括三级融合模型^[9]、JDL (Joint directors of laboratories) 模型^[10-11]、Dasarathy 模型^[12-13]等。其中,三级融合模型按照数据抽象的层次,将信息融合分为数据层融合、特征层融合及决策层融合;JDL 模型作为应用最广泛的信息融合模型,是美国 JDL/DFS (Data fusion subpanel) 根据信息融合输出结果对融合功能层次所进行的分类,包括位置估计与目标身份识别、态势评估、威胁估计,然而它并没有关注融合处理过程;Dasarathy 从软件工程的视角分析,提出了一个五级融合模型,包括了“数据入-数据出”、“数据入-特征出”、“特征入-特征出”、“特征入-决策出”、“决策入-决策出”,其特点是可构建灵活地信息融合系统结构,对实际应用研究具有指导意义。

1.3 异质影像融合结构

异质影像成像机理的差异造成了影像数据之间的不可比性,使得像素级(数据级)融合非常困难。特征级和决策级融合成为异质影像融合研究的重点。同时考虑到 Dasarathy 模型的灵活性和异质影像融合自身的复杂性,研究者提出了混合融合结构。因此,本文重点讨论的异质影像融合结构,主要包括:特征级融合结构、决策级融合结构以及混合融合结构。

特征级融合可分为目标状态信息融合和目标特性信息融合^[1,8]。特征级目标状态融合主要用于目标状态跟踪,融合处理主要实现参数相关和状态矢量估计^[14],主要涉及到的多源信息包括各种情报雷达、跟踪红外等非成像信源。特征级目标特性融合就是特征层次的联合目标识别,具体融合方法与模式识别技术紧密相关,只是融合模式识别所使用的特征是联合特征^[15],所涉及的多源信息包括了各种情报雷达等非成像信源以及合成孔径雷达、红外影像、多/高光谱影像、可见光影像等成像信源。鉴于本文主要讨论异质影像融合,因此这里所涉及的特征级融合是特征级的目标特性融合,其融合结构如图 1 所示。特征级融合^[16]不仅可以提高从单一传感器影像特征提取特征的概率和准确度,而且还可以获得某些有用的复合特征。

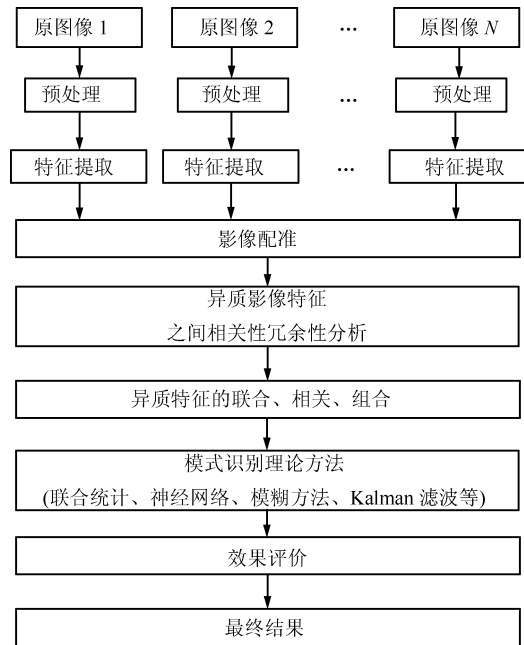


图 1 特征级目标特性融合结构

Fig. 1 The feature level fusion structure of object character

决策级融合^[17]是指对每个影像的特征信息进行分类、识别等处理,形成相应结果后,进行进一步的融合过程,最终的决策结果是全局最优决策,其融合结构如图 2 所示。决策级融合具有数据量少、容错性高、对信源的依赖性和要求降低、分析能力强等优点。其缺点是,要求各传感器信息相互独立,否则决策级融合的分类性能可能低于特征级融合。

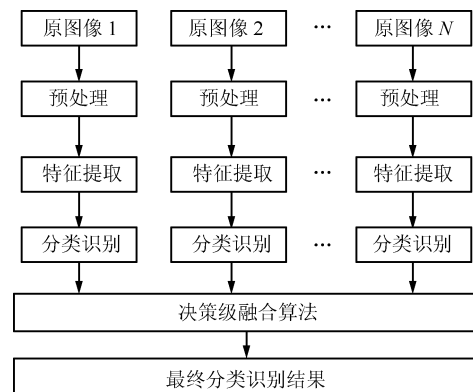


图 2 用于目标分类识别的决策级融合结构

Fig. 2 The decision level fusion structure for object classification and recognition

混合融合结构^[18-19]主要是从系统角度出发,考虑各个层次之间的互联和反馈,将像素级、特征级及决策级融合综合起来,极大地提高融合系统的性能,其融合结构如图 3 所示。单层次信息融合的处理极易受到信息丢失、信息不完整、信息不确定性等

因素的影响, 导致了融合系统较差的鲁棒性; 混合结构综合考虑了决策级、特征级、像素级三个层次信息融合处理结果, 因而具有更强的鲁棒性和更高的灵活性。

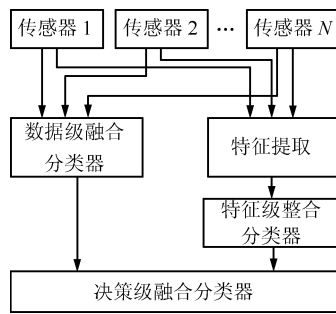


图3 用于分类识别的混合融合结构

Fig. 3 The hybrid fusion structure for classification and recognition

特征级和决策级融合结构在实际应用较多, 而复杂的混合融合结构则较少应用。以上三种融合结构均未考虑反馈机制, 将影像融合评价指标作为指导融合的反馈信息, 对融合过程进行控制可以得到更理想的融合结果^[1]。以上融合结构均涉及特征级、决策级融合算法, 因此, 下面具体讨论异质影像特征级和决策级融合算法。

2 异质影像特征层融合方法

由异质影像特征级融合结构可知: 经过噪声去除、影像配准等预处理以及特征提取等过程, 可从单一传感器中获得目标的识别特征; 再次, 经过异质影像特征之间的联合、相关、组合等融合步骤, 可获得稳健的目标融合特征; 最后, 利用融合特征完成目标的分类识别任务, 最终获得准确可靠的分类识别结果。

特征级融合算法大致分为简单特征组合、特征选择以及特征变换三类^[22]。简单特征组合是将原始的异质影像特征, 用串行或者并行的方法组合在一

起, 构成新的特征向量, 可分为串行和并行融合方法。特征选择是从新组合的特征向量中, 对应的每一维数据中都选择对分类最优的数据, 最后把选择出来的数据组成新的特征, 常用的方法有遗传算法、人工神经网络等。特征变换的融合方法是指将所有特征向量, 用特定的数学方法变换为一种新的表达方式, 常用的方法有模糊逻辑、D-S 证据理论等。三者之间的比较见表 1。

