

PATTERN RECOGNITION
TECHNOLOGY SERIES

模式识别技术丛书

遥感图像融合方法研究

李 红 著



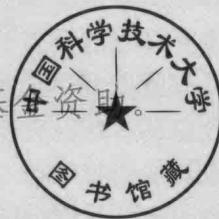
科学出版社

模式识别技术丛书

遥感图像融合方法研究

李 红 著

本著作得到咸阳师范学院学术著作出版基金资助



科学出版社

北京

内 容 简 介

本书主要针对多光谱图像与全色图像融合过程中出现的空间结构损失与光谱信息失真等问题，提出了基于非负矩阵分解、稀疏表征以及核学习等遥感图像融合方法。主要内容包含如下几个方面：以学习数据的有效表示为主题，通过挖掘数据本身固有的结构信息，有效地对遥感图像进行融合；将线性模型扩展到非线性模型，利用深层网络结构较好的特征学习能力，提出基于深度支撑值学习网络的遥感图像融合方法。

本书可为高等院校计算机科学、信息科学、人工智能等领域的研究人员提供参考，也可供相关专业本科生、研究生、教师及感兴趣的人员参考。

图书在版编目 (CIP) 数据

遥感图像融合方法研究/李红著. —北京：科学出版社，2018.12

ISBN 978-7-03-058509-7

I. ①遥… II. ①李… III. ①遥感图像-图像处理-研究 IV. ①TP751

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2018) 第 184392 号

责任编辑：赵丽欣 常晓敏 / 责任校对：马英菊

责任印制：吕春珉 / 封面设计：耕者设计工作室

科学出版社出版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码：100717

<http://www.sciencep.com>

三河市骏杰印刷有限公司印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2018 年 12 月第 一 版 开本：B5 (720×1000)

2018 年 12 月第一次印刷 印张：10 1/2

字数：205 000

定价：79.00 元

(如有印装质量问题，我社负责调换《骏杰》)

销售部电话 010-62136230 编辑部电话 010-62134201

版权所有，侵权必究

举报电话：010-64030229；010-64034315；13501151303

前　　言

最近几十年世界各国航天技术取得了巨大进步，遥感卫星的数目越来越多，其空间分辨率、时间分辨率、数据多样性与质量均大幅提升。目前，我国已形成了资源、气象、海洋、环境、国防系列等构成的对地观测遥感卫星体系，可以为现代农业、防灾减灾、资源环境、公共安全等重要领域提供信息服务和决策支持。与此同时，遥感图像传感器的类型越来越丰富，未来规模化的多星组网运行模式也将产生大量多源多时相的遥感图像数据，使获得的多源遥感数据日益增加。为了能够高效处理海量多样的遥感数据，研究者采用图像融合技术对这些多源数据进行处理。通过信号分析与图像处理技术，多源遥感数据融合能够汇集各种不同来源的遥感数据，叠加时间要素和空间要素，综合提升信息的精度、置信度及其空间维、光谱维上更丰富的信息要素，在提升遥感应用水平上发挥着重要作用。

多光谱图像含有较丰富的光谱信息，有利于对地物的识别与解译，但空间细节信息较差；全色图像虽然含有丰富的空间结构信息，能够描述地物的细节特征，但它所包含的光谱信息相对较弱。遥感图像融合旨在得到同时具有多光谱图像光谱特征和全色图像空间特征的融合图像，为后期的分类和识别提供更加全面的信息，这一课题已成为多源遥感数据融合的重要研究内容。稀疏分析是信号处理领域新近发展起来的一种数据建模与处理模式，能够对信号形成简洁的描述，而稀疏学习通过优化求解信号描述，能够自动学习出复杂遥感数据最精简的表达。

本书主要针对当前遥感图像融合方法中空间结构损失与光谱信息失真等问题，对多光谱图像和全色图像进行研究，构造了一系列基于稀疏表征与核学习的遥感图像融合方法，来增强融合后图像的空间细节信息，并减少光谱扭曲。具体内容如下。

