

基于数据融合的遥感图象处理技术

瞿继双^{1,2)} 王超²⁾ 王正志¹⁾

¹⁾(国防科学技术大学自动控制系, 长沙 410073) ²⁾(中国科学院遥感应用研究所开放实验室, 北京 100101)

摘要 简要地回顾了数据融合技术产生、发展的必然性,以及学者们提出的几种相关定义,尽可能详细地分析了数据融合的框架结构,包括像素层、特征层和决策层三层数据融合,并重点分析了各个数据融合层中的融合方法,以及这些方法在遥感图象处理中的应用。由于数据融合与遥感图象分类、目标检测、变化检测、目标识别的密切相关性,还对数据融合与这些应用的结合作了一定的分析。最后给出了结论和展望。

关键词 数据融合 融合引擎 像素层融合 特征层融合 决策层融合

中图分类号: TP391.4 **文章标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2002)10-0985-09

Data Fusion Based Technology for Remote Sensing Image Processing

QU Ji-shuang^{1,2)}, WANG Chao²⁾, WANG Zheng-zhi¹⁾

¹⁾(Department of Automation Control, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

²⁾(Key Lab of Remote Sensing Information, Institute of Remote Sensing Application, CAS, Beijing 100101)

Abstract Data fusion is a powerful tool to process tremendous remote sensing data for its capability to combine useful information of multisource or multitemporal data, and eliminate their redundancy, so it has been applied on many areas extensively, especially, on remote sensing image processing. At first, this paper simply reviews the necessity of data fusion's appearance and development, together with several definitions brought forward by several investigators. Afterwards, this paper not only attempts to analyze the Data Fusion Engine framework and configuration comprising of pixels-level, feature-level and decision-level fusions detailedly, but also principally analyze the fusion methods and their applications of each data fusion level. In addition, because of close relation between data fusion and image classification, object detection, change detection, and target recognition, these data fusion based applications are also analyzed briefly. Finally, summary and prospect are described.

Keywords Data fusion, Fusion engine, Pixel-level fusion, Feature-level fusion, Decision-level fusion

0 引言

随着遥感应用获取数据手段的日益增多,从最初的单一可见光传感器到现在的多通道光谱、红外、雷达、高光谱等传感器,相应获取的数据量也呈爆炸性增长。越来越多的数据信息不断地困扰着数据使用者,从而迫使他们不得不设计出更为复杂的数据处理系统来处理这些数据,以便从中提取出更实用,更精简,质量更高的信息。

经研究分析后发现,这些来自不同传感器的大

量数据,既具有互补性,又存在极大的冗余性。在摆脱了传统上总是单独就某一传感器数据进行分析处理的束缚之后,研究者们开始考虑如何把这些多源海量数据尽可能作为一个整体来综合利用,以便从中提取出更精炼的信息结果,为人为决策或人工智能决策系统提供决策依据。这种技术在上一世纪80年代以来逐步发展成为一门新兴的技术——数据(信息)融合(Data(Information)Fusion)技术。

数据融合技术相关的领域相当广泛,它利用了大量的方法和数学统计工具,融合进了谱分析和可靠性等理论。美国国防部在1991年提出了“数据融

基金项目:中国科学院知识创新工程重大项目(KZCX0101)

收稿日期:2001-06-27;改回日期:2002-02-06

合是一种多层、多方面的处理过程,用以处理多源数据和信息进行自动检测、联合、相关、估计和合成。”的定义^[1]。在对多传感器融合进行深入的研究后, Hall 于 1992 年提出了数据融合的相关定义^[2]:数据融合用于处理多源数据和信息以萃取出质量改善了的信息,并用于决策制定。刘同明等人在 1998 年将信息融合的定义概括为利用计算机技术对按时序获得的若干传感器的观测信息在一定准则下加以自动分析、综合,以完成所需的决策和估计任务而进行的信息处理过程^[3]。Wald 通过对大量的遥感图象数据进行融合实验分析后,在 1998 年给出了如下的定义^[4,5]:数据融合在形式上是一个框架,该框架通过特定的逻辑推理工具对多源数据进行组织、关联和综合,从而利用这些多源数据的协同来获取更高质量的信息。质量高低的定义则由具体应用而定。上面的定义虽然在形式上不尽相同,但是其实质却几乎完全一致,它们都以多源数据为对象,具有组织、关联和综合数据的数据融合引擎(Data Fusion Engine),其目的是获取更高质量的数据信息,并最终为决策提供依据。

数据融合技术伴随着多传感器数据处理方法的发展而逐步形成,并迅速在遥感图象处理、机器人视觉、工业过程监控、医学图象处理等领域获得了广泛的应用。在遥感图象处理中,由于人们对高质量图象的迫切需求,对海量数据实时(准实时)处理的需求,以及对星上对地观测数据自主处理系统的智能化需求,数据融合技术与遥感图象处理已经紧密地结合在一起。