2.1 基于简单特征组合的融合方法

2.1.1 串行融合方法

假设任意样本 ζ 的两个特征矢量为 $\alpha \in A$, $\beta \in B$, A, B 分别是两个特征空间, 那么 ζ 样本的串行组合特征为 $\gamma = (\alpha, \beta)^T$, 显然, 如果特征矢量 α, β 的维数分别是 m, n , 那么串行组合特征 γ 的维数为 $(m + n)$ 。这种特征矢量串行融合方法, 虽然在很多情况下能够有效提高识别率, 但其缺点也是明显的。首先, 组合特征维数的急剧增加, 使得组合后特征抽取及识别效率大幅度降低; 其次, 不同的特征向量在串联前需要进行归一化或者加权处理^[20], 这不可避免地会用到优化算法, 会降低融合系统的识别速度。

2.1.2 并行融合方法

并行融合算法就是利用复向量将同一样本的两个特征矢量合并在一起, 在复向量空间进行特征抽取, 常用的是一些多元数据分析处理的方法, 包括典型相关分析 (Canonical correlation analysis, CCA)、稀疏保持典型相关分析、主分量分析 (Principle component analysis, PCA)、判别分析 (Fisher) 等^[21-23]。并行融合方法可极大地提高融合识别率。其主要的困难是不相关特征或者相关性较小的特征提取部分, 另外, 并行融合方法要求提取的特征维数相同, 否则就需要进行预处理。针对现有并行复向量特征融合方法所处理特征类别有限的问题, 朗方年等^[24] 提出了一种建立在四元数空间的新的

表 1 三种特征融合思路比较

Table 1 Comparison of three frameworks for feature level fusion

	思路描述	输入特征	输出特征	主要方法
特征组合融合	将异质影像特征按照串行和并行的方法组合	所有特征向量	串行或者并行的特征向量	串行融合并行融合
特征选择融合	从新组合特征中选择对决策最优特征组成新特征, 侧重于选择对决策最优组合	特征向量简单组合	对决策最优的特征向量组合	基于遗传算法融合基于神经网络融合基于粗糙集及其扩展的方法
特征变换融合	原始特征变换新特征表达式, 侧重于特征重新表达而适应一些融合算法	所有特征向量	新的特征向量表达式	基于模糊逻辑融合, 基于证据理论融合

并行融合方法, 同时将实数中的 Fisher 方法推广到四元数空间, 将此方法于人脸检测, 取得了良好效果.

2.2 基于特征选择的融合方法

2.2.1 基于遗传算法的特征层融合

Bebis 等^[25] 提出了一种基于遗传算法的特征层融合方法, 将红外和可见光影像融合用于人脸识别. 该方法的基本框架是, 首先通过小波或者奇异值分解分别得到可见光和红外影像的人脸特征; 接着使用遗传算法的编码机制把对象特征按照一定的顺序排成一串染色体二进制串; 其次, 遗传算法中一代的每个个体表示了一个融合可见光和红外影像特征的可能途径, 通过遗传算法若干代的选择、交叉、突变产生新的个体并更新评价函数, 当评价函数收敛时, 就认为找到最优染色体表达方式, 即红外和可见光特征融合的最优方式. 通过遗传算法的并行优化过程, 这种方法可以选择出对人脸识别最优的融合特征向量.

2.2.2 基于神经网络的特征级融合

神经网络所具有的记忆、选择、抽象等功能以及其良好的稳健性与容错性, 决定了它非常适合于信息的特征层融合. 神经网络特征层融合的核心是, 利用神经网络具有记忆、选择、抽象等的功能, 通过对神经网络的训练可以自动的选择出对目标分类识别的最优融合特征. 覃征等^[26] 等将神经网络模块和贝叶斯网络结合, 用于特征融合的目标识别. 该方法通过多个多层感知 (Multi-layer perception, MLP) 网络组成一个多层感知模块, 获得对特定目标的最优识别融合特征, 再用贝叶斯网络推理的方式获得感兴趣的变量, 最终获得融合识别结果.

2.2.3 基于粗糙集及其扩展的特征级融合

基于遗传算法和神经网络的特征选择方法无法处理特征的不精确、模糊、粗粒度等不确定性问题. 而 Pawlak 提出的粗糙集理论为带噪声、不精确或者不完全数据的分析处理提供了一套严密的数学工具. 粗糙集理论的使用中需要对数据进行离散化, 而离散化至今没有统一的标准, 因此利用其他的智能计算方法如模糊集方法扩展粗糙集理论, 在避免数据复杂的离散化过程同时, 又能够处理模糊数据^[27]. 基于粗糙集属性约简的特征选择方法逐渐被用于多源影像的特征级融合, 这种方法一方面能够处理特征的不确定性, 同时能够选择出对分类识别的有效特征, 去除冗余的特征, 提高了分类识别的效率与精度^[28-29].

2.3 基于特征变换的融合方法

2.3.1 基于模糊逻辑的特征层融合

基于模糊逻辑的特征层融合方法核心思路是, 通过模糊逻辑算子 (合取与析取算子) 将数据源中的原始特征转换为新的组合特征. Alex 等^[30] 对于多时相遥感影像的线特征提取, 然后利用合取与析取算子对所提取的线特征进行变换, 获得变换后的新的特征表达, 将此新特征作为遥感影像上山脉、道路等地物的融合特征, 用于目标分类识别. 覃征等^[26] 进一步对这类基于模糊逻辑的特征融合方法进行了梳理和补充, 并对模糊逻辑算子组合提出了新的算子及特征融合规则.

2.3.2 基于 D-S 证据理论的特征级融合

胡良梅^[31] 提出了一种基于 D-S 理论的特征融合方法, 该方法首先计算 ANOVA 边缘特征, 接着在强边缘和弱边缘设定的基础上, 计算边缘特征的基本概率赋值, 最后利用 D-S 证据组合规则, 获得融合的边缘特征. 这种方法很好地消除了 ANOVA 方法对阈值的敏感性保留了原始图像中的边缘, 提高了特征提取算法的鲁棒性和可靠性. 由此可见, 基于 D-S 证据理论进行特征融合的核心是, 通过证据理论的基本概率赋值函数将原始特征变换到新的证据空间, 在新的证据空间内通过 D-S 融合规则获得最终的融合.

总之, 从简单特征组合到特征选择和特征变换, 特征层融合思路在逐步拓宽, 且数学理论深度不断提高, 新的数学理论及智能计算都应用于特征层融合. 然而复杂实际应用中, 未知情况下的动态干扰会导致特征信息提取的不确定性, 严重影响融合算法的性能^[32]; 同时如何描述和表达实际融合处理中的复杂机制, 为特征融合机制提供现实指导, 是特征层融合急需解决的问题.

3 异质影像决策层融合方法

由异质影像决策层融合结构分析, 异质遥感影像经过配准、去噪等预处理, 经特征提取, 还需通过分类识别等决策算法对特征作出初步判决, 才能对这些决策进行融合, 最终得到联合判决结果. 决策层融合常采用方法是包括贝叶斯推理、证据推理在内的不确定推理方法. 同时, 为了克服分类识别时先验信息难以获取的难题, 神经网络方法也被用于决策层融合.