第1章主要介绍遥感图像融合时用到的主要技术以及对融合图像的评价方法。随后几章结合稀疏表征与核学习理论分别采用不同的方法对遥感图像的融合提出了一些新的算法。

第2章介绍基于稀疏非负矩阵分解的遥感图像融合方法。非负矩阵分解将一个非负的矩阵分解为左右两个非负矩阵的乘积，不仅反映了人类思维中“局部构成整体”的概念，而且要求分解后的所有分量均为非负值，使得数据分解后的矩阵具有严格的物理含义。将稀疏表示理论与非负矩阵分解模型应用于多

光谱图像与全色图像，首先从全色图像学习出一个高分辨率字典和相应的低分辨率字典，构造多光谱图像的稀疏非负矩阵分解模型，在低分辨率字典下获得光谱系数矩阵，将该系数矩阵与高分辨率字典相乘得到融合后的高分辨率多光谱图像。稀疏正则项的引入有效克服了标准非负矩阵分解算法的不稳定现象，能够较好地保持图像的光谱信息和空间信息。

第3章介绍基于支撑值变换与半非负矩阵分解的遥感图像融合方法。半非负矩阵分解放松了非负矩阵分解的约束，仅要求分解后的权值系数矩阵为非负值，而对数据矩阵及分解后的基矩阵并没有严格要求。图像经支撑值变换后的分量含有正值或负值，对变换后的低频分量使用半非负矩阵分解方法得到唯一的特征基，这个特征基为融合后的低频分量；对于支撑值使用基于块匹配度的区域能量融合规则。

第4章介绍基于深度支撑值学习网络的遥感图像融合方法。为了避免融合过程中的信息损失，在已有的卷积神经网络结构基础上，取消了特征映射层的下采样过程，构建了深度支撑值学习网络模型，该模型包含5个隐藏层，每一层的基本结构由卷积层和线性层构成，取出各卷积层和第5个隐藏层的线性层作为网络模型的输出层。输出层的各卷积层图像融合采用绝对值取大法，得到融合后的各卷积层图像；将线性层图像分别在过完备字典上进行稀疏表示，并对稀疏系数采用绝对值取大法进行融合，得到融合后的线性层图像；将融合后的各卷积层和线性层图像重构得到融合图像。

第5章介绍基于多尺度几何变换与层次化稀疏自编码的遥感图像融合方法。利用非下采样轮廓波变换捕获全色图像在各尺度和各方向上的空间细节信息，通过层次化稀疏自编码模型对细节信息进行逐层过滤与精提纯，并将提纯后的细节信息注入光谱图像中缓解图像的失真。使用层次化稀疏自编码模型挖掘图像的空间结构并精提纯细节信息的方法，使得融合图像具有较好的光谱信息和清晰的空间结构信息。

第6章介绍基于方向树状存储过完备冗余字典的遥感图像融合方法。为了挖掘遥感图像多样的地物类型信息以及复杂的空间结构信息，提出方法首先将图像块分类为光滑类、无规则类和方向信息明确的方向角度类；其次，以全色图像块的结构信息为导向，将上述三类图像块分别在过完备DCT字典、KSVD学习字典和树状Ridgelet字典下进行稀疏编码。KSVD学习字典能够对结构复杂的无规则图像块实现较优逼近，而树状Ridgelet字典能够准确捕获方向角度类图像块的方向结构信息。

第7章介绍基于几何可控核学习的遥感图像融合方法。该方法首先建立低分辨率多光谱图像、高分辨率全色图像以及高分辨率多光谱图像间的关系；利用全色图像块的局部结构相似性先验，对解空间进行正则化约束，并采用梯度

下降法对目标函数进行优化。为了更好地捕获局部窗口的结构信息，采用几何可控核计算局部窗口的相似性系数。提出的方法在提升光谱信息的同时，保持了融合图像的空间结构信息。

第8章介绍基于超像素和自适应增益的遥感图像融合方法。该方法利用超像素技术将光谱图像的各波段进行分割，对每一个匀质区域利用最小二乘法找到其对应的权值，结合全色图像与光谱图像间的关系，计算各区域的增益系数，利用融合图像的注入模型理论将空间结构信息注入光谱图像中，得到融合后的高分辨率光谱图像。