20 世纪 90 年代以来,数据融合技术在国内得到了迅速的发展和运用,被广泛应用于遥感图象处理^[6]、工业应用^[7]、数字地球^[8]、目标识别^[9]等范畴,

各种数据融合方法也不断地被开发探索。

1 数据融合框架

遥感应用是数据融合技术应用最早的领域之一,也是应用最多的领域之一。图 1 是一个简单却很基本的遥感数据融合处理单元结构,来自多源传感器的数据在数据融合引擎中接受相应算法的处理,同时结合经相关处理过的外部辅助信息和外部知识以提高融合处理的精确度。融合处理后的结果既可以作为决策使用,同时也可以作为一类辅助信息反馈至融合处理过程,从而使融合系统能够自适应地优化融合处理。

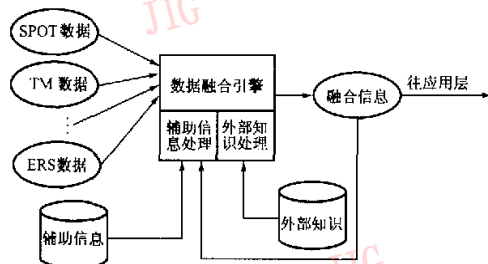


图 1 基本遥感图象数据融合单元

由图 1 可以看出,数据融合的核心部分是数据融合引擎及其内部的各种算法。

由于数据融合的应用研究和设计通常在不同的层次进行,因此从融合层次的不同通常将数据融合划分为像素层融合(Pixel-Level Fusion)、特征层融合(Feature-Level Fusion)和决策层融合(Decision-Level Fusion)^[2,3]。图 2 显示了这三层数据融合层次之间的结构关系。

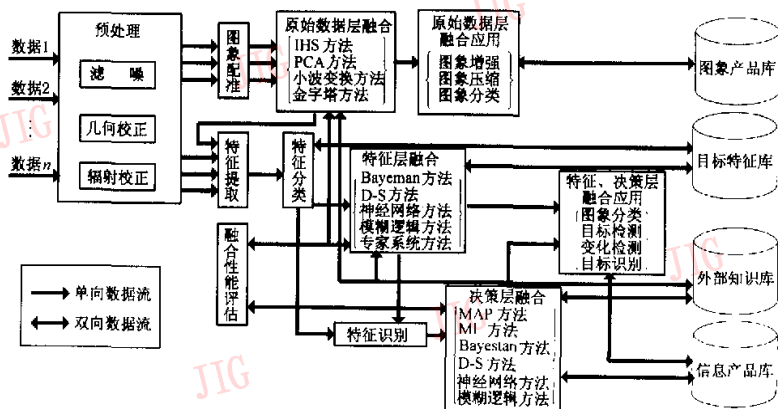


图 2 数据融合框架概念设计

但是有的学者并不完全认同这种层次划分,Wald 就认为像素层融合中的像素(Pixel)并不能够说明语义的重要性,使用度量(Measurements)或观测(Observations)或信号(Signal)反而更合适^[1,42]。

多源图象数据经过预处理后,既可以通过图象配准后进行像素层融合,也可以对这些图象数据进行特征提取,然后进行特征层融合。经像素层融合处理的图象可用于图象增强、图象压缩、图象分类等应用,而后这些应用的结果即成为图象产品,另外,像素层融合的输出结果经过相应的特征提取后,也可以参与特征层融合。从数据中提取出的各种特征经分类后将被置入特征库中。特征层融合的结果一方面也将被置入特征库中,另一方面经特征识别等处理后将用于决策层融合,并最终形成决策结果。特征层和决策层融合都可用于图象分类、目标检测、变化检测、目标识别等应用,而这些应用处理结果和决策层融合处理结果都被视为最终信息产品。在各层融合过程中都需要广泛应用各种辅助信息和外部知识,同时,融合处理结果也将不断形成新的知识扩展至外部知识库。另外,各个融合过程还将进行融合性能评估,并且进行信息反馈以优化融合处理进程。

从以上过程可以看出,将数据融合引擎划分为3个层次并不说明这3个层次只能独立进行,相反,这正体现了3个层次的密切相关性,并且它们可以作为一个整体同时进行分层次融合,而前一级的融合结果往往可以作为后一层次更理想的输入信息。

事实上数据融合引擎主要就是由诸多的融合处理方法以及算法调度、交互接口等组成。

2 数据融合方法

2.1 像素层数据融合

基于像素的数据融合主要是针对初始图象数据进行的,它的目的主要是图象增强、图象分割和图象分类,从而为人工判读图象或更进一步的特征层融合提供最佳的输入信息^[10]。像素层融合也是三级融合层次中研究最成熟的一级,已形成了丰富而有效的融合算法^[11]。通常像素层融合采用的方法有以下3类:

(1) 色彩变换方法,利用不同色彩通道表示数据的可能性进行数据融合,主要有 IHS(Intensity, Hue Saturation)方法;

(2) 统计和数字方法,使用数学或其他符号组合不同波段的图象数据,主要有 PCA 方法

(Principal Component Analysis)及其变种 PCS(Principal Component Substitution)方法;