3.1 基于不确定推理的决策层融合

决策层融合方法多采用各种不确定推理技术, 包括 Bayes 概率推理^[33-34]、D-S 证据推理^[35-37]、DSmT 理论^[38-39]、模糊推理^[40-42]、粗

粗糙集理论^[43]等. 不确定推理的基本框架如图 4 所示, 其融合过程如下: 首先对影像数据不确定性、不完整性、模糊性、不精确性等进行建模; 其次通过条件概率、基本概率赋值函数、隶属度函数等属性函数和基于等价关系的知识约简建立起影像信息与决策的关系, 形成对目标的决策; 再选择合适的融合算子, 对单一信息源决策结果进行融合, 获得最终联合决策.

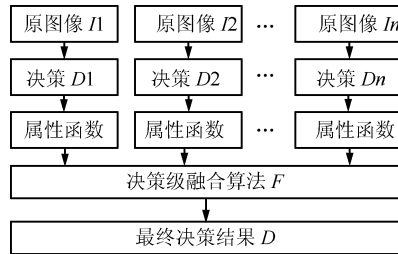


图 4 不确定性推理的基本流程框架

Fig. 4 The framework of basic flowchart for uncertain reference

Bayes 提供了一个概率框架, 常用于影像决策级的融合. 其用于多源信息融合时, 要求系统可能的决策相互独立, 这些决策可看作一个样本空间的划分, 使用 Bayes 条件概率公式, 根据信源的观测将先验概率更新为后验概率, 从而解决系统的决策问题. 其中条件概率的获取可通过高斯模型、混合高斯模型、SVM 学习^[44]及 Logistic 函数^[45]等方法获得. Bayes 决策规则包括最大后验概率、最大似然、最大熵、最小期望风险等.

D-S 证据理论通过似真度和置信度函数表示不精确性和不确定性. 其用于多源信息融合时, 首先需要建立问题的论域, 其次在论域内确定基本概率函

数分配, 形成对问题的支持证据, 再次通过证据的合成实现证据组合, 获得最终的信任函数, 实现多个证据对问题的决策. 其信度函数定义在论域的幂集上, 与概率方法有很大的不同. 目前基本概率赋值函数 (mass 函数) 还没有统一的计算方法, 一般通过特征相关系数^[46]、模糊集方法^[47]、特征属性距离^[48]、粗糙集方法^[49]等构造 mass 函数. 其决策规则有最大似真度或最大置信度. D-S 证据方法要求信源独立, 在处理冲突信息时会产生与常理相悖的结论, 在证据组合时会引起焦元爆炸问题^[50-51]. 为解决这些问题, Dezert 和 Smarandache 提出了 DSmT 理论, 该方法建立在论域的超幂集上, 并形成新的证据组合方法. 它不限制信源独立性的要求, 同时能够处理冲突证据组合^[52]. 由于其基于 Dedekind 格子模型, 因此运算量巨大.

模糊集能够很好地表示影像信息的不精确性. 模糊推理用于多源信息融合的主要步骤是: 输入变量模糊化 → 模糊规则前件中应用模糊算子 → 据模糊蕴含运算由前提推断出结论 → 模糊合成 → 输出变量反模糊化. 模糊集的优点是具有多样的结合算子, 可以根据不同情况灵活选择算子. 其中给模糊变量赋予隶属度函数的方法比给随机变量赋予概率密度函数所用的方法多, 赋值过程直观. 该过程可建立在逻辑运算基础上, 包括直觉、推理、角模糊、归纳推理、模糊统计等^[53-55]. 基于模糊逻辑融合常用的决策规则为最大的隶属度.

粗糙集能够处理不精确、不确定、不完全的信息. 其用于多源信息融合时, 首先需要建立条件属性和决策属性的关系数据模型; 接着对连续属性离散化, 判明属性的不可辨别关系; 其次利用属性约减获得简信息表并求出核值表; 再次归纳推理规则, 实现

表 2 各种不确定推理方法比较

Table 2 Comparisons of different uncertain reference methods

	属性函数	融合规则	决策规则	处理能力	局限性
贝叶斯概率	条件概率	概率公式	最大后验概率, 最大似然, 最小期望风险	不确定信息融合	要求信源独立, 不能处理不精确信息
D-S 证据	基本概率赋值 (幂集)	Dempste 规则, Smets 规则, Yager 规则, Dubois-Prade 规则	最大似真度, 最大置信度	不确定、不完整信息融合	要求信源独立, 不能很好处理冲突信息, 不能处理不精确信息
DSmT 理论	基本概率赋值 (超幂集)	自由 DSm 规则, 混合 DSm 规则, 冲突比例重新分配 (PCR1-PCR6)	最大似真度, 最大置信度	不确定、不完整、冲突信息融合	计算量巨大
模糊集	隶属度	模糊逻辑算子	最大隶属度	模糊信息融合	不能处理不确定性
粗糙集	决策表	属性约简	基于决策表决策规则	不确定、不完整、信息融合	等价关系约束太强

知识推理. 粗糙集方法通过知识约简建立影像特征信息与决策之间的关系, 形成决策规则. 与其他的方法相比, 它作出决策时无需任何先验信息, 对问题的描述和处理比较客观. 粗糙集知识约简是基于等价关系的, 而大部分实际应用都无法满足这种关系. 为解决这个矛盾, 学者相继提出了基于容差关系^[56]、模糊相似关系^[57]的粗糙集, 使得粗糙集能够用于实际融合领域.

各种不确定推理方法的比较见表 2, 由以上分析可知, 不确定性推理用于决策层融合的关键, 就是通过属性函数建立起影像信息与决策之间的关系函数, 再通过融合规则对这些关系函数进行组合. 这与特征层影像融合有本质区别, 例如, 特征层融合中使用模糊逻辑方法, 是为了通过 T-模和 T-余模算子对原始特征集合进行变换得到新的特征; 而在决策层融合中, 利用模糊逻辑方法是为了建立特征与决策的隶属度函数关系, 再利用模糊逻辑算子组合模糊隶属度. 再以证据理论为例, 特征层融合中, 基本隶属度函数的作用是将原始特征转换为一种新的特征表达; 而决策层融合中, 其作用是描述特征对决策的支持程度.

3.2 基于神经网络的决策层融合

将神经网络应用于决策级融合, 可以解决由于数据类别先验信息难于获得而造成的困难. 核心的思路是将自组织聚类神经网络应用于单一传感器信息的分类识别, 同时通过神经网络方法对所获得的决策信息进一步进行融合, 因此, 这里所用到的神经网络不仅是一个综合分类器, 同时还是一个融合中心. 人工神经网络在决策级融合应用的研究较少: Chair 等^[58] 提出一种感知型的神经网络结构用来融合统计独立多源信息判决结果; Thomopoulos 等^[59] 应用神经网络解决传感器信息融合检测问题; Rawlak^[60] 提出了一种基于 LMS 准则且性能接近最优参数检测器的神经网络模型, 用来融合二值假设判决; 倪国强等^[61] 将 DIGNET 神经网络应用于多源信号的融合分类, 分类结果精度较高.

神经网络在特征层和决策层融合中所起作用不同. 在特征层融合算法中, 神经网络更多被当作优化选择方法; 而在决策层融合算法中, 神经网络首先作为分类器, 对信息作出决策判断; 其次作为融合中心, 对初始决策进行进一步的联合决策分析.