第9章对遥感图像融合领域的研究工作指出了新的研究方向。

本书的完成离不开多位老师和研究生的支持与帮助，在本书出版之际，特别感谢西安电子科技大学刘芳教授和杨淑媛教授对本书提出的宝贵意见。感谢咸阳师范学院计算机学院宋笑雪、郭新明和李卫斌老师在实验过程中给予的建议，感谢段群、吴粉侠、刘淑英等老师在生活上的关心与帮助，感谢陕西中医药大学谭从娥教授和冯文哲教授多年来的关怀与帮助。此书也得到了国家自然科学基金（81473559）、陕西省科技厅自然科学基础研究计划（2017JM6086）、陕西省教育厅专项科研计划（16JK1823）、陕西省创新能力支撑计划（2018KRM145）等科研项目的支持。感谢书中所有被引用文献的作者。

由于水平有限，书中不妥之处恳请广大读者批评指正。

著 者

2017年10月

于咸阳师范学院

目 录

前言

| | |
|-------------------------------------|----|
| 第1章 绪论 | 1 |
| 1.1 基础知识 | 1 |
| 1.2 遥感卫星的特点 | 5 |
| 1.3 多光谱图像与全色图像融合技术的研究现状 | 6 |
| 1.3.1 分量替换法 | 8 |
| 1.3.2 多分辨分析法 | 12 |
| 1.3.3 迭代复原法 | 16 |
| 1.4 稀疏表示理论 | 19 |
| 1.4.1 稀疏表示求解 | 19 |
| 1.4.2 构造过完备字典 | 20 |
| 1.5 质量评价指标 | 21 |
| 第2章 基于稀疏非负矩阵分解的遥感图像融合方法 | 25 |
| 2.1 引言 | 25 |
| 2.2 非负矩阵分解 | 26 |
| 2.2.1 标准非负矩阵分解 | 26 |
| 2.2.2 稀疏非负矩阵分解 | 28 |
| 2.3 融合算法 | 28 |
| 2.4 实验结果与分析 | 30 |
| 2.4.1 QuickBird 数据的实验结果 | 30 |
| 2.4.2 GeoEye 数据的实验结果 | 33 |
| 2.5 本章小结 | 36 |
| 第3章 基于支撑值变换与半非负矩阵分解的遥感图像融合方法 | 37 |
| 3.1 引言 | 37 |
| 3.2 半非负矩阵分解与支撑值变换 | 38 |
| 3.2.1 半非负矩阵分解 | 38 |
| 3.2.2 最小二乘支撑向量机 | 38 |
| 3.2.3 支撑值变换 | 39 |
| 3.3 融合算法 | 40 |
| 3.4 实验结果与分析 | 41 |

| | | |
|--------------|------------------------------------|------------|
| 3.4.1 | QuickBird 数据的实验结果 | 42 |
| 3.4.2 | GeoEye 数据的实验结果 | 47 |
| 3.5 | 本章小结 | 52 |
| 第 4 章 | 基于深度支撑值学习网络的遥感图像融合方法 | 53 |
| 4.1 | 引言 | 53 |
| 4.2 | 深度支撑值学习网络 | 54 |
| 4.2.1 | 深度卷积神经网络 | 54 |
| 4.2.2 | 深度支撑值学习网络 | 55 |
| 4.3 | 融合算法 | 57 |
| 4.3.1 | DSVL Nets 模型 | 57 |
| 4.3.2 | 基于 DSVL Nets 的融合算法 | 58 |
| 4.4 | 实验结果与分析 | 59 |
| 4.4.1 | QuickBird 数据的实验结果 | 59 |
| 4.4.2 | GeoEye 数据的实验结果 | 64 |
| 4.5 | 本章小结 | 70 |
| 第 5 章 | 基于多尺度几何变换与层次化稀疏自编码的遥感图像融合方法 | 71 |
| 5.1 | 引言 | 71 |
| 5.2 | 图像的多尺度几何表示 | 72 |
| 5.3 | 构造空间自相似字典 | 74 |
| 5.4 | 融合算法 | 75 |
| 5.4.1 | 稀疏自编码模型 | 75 |
| 5.4.2 | 层次化稀疏自编码 | 77 |
| 5.5 | 实验结果与分析 | 77 |
| 5.5.1 | 数据集与实验条件 | 77 |
| 5.5.2 | SAE 模型性能分析 | 78 |
| 5.5.3 | QuickBird 数据的实验结果 | 81 |
| 5.5.4 | GeoEye 数据的实验结果 | 88 |
| 5.5.5 | IKONOS 数据的实验结果 | 94 |
| 5.5.6 | 参数分析 | 100 |
| 5.6 | 本章小结 | 102 |
| 第 6 章 | 基于方向树状存储过完备冗余字典的遥感图像融合方法 | 103 |
| 6.1 | 引言 | 103 |
| 6.2 | 构造过完备字典 | 104 |
| 6.2.1 | KSVD 学习字典 | 104 |
| 6.2.2 | 方向树状 Ridgelet 字典 | 104 |