(3) 多分辨分析方法,利用不同变换尺度以对图象数据进行任意尺度的分解、融合和恢复,主要有 HPF(High-Pass Filter)方法,WT(Wavelet Transform)方法和 GLP(Generalized Laplacian Pyramid)方法等。

Harrison 和 Jupp 于 1990 年完成了 IHS 变换方程的推理^[12],它将人类感知的彩色 RGB 图象转化为空间(I)和谱(H,S)信息,其转化方式有两种,一种是直接将图象的3个色彩通道分别对应于 I、H、S,另一种是首先将3个色彩通道转化为一个 IHS 色彩空间,然后将整个色彩空间以平均亮度划分,分别表示图象表面粗糙度(I),主波长(H)和纯度(S)。IHS 方法已经成为图象分析的一个标准过程,它可以用于高度相关图象数据的色彩增强,图象的特征增强,以及改善图象空间分辨率等融合处理。

PCA 方法^[13]将一个内部相关变量表示的数据集转化为一个由初始变量线性组合的非相关的数据集,然后对其主成分进行融合置换处理。PCA 方法主要用于图象融合、图象编码、数据压缩、图象增强,以及图象变化检测等。该方法需要计算数据集的主要部分,并求解其协方差或方差矩阵。

用于图象融合的有直接 PCA 方法和 PCS 方法,直接 PCA 方法使用所有不同数据通道的数据作为输入,并由多传感器的数据创建主要数据部分;而 PCS 方法则首先将某一个数据集的数据转化为主要数据部分,然后以其他传感器数据来置换最初部分的数据。

当对多光谱图象进行融合处理时,IHS 和 PCA 方法在保留源图象谱信息方面比较有限。多分辨分析图象融合处理方法是 20 世纪 90 年代随着小波及其多分辨分析在图象处理等领域的应用而发展起来的。多分辨分析图象融合方法在对源图象谱信息保留上具有相当好的性能,包括使用相关性、平均差值、标准偏差等指标评估^[14,15]。多分辨分析方法是当前图象融合处理及其他应用研究热点之一,各种新方法不断出现。

HPF 方法先对图象数据进行高通滤波,此时获得的结果相应于图象的点、线、边缘、脊等特征,然后再将这些特征数据以一定的取舍规则融合至低分辨率的图象,从而使其获得更好的空间分辨率。严格地说,简单地使用高通滤波器的 HPF 方法不是一种多分辨分析方法,因为它并不能对图象数据进行任意

尺度的分解。

WT方法的基本出发点是首先对图象数据进行小波分解,然后对各个分解层次的低频和高频部分分别进行不同法则的多源融合估计,最后进行逆变换恢复出以获取更高质量的图象^[6,17]。图3给出了WT方法的融合处理流程。

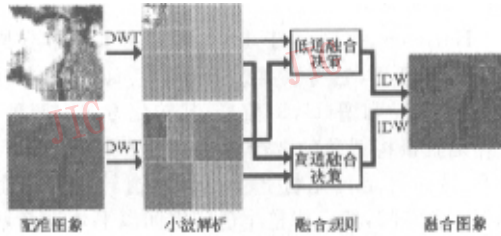


图3 基于小波的图象融合方法流程

Ranchin和Wald提出并实现了一种称为ARSIS的小波分解融合方法用于改善图象的分辨率^[18]。在验证该融合方法时,通过对一幅SPOT-XS图象(空间分辨率为20m)和一幅KVR-1000图象(空间分辨率为2m)进行融合处理,获得了令人满意的结果。

WT方法的一个不足之处是不具备平移不变性,从而导致输入信号的一个微小变化将使小波系数表示的能量分布变化很大,这将给系统的稳定性带来很大的不利。因此在此基础上一些平移不变性和尺度不变性的小波变换方法被提出^[19]。

Burt于1984提出了GP(Gaussian Pyramid)和ELP(Enhanced Laplasian P)分解^[20]。然而,GP和ELP方法只能对信号进行2尺度分解,具有一定局限性。Kim等人在1993年提出的GLP(Generalized LP)分解^[21]把LP分析提高到任意尺度范畴。GLP方法是一种非常出色的多分辨率分析数据融合方法,它将图象数据进行递归分解,在第 k 层时,结合低通滤波卷积的第 $k+1$ 层信息,从而获得第 k 层的GLP图象表示。

GLP方法具有良好的无偏性,但是随着GLP分解、张成层次的增加,其计算量也迅速增加,因此在实际应用中尚需在精确度和计算量之间进行折衷。

根据金字塔分解的基本原理,研究者们已经开发出了诸多具体算法用于图象融合处理。例如Alparone等人实现了一种GLP算法^[22],如图4所示,实验证明其融合效果是比较理想的。该方法对一幅SPOT-PAN图象和一幅TM-5图象进行了融合处理,实验结果证明融合以后的图象质量获得了显著的提高。