目前, 决策层融合算法研究主要集中于不确定性推理, 基于神经网络的决策层融合研究成果相对较少. 而在不确定性推理中, 决策规则主要包括最大后验概率、最大似真度、最大置信度及最大隶属度规则等, 这些决策推理规则简单, 并没有太多考虑各种单一决策之间的关系, 实际应用中, 需要对这些关

系进行建模, 形成符合实际的决策推理, 例如, 在多属性决策问题中, 综合考虑各个属性之间的关系, 确定每个属性的权重, 对这些属性进行线性组合, 可获得较理想的联合决策^[62].

4 存在的问题及研究方向

4.1 存在的问题

随着研究的深入, 现有异质影像融合方法在多元不确定性处理机制等方面还存在一定问题. 因此, 有力推动异质影像融合的发展, 需要深入研究以下几个方面的问题:

1) 多元不确定条件下的异质影像特征选择

多源异质影像可以提供地物目标更多的特征信息, 然而众多的特征中存在着冲突性和冗余性: 某一特征提供的信息和另一特征提供的信息相冲突矛盾或者某一特征提供的信息与另一特征提供的信息是相同的. 这增加了信息处理的时间, 也影响了处理的效果. 在分类识别问题中, 只有充分的认识并选择稳健、本质、互补的特征, 才能够提高处理的效率与精度. 另一方面, 由于传感器测量设备的局限以及环境模糊等因素的影响, 多源信息往往具有不确定性、模糊性、不一致性、不完整性等^[63-64]. 因此, 只有在对特征信息的不确定性建模的基础上, 才能实现复杂条件下的分类识别的稳健、本质特征选择^[65]. 基于遗传算法和神经网络的特征选择方法缺少对信息不确定性的处理机制; 而基于粗糙集及模糊粗糙集的特征选择方法仅能处理部分的不完备性.

2) 异质影像决策融合中可靠属性函数的获取缺乏有效方法

属性函数的确定是不确定性推理不可或缺的步骤. 概率函数估计方面, 利用纯数学的 Log-normal, Nakagami-Rice 分布, 基于物理属性的 Gamma 分布刻画 SAR 影像观测值概率分布^[66], 利用混合高斯模型描述影像观测值的概率分布^[67-68], 然而, 这些参数化估计的方法都是基于某种分布模型假设, 对影像观测值的建模并不符合实际情况; 在隶属度函数的估计方面, 文献中常见的方法包括高斯函数、三角函数、梯形函数、模糊聚类等方法, 这些方法需要确定模糊参数等, 需要专家知识支持, 主观性较强; 在基本概率分配函数计算方面, 常见的方法包括, 基于广义三角模糊数的构造方法^[69], 基于模糊 C 均值聚类、模糊隶属度的构造方法^[47], 基于灰关联系数的构造方法^[70], 基于粗糙集上下近似的构造方法^[49] 等, 然而, 这些方法均是针对具体的复杂实际问题, 很难轻易地用于更多的实际应用环境.

3) 对异质影像融合中机理性的问题缺少本质认知

认知科学和人工智能是促进信息融合理论发展的重要因素^[71]。人和动物的认知机理一直是认知科学和人工智能研究的重点, 然而动物和人类认知客观对象的多传感器信息融合机理还尚未揭示出来。需要建立新的理论框架用来描述认知的本质, 从而借鉴认知科学和人工智能的研究成果, 清楚地了解异质影像信息融合机制, 建立更加有效的融合模型。

4) 对异质影像融合系统综合优化问题研究不够深入

如果认为异质影像融合最终的目的是目标识别, 那么之前所进行的检测、跟踪都是目标识别的预处理过程。因此需要考虑系统整体性能的情况下, 将目标“检测-跟踪-识别”等信息融合性能综合考虑, 获得整体融合性能的最优化。然而, 现有的异质影像信息的融合检测、融合跟踪、融合识别等, 都是作为单独部分研究, 所得到的仅仅是系统的局部最优^[72]。目前, 关于这方面的研究工作仍然较少。

5) 对异质影像融合性能评价尚未建立标准指标体系

多传感器信息融合性能评估通过建立合理的评估指标体系, 揭示所选择的信息融合方案是否受到特定的目标环境、传感器组和计算平台的约束, 可为彼此竞争的信息融合方案提供合理的选择依据。然而由于问题的复杂性和信息融合系统的多层次性, 至今尚未建立统一的评估标准体系^[73]。异质影像融合性能评价的标准指标体系更是没有建立起来, 这是实际应用中迫切需要解决的问题。

4.2 研究方向

研究人员已经意识到影像融合问题是一个病态问题, 也是一个系统工程问题, 并不能依赖单一理论算法建立不同数据或者不同应用环境的融合通用框架。针对异质影像信息融合发展中所存在的问题, 以下主要讨论基于训练样本学习的属性函数获取, 多类不确定性信息融合处理、增加反馈机制的信息融合综合优化处理、基于生物学机制的信息融合、先验知识在信息融合中的应用以及目标相关的性能评价指标、混合智能系统支持下的异质影像融合等几个研究方向。

1) 基于训练样本学习的属性函数获取

为了在不确定性推理中获得准确、可靠、客观、普适的属性函数, 可以采用样本学习的方式。文献[44-45, 74]提出了基于SVM方法和Logistic学习的方式获得影像观测值的后验概率, 使得观测场建模更加符合实际情况; 文献[66, 75]分别提出了无参数和半参数概率密度估计的方法, 直接从训练数据中获取SAR影像观测值的概率密度估计, 更符合实际情况; 文献[76]提出了利用RBF神经网络学习

的隶属度函数学习方法, 可以从历史数据中发现隶属度函数, 克服了由于缺乏经验而可能造成的偏差; 文献[77]基于属性数据的正态分布模型构建基本概率分配函数, 并通过正态性检验与正态性转换处理非正态模型数据。

2) 多类不确定性信息融合处理

多类不确定性问题处理主要包括混合融合方法、多智能体方法、随机集理论以及中智理论等。Zhu等^[78]将模糊集和证据推理相结合用于影像分类。与分别单独使用D-S理论和模糊集方法相比, 这种混合融合方法提高了分类精度。Farah等^[79]提出了基于案例推理(Case based reasoning, CBR)与规则推理(Rule based reasoning, RBR)的多智能体融合方法用来同时处理处理遥感影像土地利用分类的不确定性和不精确性。Xu等^[80]提出了用随机集进行多源信息融合的统一框架, 能够将证据理论、模糊集、可能性理论、条件事件代数等统一起来。Smarrandache和Dezert提出的中智理论其有两种实现的方法, DSmT和中智逻辑^[81]: a) DSmT以超幂集(D^Φ)作为基本的论域, 可以看作是DST理论的扩展。由于考虑了论域元素之间的多种情况, DSmT计算量很大; b) 中智逻辑可以看作是模糊逻辑、经典逻辑等的统一, 它考虑真值度、非真值度以及不确定度, 可以同时处理信息的模糊性、不完全性、不一致性、不精确性等。