| | |
|-----------------------------------------|------------|
| 6.3 融合算法 | 106 |
| 6.4 实验结果与分析 | 109 |
| 6.4.1 QuickBird 数据的实验结果 | 109 |
| 6.4.2 GeoEye 数据的实验结果 | 111 |
| 6.4.3 IKONOS 数据的实验结果 | 114 |
| 6.5 本章小结 | 116 |
| 第 7 章 基于几何可控核学习的遥感图像融合方法 | 117 |
| 7.1 引言 | 117 |
| 7.2 可控核 | 118 |
| 7.3 融合算法 | 120 |
| 7.4 实验结果与分析 | 121 |
| 7.4.1 QuickBird 数据的实验结果 | 122 |
| 7.4.2 IKONOS 数据的实验结果 | 126 |
| 7.4.3 参数分析 | 129 |
| 7.5 本章小结 | 130 |
| 第 8 章 基于超像素和自适应增益的遥感图像融合方法 | 131 |
| 8.1 引言 | 131 |
| 8.2 注入模型 | 131 |
| 8.3 融合算法 | 132 |
| 8.4 实验结果与分析 | 133 |
| 8.4.1 参数分析 | 133 |
| 8.4.2 注入结构信息分析 | 135 |
| 8.4.3 QuickBird 数据的实验结果 | 137 |
| 8.4.4 GeoEye 数据的实验结果 | 141 |
| 8.5 本章小结 | 146 |
| 第 9 章 总结与展望 | 147 |
| 9.1 工作总结 | 147 |
| 9.2 工作展望 | 149 |
| 参考文献 | 151 |

第1章 绪 论

1.1 基 础 知 识

传感器技术和计算机技术的迅速发展推动了对信息融合技术的研究。信息融合技术的发展涉及多学科的交叉及应用，如通信技术、计算机科学以及人工智能等。学者们依据所处的研究领域以及对于信息融合的理解，分别对信息融合作出了不同的定义。这些定义可以总结归纳为：信息融合指的是综合利用多源信息，以获得对同一目标更本质、更客观和更准确的认识与理解。目前，信息融合在军事中的应用研究已经从低层的目标检测、识别和跟踪转向了态势评估和威胁估计等高层应用；此外，信息融合的应用已经从军事迅速扩展到了民用，主要包括无人驾驶飞机、航天应用、目标检测与跟踪以及机器人等领域。

数据融合^[1]出现于 20 世纪七八十年代，它是从另一种角度对信息融合的解释与理解，它来源于信息融合却又不止于信息融合，它是对信息融合的更深理解和更广范围与更高层次的扩充。在 1973 年，美国国防部成功开发了声呐信号处理系统，自此数据融合技术便在军事领域受到广泛的青睐。进入 90 年代以后，多种遥感卫星发射成功，不同空间分辨率、不同光谱分辨率以及不同时间分辨率的遥感图像被获取，这些数据间存在着一定的互补性和冗余性，因此如何有效整合并利用这些数据以获得更为丰富的信息成为亟待解决的问题，所以多传感器数据融合随之产生，并得到了广泛应用。