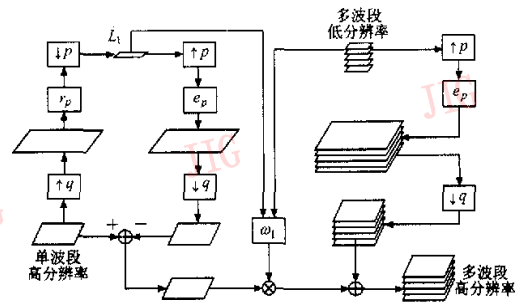


图4 金字塔融合方法流程

多分辨率分析融合方法由于能够对图象进行任意尺度的分解,从而进行灵活的融合处理以达到特定的目标而被广泛应用。随着多分辨率理论的进一步发展,这类方法仍将是一类重要的数据融合方法,并因此而被广泛研究应用。

2.2 特征层数据融合

像素层融合所能提供的信息是比较有限的,例如对图象进行分类处理,仅仅利用图象的像素值的分类结果精度非常有限,而利用图象中目标的特征信息则可以大大提高分类精度。随着对地观测数据量的快速增长及图象分辨率的极大提高,用户对信息的需求正在从静态非实时向动态实时转化,基于遥感数据实时(准实时)处理的目标检测,变化检测和识别等应用已经越来越成为用户迫切的需求。

另外,像素层融合的结果仍然是图象信息,这就需要用户做进一步的人工判读,而有些信息却很难直接人工判读出来。同时,图象的数据量相当大,例如传感器对一个 $100\text{km} \times 50\text{km}$ 大小的区域成像,若地面分辨率为10m,则其图象将为 $10\,000 \times 5\,000$ pixels,而如果地面分辨率为1m,则数据量将为 $100\,000 \times 50\,000$ pixels。如果一个字节表示一个像素的灰度信息,其相应的数据量将分别达到约50M和5G,而如果使用24位真彩色表示图象的色彩信息,则数据量将分别达到约150M和15G。而且这些数据中往往有很大一部分还是包含信息不多的数据,例如对大面积海面监测成像时,广大没有人工目标的海域图象是没有什么信息价值的,对其进行处理、传输毫无疑问将浪费时间和资源。显然,这种大数据量对于实时或准实时数据处理、传输、存储都是一种严峻的挑战。对于传输和存储问题,已经有众多学者们致力于解决这些问题并取得了很大的成果,而对于数据处理问题,一种比较好的方法就是

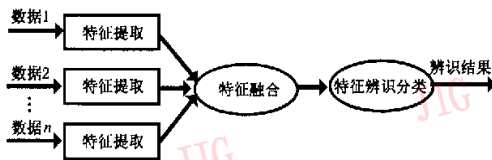
对数据进行进一步的特征层和决策层融合处理。

在进行特征层融合之前,首先需要检测图象中的感兴趣区域(ROI: Region of Interested)和感兴趣目标(OOI: Object of Interested),进而对这些区域或目标进行分割处理,紧接着提取目标的各类特征,然后再将多传感器或多时相数据的特征进行融合处理,以进一步减小图象中目标的特征空间,消除部分特征的不确定性。经过特征层融合处理后的结果是一个特征空间,其数据量相比于原来的图象数据将大为减少,因而该处理进程将极大地提高数据处理和传输效率,有效地推动数据自动实时处理。

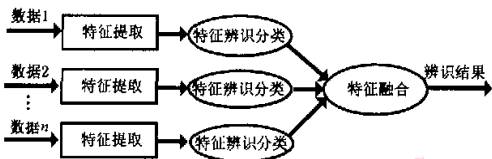
目标的特征空间通常包括:

- (1) 几何特征 如线,边缘,脊,角,区域,相对定位等信息;
- (2) 统计特征 如目标表面的数目,表面的周长,以及纹理特征等;
- (3) 谱特征 包括目标的色彩,温度,谱信号等。

分布式融合和集中式融合是特征层融合通常采用的两种结构。在传统的特征层融合处理中,通常采用集中式融合结构,它通过一个核心推理引擎对来自不同信息源的原始数据或部分处理的数据进行融合处理,并进而开展相关应用处理,获取相应的决策信息。当前,分布式融合结构越来越多地在特征层和决策层融合中被采用。这种融合结构把通常的特征提取与应用处理分别置于各自环节中独立进行,然后再对各个分布式处理环节的结果进行全局融合处理,从而获得最终结果。如图 5(a)就是一个典型的集中式特征层融合结构,图 5(b)则是一个分布式特征层融合结构。



(a) 集中式特征层融合结构



(b) 分布式特征层融合结构

图 5

特征层融合的方法有基于假设前提及统计分析的方法和基于知识的方法。前者包括 Bayesian 理论方法,D-S 方法,相关聚类方法等;而后者则有神经网络方法,模糊逻辑方法,专家系统方法等。