3) 基于生物学机制的异质信息融合

从生物感知认知机理出发, 越来越多的新理论和新方法不断地涌现。受到生物的多模感知机理的启发, 人们提出了机器视觉融合理论与方法及基于条件规则的多源异构信息融合理论与方法等^[82]。美国麻省理工学院林肯实验室的Waxman通过对响尾蛇光眼和热眼的融合机制的研究, 利用对抗受域(仿响尾蛇双模式细胞工作机理)提出了微光夜视图像和红外图像的对抗融合^[83]。

4) 先验知识在信息融合中的应用

上下文信息等先验知识在信息融合中有非常重要的作用。定量融合方法能够很好地对不确定性建模, 而定性融合适合于进行知识的推理。将定性融合与定量融合方法相结合, 构建一种混合融合模型, 能够充分利用两者优势。同时这种混合模型可以描述信息融合处理中的上下文信息等先验知识, 从而能够提高融合系统的效能。例如, 贝叶斯网络是一种概率图, 用来解决不确定环境下的决策问题, 用其可以描述多个变量之间的上下文信息, 将其用于融合可有效提高融合系统效能。

5) 增加反馈机制的信息融合综合优化处理

实际处理很多问题时, 估计结果与决策结果会相互影响, 有必要将估计和决策结合起来考虑。Li^[84]

提出了 JDE 的融合思路, 利用贝叶斯优化的方法将估计与决策过程综合考虑, 设计一个新的贝叶斯风险函数, 最小化此函数即可得到最终的融合结果. 该方法用于目标跟踪和目标分类, 可以改善跟踪效果, 提高分类精度.

6) 目标相关的性能评价指标

融合评价是为了研究信息融合系统的性能. 然而, 当给定内容和情况发生改变时, 同一个评价指标对于不同情况下的性能评价不具有普适性, 因此融合评价方法也需要随之改变. 针对这种情况, Thomas 等^[85] 提出了包含自学习机制的检测系统评价方法.

7) 混合智能系统支持下的异质影像融合

混合智能系统是在解决现实复杂问题的过程中, 从基础理论, 支撑技术和应用视角出发, 采用不同的混合方式, 使用多种智能和非智能技术但至少有一种是智能技术, 进而获得知识表达能力和推理能力更强, 运行效率更高, 问题求解能力更强的智能系统, 主要涉及自然启发系统、不确定性管理、混合优化方法、分类器集成等计算领域^[86-88]. 而异质影像融合的任务及过程反应了现实世界中问题的复杂性和多变性, 包括了影像数据的模糊性、不确定性及高维特点, 这使得仅仅依靠单一智能技术不能解决异质影像融合问题. 因此, 需要在混合智能系统框架的支持下实现异质影像融合: 首先, 在生物学机制的启发下建立异质影像融合机制; 其次, 通过不确定管理模块实现异质影像信息的不确定性分析建模和特征提取与选择; 再次, 通过混合优化系统实现异质影像智能融合系统中涉及的优化问题求解; 最后, 通过多种分类器的集成实现智能决策过程.

5 结论

本文从信息融合基本原理、信息融合功能模型、信息融合结构、信息融合算法等方面对异质影像融合现状进行分析. 在融合功能模型中, 重点介绍了三层模型和 Dasarathy 模型, 在此基础上, 阐述了异质影像融合结构, 包括特征层融合结构、决策层融合结构以及混合融合结构. 在特征层融合算法方面, 分别从基于简单特征组合、特征选择及特征变换的融合对现有的融合方法作了讨论; 在决策层融合算法方面, 分别从模糊逻辑、贝叶斯理论、证据理论、粗糙集理论等不确定性推理方法与神经网络等对国内外融合算法研究作了论述. 同时本文指出了现有融合方法存在的诸如多类不确定条件下的异质影像特征选择、异质影像决策融合中可靠属性函数获取、异质影像融合认知机理、异质影像融合系统综合优化等方面的问题, 并进一步阐明了异质影像融合的研究方向.

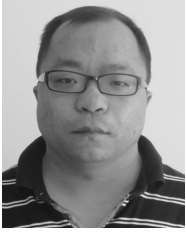
References

- 1 He You, Wang Guo-Hong, Guan Xin. *Information Fusion Theory With Applications*. Beijing: Electronic Industry Press, 2010
(何友, 王国宏, 关欣. 信息融合理论与应用. 北京: 电子工业出版社, 2010)
- 2 Simonea G, Farinab A, Morabitoa F C, Serpicoc S B, Bruzozoned L. Image fusion techniques for remote sensing applications. *Information Fusion*, 2002, **3**(1): 3-15
- 3 Ashraf S, Brabyn L, Hicks B J. Image data fusion for the remote sensing of freshwater environments. *Applied Geography*, 2012, **32**(2): 619-628
- 4 Du P J, Chen Y, Xia J S, Tan K. A novel remote sensing image classification scheme based on data fusion, multiple features and ensemble learning. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2013, **42**(2): 213-222
- 5 Huang B, Zhang H K, Song H H, Wang J, Song C Q. Unified fusion of remote-sensing imagery: generating simultaneously high-resolution synthetic spatial-temporal-spectral earth observations. *Remote Sensing Letters*, 2013, **4**(6): 561-569
- 6 Du P J, Liu S C, Xia J S, Zhao Y D. Information fusion techniques for change detection from multi-temporal remote sensing images. *Information Fusion*, 2013, **14**(1): 19-27
- 7 Luo Bin, Wang Yong-Tian, Liu Yue. Multi-sensor data fusion for optical tracking of head pose. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **36**(9): 1239-1249
(罗斌, 王涌天, 刘越. 光学头部姿态跟踪的多传感器数据融合研究. 自动化学报, 2013, **36**(9): 1239-1249)
- 8 Han Chong-Zhao, Zhu Hong-Yan, Duan Zhan-Sheng. *Multi-Source Information Fusion (2nd Edition)*. Beijing: Tsinghua University Press, 2010
(韩崇昭, 朱红艳, 段战胜. 多源信息融合. 第 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2010)
- 9 Hall D L, Llinas J. *Handbook of Multisensor Data Fusion*. New York: CRC Press, 2001
- 10 Llinas J, Bowman C, Rogova G, Steinberg A, Waltz E, White F E. Revisiting the JDL data fusion model II(C). In: *Proceedings of the 2004 International Conference on Information Fusion*. Stockholm, Sweden, 2004. 1218-1230
- 11 Mitchell H B. *Data Fusion: Concepts and Ideas*. Berlin and Heidelberg: Springer-Verlag, 2012
- 12 Dasarathy B V. *Decision Fusion*. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press, 1994
- 13 Solano M A, Ekwaro-Osire S, Tanik M M. High-level fusion for intelligence applications using recombinant cognition synthesis. *Information Fusion*, 2012, **13**(1): 79-98
- 14 Quaranta C, Balzarotti G. Technique for radar and infrared search and track data fusion. *Optical Engineering*, 2013, **52**(4): 046401

- 15 Amarsaikhan D, Saandar M, Ganzorig M, Blotevogel H H, Egshiglen E, Gantuyal R, Nergui B, Enkhjargal D. Comparison of multisource image fusion methods and land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, **38**(8): 2532–2552
- 16 Lei Lin. Ship Feature Extraction and Fusion in Multiple Remote Sensing Images [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, China, 2008
(雷琳. 多源遥感图像舰船目标特征提取与融合技术研究 [博士学位论文], 国防科学技术大学, 中国, 2008)
- 17 Zhao Shu-He. Decision Level Fusion of Multiple Remote Sensing Images and Its Application [Ph.D. dissertation], Nanjing University, China, 2003
(赵书河. 多源遥感影像决策级融合及其应用研究 [博士学位论文], 南京大学, 中国, 2003)
- 18 McCullough C L, Dasarathy B V, Lindberg P C. Multi-level sensor fusion for improved target discrimination. In: Proceedings of the 35th Conference on Decision and Control. Kobe, Japan: IEEE, 1996. 3674–3675
- 19 Hussain M S, Calvo R A, Pour P A. Hybrid fusion approach for detecting affects from multichannel physiology. *Affective Computing and Intelligent Interaction Lecture Notes in Computer Science*, 2011, **6974**: 568–577
- 20 Deng Xiao-Ling, Ni Jiang-Qun, Li Zhen, Dai Fen. Foreground extraction from low depth-of-field images based on colour-texture and HOS features. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(6): 846–851
(邓小玲, 倪江群, 李震, 代芬. 多特征融合的低景深图像前景提取算法. 自动化学报, 2013, **39**(6): 846–851)
- 21 Hou Shu-Dong, Sun Quan-Sen. Sparsity preserving canonical correlation analysis with application in feature fusion. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(4): 659–665
(侯书东, 孙权森. 稀疏保持典型相关分析及在特征融合中的应用. 自动化学报, 2012, **38**(4): 659–665)
- 22 Wang Da-Wei. Research on Target Recognition Based on Feature-Level Image Fusion [Ph.D. dissertation], Chinese Academy of Sciences, China, 2010
(王大伟. 基于特征级图像融合的目标识别技术研究 [博士学位论文], 中国科学院研究生院, 中国, 2010)
- 23 Yang Jian, Yang Jing-Yu, Gao Jian-Zhen. Handwritten character recognition based on parallel feature combination and generalized K-L expansion. *Journal of Software*, 2003, **14**(3): 490–495
(杨建, 杨静宇, 高建贞. 基于并行特征组合与广义 K-L 变换的字符识别. 软件学报, 2003, **14**(3): 490–495)
- 24 Lang Fang-Nian, Zhou Ji-Liu, Zhong Fan, Yan Bin. Quaternion based image information parallel fusion. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **33**(11): 1136–1143
(朗方年, 周激流, 钟钊, 闫斌. 基于四元数的图像信息并行融合. 自动化学报, 2007, **33**(11): 1136–1143)
- 25 Bebis G, Gyaourova A, Singh S, Pavlidis I. Face recognition by fusing thermal infrared and visible imagery. *Image and Vision Computing*, 2006 **24**(7): 727–742
- 26 Qin Zheng, Bao Fu-Min, Li Ai-Guo. Digital Image Fusion. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2004
(覃征, 鲍福民, 李爱国. 数字图像融合. 西安: 西安交通大学出版社, 2004)
- 27 Sengupta N, Sil J. Evaluation of rough set theory based network traffic data classifier using different discretization method. *International Journal of Information and Electronics Engineering*, 2012, **2**(3): 338–341
- 28 Shang C J, Barnes D. Fuzzy-rough feature selection aided support vector machines for Mars image classification. *Computer Vision and Image Understanding*, 2013, **117**(3): 202–213
- 29 Jensen R, Shen Q. New approaches to fuzzy-rough feature selection. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2009, **17**(4): 824–838
- 30 Alex M, Vasilescu O, Terzopoulos D. A tensor approach to image synthesis, analysis and recognition. In: Proceedings of the 6th International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling. Montreal, QC: IEEE, 2007. 3–12
- 31 Hu Liang-Mei. Information Fusion-based for Image Understanding [Ph.D. dissertation], Hefei University of Technology, China, 2006
(胡良梅. 基于信息融合的图像理解方法研究 [博士学位论文], 合肥工业大学, 中国, 2006)
- 32 Li Xin-De. Research on Fusion Method of Imperfect Information from Multi-source and Its Application [Ph.D. dissertation], Huazhong University of Science and Technology, China, 2007
(李新德. 多源不完善信息融合方法及其应用研究 [博士学位论文], 华中科技大学, 中国, 2007)
- 33 Klein L A. *Sensor and Data Fusion Concepts and Applications*. Bellingham, WA: SPIE Optical Engineering Press, 1999
- 34 Li Q Q, Tao J B, Hu Q W, Liu P C. Decision fusion of very high resolution images for urban land-cover mapping based on Bayesian network. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2013, **7**(1): 073551
- 35 Wu H D, Siegel M, Stiefelhagen R, Yang L. Sensor fusion using Dempster-Shafer theory. In: Proceedings of the 19th IEEE Conference on Instrumentation and Measurement Technology. Anchorage, AK: IEEE, 2002. 7–12
- 36 Sun S Y, Gao J, Chen M F, Xu B G, Ding Z G. FS-DS based multi-sensor data fusion. *Journal of Software*, 2013, **8**(5): 1157–1161
- 37 Fontani M, Bianchi T, De Rosa A, Piva A, Barni M. A framework for decision fusion in image forensics based on Dempster-Shafer theory of evidence. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2013, **8**(4): 593–607
- 38 Dezert J. Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning. *Information and Security*, 2002, **9**: 90–95
- 39 Elhassouny A, Idbraim S, Bekkarri A, Mammass D, Ducrot D. Multisource fusion/classification using ICM and DSMT with new decision rule. In: Proceedings of the 5th International Conference on Image and Signal Processing (ICISP, 2012). Berlin Heidelberg: Springer, 2012. 56–64