基于 Bayesian 理论的方法在解决同类特征数据时具有一定的优越性,它甚至可以在欠数据输入或无数据输入时作出相应的处理。然而, Bayesian 方法强迫每个数据信号必须在一个公共的层次上给出一个 Bayesian 可信度,而实际的信息融合必然包含各种各样的目标,其特征也将大相径庭,这时直接使用 Bayesian 方法将难以获得满意的结果。

D-S (Dempster-Shafer) 方法是一种扩展的 Bayesian 方法,它使用两个置信度来支撑融合结论,一种是支持结论的信任度,另一种是支持相反结论的虚警度,后者是融合系统可靠性的体现。例如如果某种事件 A 发生的概率为 20%,那么传统的 Bayesian 理论将认为事件 A 不发生的概率为 80%,但是 D-S 方法则认为剩下的 80% 概率应该属于所有的假设集合,而不仅仅是 A 事件不发生的概率。Kim 和 Swain 就利用 D-S 证据理论成功地融合分析了多谱图象和数字高程数据中的地面分类问题^[23],最终根据最可靠原则进行特征识别分类。Coombs 等人运用 D-S 理论对战术导弹环境中的目标分类进行了处理^[24],在分类可靠性方面取得了较明显的提高。

相关聚类法通过目标特征的相似性、距离、相关系数等参数来判定各种特征对象是否属于同一类型,进而对同类特征进行特定处理,从而尽可能准确地获取目标特征及其类别属性。相关聚类法是一种启发式算法,当目标特征类别域不是很明确时,该方法是一种有力的工具。

神经网络由于不需要建立应用数据对象的模型而在智能领域获得了越来越多的应用,但这往往形成一种误解,使神经网络的应用停留在对目标对象进行简单的区分上,即通过辨识函数来描述目标对象的边界,然后给出“是”或“否”的结论。这种情况在最近已经得到了改变,神经网络已经被用于参数识别,模型确定等应用,而且这种参数确定不仅通过外部数据来完成,在网络的内部结构方面也更加趋于自然。

在实际遥感图象处理应用中,神经网络往往与统计等方法结合使用,从而充分利用这些方法的参数估计和基于模型分析精确性的优点。Jimenez 运

用投票法则和神经网络方法对多谱数据的特征进行了有效的融合^[25],而 Bruzzo 则开发了一种神经—统计方法对多时相和多源遥感数据进行融合分类^[26],取得了比较满意的效果。

由于底层数据精确度的限制,以及目标特征提取过程的不确定性,而使很多目标特征往往具有不确定性。模糊逻辑方法正是针对这类问题而提出的。模糊逻辑是建立在模糊集合理论基础上的一种逻辑推理,其推理规则需要通过外部知识建立。在特征融合过程中,它首先将目标一些不确定的特征用模糊集合表示,然后对来自多源的相似特征进行融合推理,根据一定规则获得最优融合特征。Chanussot 等使用模糊逻辑融合方法对多时相 SAR 图象进行线性特征检测^[27],并且可以通过选择控制算子进行不同尺度的检测处理。Bassel Solaiman 运用模糊数据融合方法成功地实现了对 ERS-1/JERS-1 的 SAR 图象进行土地覆盖分类处理^[28]。

专家系统方法通常由专家推理引擎和专家知识数据库组成,其推理引擎主要是一些推理逻辑和推理规则,而专家知识数据库则是从实际应用中提炼出来的正确经验知识,并经过特定的句法描述的符号集。专家系统首先将已知的目标特征建立数据库,并建立融合法则。在实际处理目标数据时,往往先将目标特征与特征数据库中的数据进行模式匹配,然后根据相应的融合法则进行融合推理,最后得到特征融合结果。

基于假设前提和统计分析的特征层融合方法具有执行快速准确的特点,然而在有些实际应用中却往往难以建立准确的统计模型,此时这类方法就无法应用。基于知识的方法则能够灵活而广泛地描述各种应用,但是它们又往往具有描述不够精确,执行时间较长的不足。近来不断出现的各种新方法充分地结合了这两类方法的优点,将它们结合使用,从而能够较好地消除应用中的不确定性,加速问题求解^[29]。

2.3 决策层数据融合

决策层融合是数据融合的最高层次,其最直接的体现就是经过决策层融合的结果可以直接作为决策要素来做出相应的行为,以及直接为决策者提供决策参考。

决策层融合方法通常分为两类,即基于辨识的决策融合方法和基于知识的决策融合方法。基于辨识的融合方法对数据设定一定的假设前提,然后建

立目标的概率模型来分类目标,典型的方法包括 MAP (Maximum A Posteriori) 方法, ML (Maximum Likelihood) 方法, BC (Bayesian Criteria) 方法和 D-S 方法等等。而基于知识的方法则使用逻辑模板和句法上下文知识来描述、融合数据,其具体方法有基于专家知识的方法,基于神经网络的方法,以及基于模糊逻辑的方法等等。这些方法的基本原理与特征层融合所应用的方法非常类似,而不同的是:

(1) 融合的对象不同 特征层融合的对象是目标的特征空间,而决策层融合的对象则是目标的决策信息空间;

(2) 对支撑知识的依赖程度不同 决策层融合与外部知识支撑系统密不可分,相对特征层融合而言,其更加依赖于外部知识推理决策。

图 6 给出了一个典型的决策层融合结构。在结构上,其与图 5(b) 分布式特征层融合非常类似,但是它们的融合对象并不相同,前者融合的对象是决策信息,而后者则是特征信息。

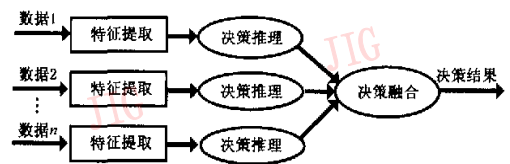


图 6 决策层融合结构

Jeon 采用联合似然法 (Jointly Likelihood) 和主体加权法 (Weighted Majority) 决策融合方法对多时相遥感数据进行决策分类^[30],使分类效果得到了明显改善。Benediktsson 采用一种两级方法对多源和高光谱数据进行决策分类^[31],该方法在第 1 级采用投票法进行分类取舍决策,在第 2 级使用一个神经网络对在第一级被否决的数据进行再次分类。与传统方法比较,这种两级方法在分类精度上取得了较好的效果。Jimenez 不仅对遥感数据进行了特征层分类,而且使用主体投票和神经网络对遥感数据进行了决策层融合处理^[25],从而使决策分类的精确度有了一定的提高。

正如特征层融合使用的方法一样,在决策层融合处理中,基于辨识的方法和基于知识的方法也各有类似的不足,因此在实际应用中往往两类方法结合使用,这一点从上述各种具体应用所采用的方法中可以得到验证。

3 数据融合与遥感图象应用

从图 2 可以看出,数据融合各个层次各类方法的目的是为其相应的具体应用提供更准确可靠的信息,从而提高这些应用的精确度,像素层融合方法是为了提高图象的质量,以进行图象增强、图象压缩、图象分类等应用;特征层融合方法是为了准确地提取出图象中目标的特征,从而为目标的特征分类和检测提供依据;决策层融合方法则是为了提高决策分类的准确性.这种融合过程正好可以服务于图象分类、目标检测、变化检测和目标识别^[32,33].

图 7 示出了数据融合与各种遥感数据应用集成的逻辑结构.从球心到球表面是一个由抽象数据处理到实际应用的过程,它包括以下几部分:

(1) 框架核(球心至实曲线空间) 包括数据去噪、几何校正、辐射校正、图象配准等基本预处理过程;

(2) 数据融合处理层(实曲线至虚划线空间),包括像素层、特征层、决策层 3 层数据融合过程,融合算法调度,融合性能评估等;

(3) 应用层(点划线包含的空间),包括图象分类、目标检测、变化检测、目标分类识别,该部分使用的很多基本方法与数据融合使用的方法一致,因此它们在空间中也有重合的部分;

(4) 具体应用层(外层点划线至球表面) 包括城市分类等各类图象分类,运动目标检测等各种目标检测和变化检测,以及舰船识别等各种目标识别.

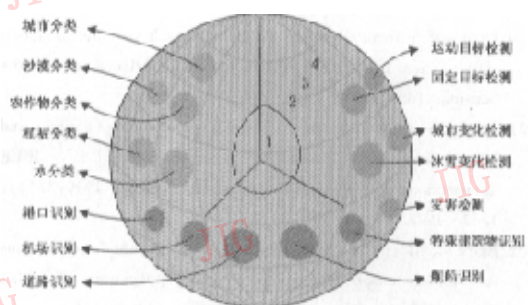


图 7 球状遥感数据融合处理与应用集成逻辑结构

一般地认为,图象分类、目标检测主要与数据融合中的像素层和特征层融合关联比较密切^[34~35],而变化检测、目标识别则主要与特征层和决策层融合密切联系^[37~42].

4 结论和展望

数据融合技术以信号处理、控制理论、模式识别、人工智能等为基础,是统计分析、小波分析理论、神经网络、模糊逻辑、专家系统等诸多前沿学科与图象分类、目标检测、目标识别等热门应用相结合的产物,因而自其诞生以来便极具生命力,获得了迅速发展,其应用也越来越广泛.数据融合技术自形成以来就与遥感图象处理、医学图象处理、机器人控制、工业过程控制等应用领域紧密结合,并获得了极大的成功.尤其是在对 Landsat、SPOT、ADEOS、SIR-C、ERS-1, 2、JERS-1、Radarsat 等遥感数据处理中,数据融合技术几乎无处不在,而且往往能够取得比较理想的效果,使数据处理的性能有较大的改善.