- 40 Ding Sheng-Feng. Research on Multi-source Image Fusion Based on Fuzzy Reference [Master dissertation], Nanjing University of Science and Technology, China, 2004 (丁胜峰. 基于模糊推理的多源图像融合研究 [硕士学位论文], 南京理工大学, 中国, 2004)
- 41 Bosma R, van der Berg J, Kaymak U, Udod H, Verreth J. A generic methodology for developing fuzzy decision models. *Expert Systems with Applications*, 2012, **39**(1): 1200–1210
- 42 Yu D J. Multi-criteria decision making based on generalized prioritized aggregation operators under intuitionistic fuzzy environment. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2013, **15**(1): 47–54
- 43 Dong G J, Zhou H F. Rough set method for remote sense image classification and information fusion. In: Proceedings of the 2010 International Conference on Computer Application and System Modeling (ICASM 2010). Taiyuan, China: IEEE, 2010. 157–161
- 44 Wang Peng-Wei, Li Tao, Wu Xiu-Qing. An segmentation approach based on MRF and SVM posteriori probability. *Journal of Remote Sensing*, 2008, **12**(2): 208–214 (王鹏伟, 李滔, 吴秀清. 一种基于 SVM 后验概率的 MRF 分割方法. 遥感学报, 2008, **12**(2): 208–214)
- 45 Li Tao, Wang Jun-Pu, Wu Xiu-Qing, Tang Jin-Hui. Estimation of posterior probability and applications: an approach based on kernel logistic regression. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2006, **19**(6): 690–695 (李滔, 王俊普, 吴秀清, 唐金辉. 后验概率估计及其应用: 基于核 Logistic 回归的方法. 模式识别与人工智能, 2006, **19**(6): 690–695)
- 46 Jia Yong-Hong. Research on the Method of Multi-source Image Fusion and Its Application [Ph. D. dissertation], Wuhan University, China, 2001 (贾永红. 多源遥感影像数据融合方法及其应用的研究 [博士学位论文], 武汉大学, 中国, 2001)
- 47 Boudraa A O, Bentabet A, Salzenstein F, Guillon L. Dempster-Shafer's basic probability assignment based on fuzzy membership functions. *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 2004, **4**(1): 1–9
- 48 Jiang W, Deng Y, Peng J Y. A new method to determine BPA in evidence theory. *Journal of Computers*, 2011, **6**(6): 1162–1167
- 49 Zuo Z Y, Xu Y F, Chen G C. A new method of obtaining BPA and application to the bearing fault diagnoses of wind turbine. In: Proceedings of the 2009 International Symposium on Information Processing (ISIP'09). Huangshan, PR, China: IEEE, 2009. 368–371
- 50 Dai Guan-Zhong, Pan Quan, Zhang Shan-Ying, Zhang Hong-Cai. The developments and problems in evidence reasoning. *Control Theory and Applications*, 1999, **16**(4): 465–469 (戴冠中, 潘泉, 张山鹰, 张洪才. 证据推理的进展及存在问题. 控制理论与应用, 1999, **16**(4): 465–469)
- 51 Peng H P, Cao X J. Research conflict problems of D-S evidence and its application in multi-sensor information fusion technology. In: Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Information Theory and Information Security (ICITIS). Beijing, China: IEEE, 2010. 747–750
- 52 Zhou Zhe, Xu Xiao-Bin, Wen Cheng-Lin, Lv Feng. An optimal method for combining conflicting evidences. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(6): 976–985 (周哲, 徐晓滨, 文成林, 吕峰. 冲突证据融合的优化方法. 自动化学报, 2012, **38**(6): 976–985)
- 53 Zhu Jian-Ying. Some common key problems and their dealing methods in the application of fuzzy mathematical methods. *Fuzzy Systems and Mathematics*, 1992, **11**(2): 57–63 (朱剑英. 应用模糊数学方法的若干关键问题及处理方法. 模糊系统与数学, 1992, **11**(2): 57–63)
- 54 Yang C C, Bose N K. Generating fuzzy membership function with self-organizing feature map. *Pattern Recognition Letters*, 2006, **27**(5): 356–365
- 55 Ang K K, Quek C. Supervised pseudo self-evolving cerebellar algorithm for generating fuzzy membership functions. *Expert Systems with Applications*, 2012, **39**(3): 2279–2287
- 56 Ma J W, Hasi B. Remote sensing data classification using tolerant rough set and neural networks. *Science in China Ser. D Earth Sciences*, 2005, **48**(12): 2251–2259
- 57 Deng Ting-Quan, Yang Cheng-Dong, Zhang Yue-Tong. Fuzzy similarity relation based variable precision fuzzy rough sets. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2012, **7**(2): 148–152 (邓廷权, 杨成东, 张月童. 模糊相似关系下变精度模糊粗糙集. 智能系统学报, 2012, **7**(2): 148–152)
- 58 Chair Z, Varshney P K. Optimal data fusion in multiple sensor detection system. *IEEE Transactions on AES*, 1986, **22**(1): 98–101
- 59 Thomopoulos S C, Papadakis I N, Sahinoglou H, Okello N N. Centralized and distributed hypothesis testing with structured adaptive networks and perceptron-type neural networks. *SPIE*, 1992, **1611**(1): 35–51
- 60 Pawlak R J. A new neural network architecture for the fusion of independent sensor decision. *SPIE*, 1994, **2232**: 521–525
- 61 Ni Guo-Qiang, Li Yong-Liang, Niu Li-Hong. New developments in data fusion technology based on neural network *Journal of Beijing Institute of Technology*, 2003, **23**(4): 503–508 (倪国强, 李勇量, 牛丽红. 基于神经网络的数据融合技术的新进展. 北京理工大学报, 2003, **23**(4): 503–508)
- 62 Yu X H, Xu Z S. Prioritized intuitionistic fuzzy aggregation operators. *Information Fusion*, 2013, **14**(1): 108–116
- 63 Virrantaus K. Analysis of the uncertainty and imprecision of the source data sets for a military terrain analysis application. In: Proceedings of In: Proceedings of the 2nd International Symposium on Spatial Data Quality'03, Hong Kong, China, 2003. 139–145
- 64 Lee H, Lee B, Park K, Elmasri R. Fusion techniques for reliable information: a survey. *International Journal of Digital Content Technology and Its Applications*, 2010, **4**(2): 74–88

- 65 Stein A, Hamm N A S, Ye Q G. Handling uncertainties in image mining for remote sensing studies. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, **30**(20): 5365–5382
- 66 Bombrun L, Vasile G, Gong M, Totir F. Hierarchical segmentation of polarimetric SAR images using heterogeneous cluster models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, **49**(2): 726–737
- 67 Qi Yu-Juan, Wang Yan-Jiang, Li Yong-Ping. Memory-based Gaussian mixture background modeling. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(11): 1520–1526
(齐玉娟, 王延江, 李永平. 基于记忆的混合高斯背景建模. 自动化学报, 2010, **36**(11): 1520–1526)
- 68 Xiong Biao, Jiang Wan-Shou, Li Le-Lin. Gauss mixture model based semi-supervised classification for remote sensing image. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, **36**(1): 108–112
(熊彪, 江万寿, 李乐林. 基于高斯混合模型的遥感影像半监督分类. 武汉大学学报: 信息科学版, 2011, **36**(1): 108–112)
- 69 Xiao Jian-Yu, Tong Min-Ming, Zhu Chang-Jie, Wang Xiao-Lei. Basic probability assignment construction method based on generalized triangular fuzzy number. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, **33**(2): 429–434
(肖建于, 童敏明, 朱昌杰, 王小蕾. 基于广义三角模糊数的基本概率赋值构造方法. 仪器仪表学报, 2012, **33**(2): 429–434)
- 70 Liang Fa-Mai, Zhang Jing, Wang Guo-Hong. Study on the method of constructing basic probability assignment function in targets identification. *Fire Control and Command Control*, 2008, **33**(8): 8–11
(梁发麦, 张静, 王国宏. 雷达目标识别中获取基本概率赋值的方法. 火力与指挥控制, 2008, **33**(8): 8–11)
- 71 Yang Jing-Hua, Yu Hua. Multi-Source Information Fusion Theory and Applications. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications press, 2011
(杨露菁, 余华. 多源信息融合理论与应用 (第 2 版). 北京: 北京邮电大学出版社, 2011)
- 72 Wanas N. Feature based Architecture for Decision Fusion [Ph. D. dissertation], University of Waterloo, Canada, 2003
- 73 Van Laere J. Challenges for IF performance evaluation in practice. In: Proceedings of the 12th International Conference on Information Fusion (FUSION'09). Seattle, WA: IEEE, 2009. 866–873
- 74 Shi Qiang, Chen Feng-E, Mei Tian-Can, Qin Qian-Qing. Remote sensing image segmentation based on SVM posterior probability and improved multi-scale MRF. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, **38**(2): 193–199
(石强, 陈凤娥, 梅天灿, 秦前清. SVM 后验概率结合改进多尺度 MRF 的遥感影像分割方法. 武汉大学报信息科学版, 2013, **38**(2): 193–199)
- 75 Zhu Jie-Hao, Zhou Jian-Jiang, Wu Jie. Radar target recognition based on semiparametric density estimation. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2010, **32**(9): 2161–2166
(朱劭昊, 周建江, 吴杰. 基于半参数化概率密度估计的雷达目标识别. 电子与信息学报, 2010, **32**(9): 2161–2166)
- 76 Li Yan-Xin, Li Guang-Yu, Li Wen. Learning algorithm of membership functions based on RBF neural network. *Journal of Dalian Jiaotong University*, 2007, **28**(2): 34–37
(李延新, 李光宇, 李文. 基于 RBF 神经网络的隶属度函数学习算法. 大连交通大学学报, 2007, **28**(2): 34–37)
- 77 Xu P D, Deng Y, Su X Y, Mahadevan S. A new method to determine basic probability assignment from training data. *Knowledge-Based Systems*, 2013, **46**: 69–80
- 78 Zhu H, Basir O. A novel fuzzy evidential reasoning paradigm for data fusion with applications in image processing. *Soft Computing Journal — A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, 2006, **10**(12): 1169–1180
- 79 Farah I R, Boulila W, Ettabaa K S, Solaiman B, Ahmed M B. Interpretation of multisensor remote sensing images: multiapproach fusion of uncertain information. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, **46**(12): 4142–4152
- 80 Xu X B, Wen C L. Random sets: a unified framework for multisource information fusion. *Journal of Electronics (China)*, 2009, **26**(6): 723–730
- 81 Smarandache F. *A Unifying Field in Logics: Neutrosophic Logic, Neutrosophy, Neutrosophic Set, Probability, and Statistics*. Rehoboth: American Research Press, 2000
- 82 Han Chong-Zhao, Han De-Qiang, Jie Jing. From biological cognition and perception to methodologies of system engineering. *Systems Engineering — Theory and Practice*, 2008, **6**(Supplement): 75–93
(韩崇昭, 韩德强, 介婧. 从生物感知认知到系统工程方法论. 系统工程理论与实践, 2008, **6**(增刊): 75–93)
- 83 Ni Guo-Qiang, Dai Wen, Li Yong-Liang, Pu Tian. Visual/IR color image fusion based on rattlesnake bimodal cell neurodynamics: advances and prospects. *Journal of Beijing Institute of Technology*, 2004, **24**(2): 95–100
(倪国强, 戴文, 李勇量, 蒲恬. 基于响尾蛇双模式细胞机理的可见光/红外图像彩色融合技术的优势和前景展望. 北京理工大学学报, 2004, **24**(2): 95–100)
- 84 Li X R. Optimal Bayes joint decision and estimation. In: Proceedings of the 10th International Conference on Information Fusion. Quebec, Que: IEEE, 2007. 874–881
- 85 Thomas C, Balakrishnan N. Modified evidence theory for performance enhancement of intrusion detection system. In: Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Information Fusion. Cologne: IEEE, 2008. 1–8
- 86 Wang Gang, Huang Li-Hua, Zhang Cheng-Hong. Review of hybrid intelligent systems. *Journal of Systems Engineering*, 2010, **25**(4): 569–578
(王刚, 黄丽华, 张成洪. 混合智能系统研究综述. 系统工程学报, 2010, **25**(4): 569–578)
- 87 Wozniak M, Grana M, Corchado E. A survey of multiple classifier systems as hybrid systems. *Information Fusion*, to be published
- 88 Castllo O, Melin P, Janusz K. *Recent Advances on Hybrid Intelligent Systems*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2013



石 强 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室博士研究生. 2010 年获得武汉大学图像传播工程工学硕士, 2008 年获得武汉大学印刷工程工学学士. 主要研究方向为多源遥感影像融合. 本文通信作者.

E-mail: sqfirstwhu@hotmail.com

(**SHI Qiang** Ph. D. candidate at the

State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University. He received his bachelor degree from Wuhan University in 2008, and master degree in 2010, respectively. His research interest covers information fusion of multi-source remote sensing images. Corresponding author of this paper.)



张 斌 中国地质大学(武汉)公共管理学院讲师. 分别于 2007 年、2009 年、2013 年获得武汉大学电子信息学院学士、硕士、博士学位. 主要研究方向为图像分割、分类、目标检测以及乘性噪声的去除.

E-mail: bin.zhang.whu@gmail.com

(**ZHANG Bin** Lecturer at the

School of Public Administration, China University of Geosciences (Wuhan). He received bachelor, master and Ph. D. degrees from the School of Electronic Information, Wuhan University, in 2007, 2009 and 2013, respectively. His research interest covers image segmentation, classification, target detection, and multiplicative noise removal.)



陈 喆 华北计算技术研究所助理工程师. 2007 年获武汉大学遥感信息工程学院工学学士学位, 2013 年获武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室工学博士学位. 主要研究方向为遥感图像处理.

E-mail: chenzhe@whu.edu.cn

(**CHEN Zhe** Assistant engineer at

the North China Institute of Computing Technology. She received her bachelor degree from

Wuhan University in 2007, and Ph. D. degree in 2013, respectively. Her research interest covers image processing of remote sensing.)



时公涛 博士研究生, 空军装备研究院情报所工程师. 主要研究方向为遥感信息处理, 卫星应用.

E-mail: shigongtao@sina.com

(**SHI Gong-Tao** Ph. D. candidate,

engineer at Air Force Institute Information Institute. His research interest covers remote sensing information processing and satellite applications.)



陈 东 博士后, 空军装备研究院某所科技处高级工程师. 主要研究方向为遥感图像处理, 自动目标识别, 神经网络.

(**CHEN Dong** Postdoctor, senior

engineer at Air Force Armament Research and Technology Division. His research interest covers image processing of remote sensing, automatic target recognition, and neural network.)



秦前清 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室教授. 1989 年在南开大学获理学博士学位. 主要研究方向包括空间信息压缩与渐进传输, 影像超分辨率重建及多元数据协同处理.

E-mail: qqin@lmars.whu.edu.cn

(**QIN Qian-Qing** Professor at the

State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University. He received his Ph. D. degree at Nankai University in 1989. His research interest covers spatial information compression and progressive transmission, image super-resolution reconstruction, and cooperation processing of multivariate data.)