当然,数据融合技术的发展还不够成熟,各种正确、高效而且可靠的融合方法的缺乏对于数据融合技术仍然是一个瓶颈.基于知识融合方法具有很好的灵活性和强大的功能,逐步成为新兴的一类主流融合方法.然而,基于知识方法设计和实现的复杂性,不确定性,实时性,以及实现条件的制约,设计、实现一种好的基于知识的方法并不是一件容易的事情.因此,当前数据融合方法趋向于把知识理解与统计信息相结合,已经出现的一些算法表明这样可以使基于知识的方法和基于统计的方法互为补充,取得了较好的效果.同时,信息的爆炸性增长、对遥感数据分析、目标检测、目标识别及其他应用的成功解决,以及良好的应用前景,等等,无不预示着数据融合技术在信息处理特别是遥感数据处理中将起到越来越重要的作用,相应的各种融合方法也必将获得更快的发展,应用前景也将越来越广阔.

致谢 这项工作是在中国科学院遥感应用研究所刘智博士后、郭子琪副研究员、张红博士生等人协助下完成的,作者在此感谢他们的协作和帮助.

参 考 文 献

- 1 U. S. Department of Defense, Data Fusion Subpanel of the Joint Directors of Laboratories [R]. Technical Panel for C3. Data fusion lexicon, 1991.
- 2 Hall D. L. Mathematical techniques in multisensor data fusion [M]. Boston: Artech House, 1992.
- 3 刘同明,夏祖勋,解洪成. 数据融合技术及其应用[M]. 北京:国防工业出版社,1998.

- 4 Wald L. An overview of concepts in fusion of Earth data[A]. In: Future Trends in Remote Sensing [C], Gudmansen (ed.), Balkema, Rotterdam, 1998;385~390.
- 5 Lucien Wald. Some terms of reference in data fusion[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(3): 1190~1193.
- 6 何国金,李克鲁,胡德水. 多卫星遥感数据的信息融合:理论、方法与实践[J]. 中国图象图形学报, 1999,4A(9):744~750.
- 7 徐立中,于洪珍. 基于信息融合的工业视频图象压缩编码方法研究[J]. 中国图象图形学报, 1999,4A(1):52~55.
- 8 易善桢,李琦,杨超伟等. 数字地球的信息融合框架[J]. 中国图象图形学报, 1999,4A(4):16~19
- 9 王延平,袁杰,廖原等. 利用信息融合技术的缺损目标识别方法[J]. 中国图象图形学报, 2000,5A(3):237~240.
- 10 John A. Richards, Xiuping Jia. Remote sensing digital image analysis: An introduction[M]. Third Edition, Berlin:Springer, 1999.
- 11 Pierre. Terretaz. Comparison of different methods to merge SPOT P and XS data; Evaluation in an urban area[A]. In: Future Trends in Remote Sensing [C], Gudmansen (ed.) Balkema, Rotterdam, 1998;435~443.
- 12 Harrison B A, Jupp D L B. 1990. Introduction to image processing [R]. MicroBRAIN Resource Manual, part 2, Melbourne; CSRIO Publications.
- 13 Shettigara V K. A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1992,58(5):561~567.
- 14 Petrou M, Stassopoulou A. Advanced techniques for fusion of information in remote sensing; An overview[A]. In:Proc. SPIE [C]. Florence, Italy, 1999;3871;264~275.
- 15 Bruno Aiazzi, Luciano Alparone, Fabrizio Argenti. Wavelet and pyramid techniques for multisensor data fusion; a performance comparison varying with scale ratios[A]. In:Proc. SPIE[C]. Florence, Italy, 1999,3871:251~262.
- 16 王文杰,唐婷,朱重光. 一种基于小波变换的图象融合算法[J]. 中国图象图形学报, 2001,6A(11):1130~1135.
- 17 李军,林宗坚. 基于特征的遥感影像数据融合方法[J]. 中国图象图形学报, 1997,2(2,3):103~107.
- 18 Ranchin T, Wald L. Sensor fusion to improve the spatial resolution of images; The ARSIS methods [A]. In: Future Trends in Remote sensing [C], Gudmansen (ed.), Balkema, Rotterdam, 1998;445~451.
- 19 Xiong huilin, Zhang Tianxu. Multiresolution texture features extraction and recognition based on translation and scale-invariant adaptive wavelet transform[A]. In:Proc. SPIE[C]. Orlando, Florida, 1999,3781;305~312.
- 20 Burt P J. The pyramid as a structure for efficient computation [A]. In: Multiresolution Image Processing and Analysis [M], A. Rosenfeld(Ed), Berlin; Springer Verlag,1984.
- 21 Kim M G, Dinstein I, Shaw L. A prototype filter design approach to pyramid generation[J]. IEEE Trans. Pattern Anal Machine Intell, 1993,15(12):1233~1240.
- 22 Alparone L, Cappellini V, Mortelli L. A pyramid based approach to multisensor image data fusion with preservation of spectral signatures [A]. In: Future Trends in Remote Sensing [C]. Gudmansen(ed), Balkema, Rotterdam, 1998;419~426.
- 23 Kim H, Swain H P. Multisource data analysis in remote sensing and geographic information systems based on Shafer's theory of evidence [A]. In: International Geoscience and Remote Sensing Symposium[C]. Vancouver B. C. Canada, 1989;829~832.
- 24 Coombs K, Freil D, Lampert D *et al.* Using dempster-shafer methods for object classification in the theater ballistic missile environment[A]. In:Proc. SPIE[C], Orlando, Florida, 1999, 3791;103~113.
- 25 Jimenez Luis O. Classification of hyperdimensional data based on feature and decision fusion approaches using projection pursuit, majority voting, and neural networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(3):1360~1366.
- 26 Lorenzo Bruzzone. A Neural-statistical approach to multitemporal and multisource remote-sensing image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(3): 1350~1359.
- 27 Jocelyn chanussot, Gilles Mauris, Patrick Lambert. Fuzzy fusion techniques for linear features detection in multitemporal SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(3):1292~1305.
- 28 Solaiman Bassel. Multisensor data fusion using fuzzy concepts; Application to land-cover classification using ERS-1/JERS-1 SAR composites [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(3):1316~1326.
- 29 Pohl C. Tools and method used in data fusion[A]. In:Future Trends in Remote Sensing [C], Gudmansen (ed.), Balkema, Rotterdam, 1998;391~399.
- 30 Byeungwoo Jeon. Decision fusion approach for multitemporal classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(3):1227~1233.
- 31 Jon Atli Benediktsson. Classification of multisource and hyperspectral data based on decision fusion [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(3): 1367~1377.
- 32 Bjork C, Morris N, Dasarathy B V *et al.* Sensor fusion options for ballistic missile defense interceptor applications [A]. In: Proc. SPIE[C], Orlando, Florida, 1999,3719;92~102.
- 33 Shah Shishir, Aggarwal J K. Hierarchical multifeature integration for automatic target recognition[A]. In:Proc. SPIE [C], Orlando, Florida, 1999,3720;357;365.
- 34 Ulug M E, McCullough Claire L. Feature and data level fusion of infrared and visual images[A]. In:Proc. SPIE[C]. Orlando, Florida, 1999,3719;312~318.
- 35 Chen Dongwei. A wavelet CFAR detector for automatic target detection [A]. In: Proc. SPIE [C], Orlando, Florida, 1999,

- 3718;323~331.
- 36 Jorge E. Pérez-Jácome, Vijay K. Madisetti. Target detection via combination of feature-based target-measure images [A]. In: Proc. SPIE[C], Orlando, Florida, 1999,3720:345~356.
- 37 Owirka G J, Verout S M, Novak L M. Template-based SAR ATR performance using different image enhancement techniques [A]. In: Proc. SPIE[C], Orlando, Florida, 1999,3720:302~319.
- 38 Irving W, Etringer G. Classification of targets in synthetic aperture radar imagery via quantized grayscale matching[A]. In: Proc. SPIE[C], Orlando, Florida, 1999,3721:302~319.
- 39 Samuel Foucher, Goze Bertin Benie, Jean-Marc Boucher. Multiscale MAP Filtering of SAR Images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001,10(1):49~60.
- 40 Tamar Peli, Mon young, Robert Knox *et al.* Feature level sensor fusion[A]. In: Proc. SPIE[C], Orlando, Florida, 1999, 3719:332~339.
- 41 Ian McConnell, Chris Oliver. Segmentation-based target detection in SAR[A]. In: Proc. SPIE[C], Florence, Italy, 1999,3869:45~54.
- 42 Timothy D Ross, Jeffrey J Bradley, Lanson J Hudson *et al.* SAR ATR-So What's The Problem? -An MSFAR Perspective [A]. In: Proc. SPIE[C], Orlando, Florida, 1999,3721:662~672.



瞿继双 1974年生,1996,1999年分别在国防科学技术大学自动控制系统获取学士和硕士学位,现为国防科大机电工程与自动化学院与中国科学院遥感应用研究所联合培养博士生.主要感兴趣方向为遥感图象处理、数据融合处理、神经网络等.



王超 1963年生,1989年获南京大学理学博士,现为中国科学院遥感应用研究所研究员、博士生导师.主要研究领域为微波遥感、InSAR测量技术等.

王正志 1945年生,1984年获美国 Rice 大学博士学位,现为国防科学技术大学机电工程与自动化学院教授、博士生导师.研究领域包括遥感信息处理、控制,自适应控制,模式识别及机器学习等.

《中国图象图形学报》合订本征订通告

本刊目前装订了一批1996~2001年的期刊合订本,因数量有限,欲购者请尽快到本刊编辑部订购.各卷合订本的价目表如下:

- 1996年第1卷,定价:70元
 1997年第2卷,定价:140元
 1998年第3卷(上下册),每册定价:80元
 1999年第4卷(上下册),每册定价:90元
 2000年第5卷(上下册),每册定价:90元
 2001年第6卷(上下册),每册定价:160元

《中国图象图形学报》编辑部地址:中关村东路95号中国科学院自动化研究所
 本刊通信地址:北京2728信箱 邮编:100080