20 世纪 70 年代后期，图像传感器的出现使多传感器数据融合有了一个新的研究分支——多传感器图像融合，多传感器图像融合常被称为图像融合 (image fusion)。图像融合以图像为研究对象，旨在将单一或多个图像传感器在不同工作模式下获取的对同一场景的图像信息综合利用，实现对该场景更准确的理解与描述。图像融合处理后的新图像所含信息更丰富，对场景的表征更准确，对目标的表征也更精确，从而更利于后续的图像解译。图像融合是集传感器理论、模数信号转换及数字图像处理等技术为一体的一门综合学科，它的一大优点是可以提高系统的可靠性和性价比、扩大系统的工作范围以及获取对信息的更高效表示形式。Daily 等^[2]最先将雷达图像与 Landsat 图像的复合图像用于地质解译，后来的学者将这一过程认为是最早的图像融合。

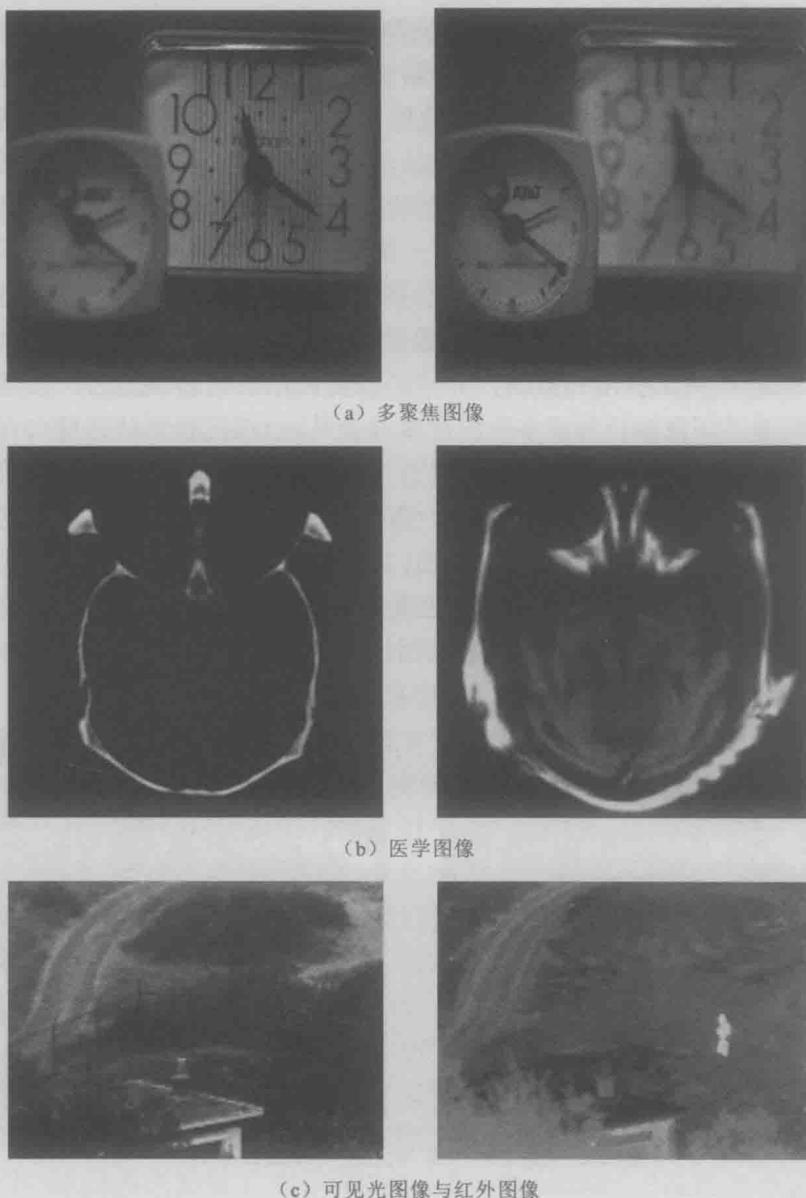
图像融合技术除了军事方面的应用外，在其他方面也有着广泛的应用，如

安全检测、交通管制、城市规划、人类视觉辅助、医学扫描成像、机器人智能、目标检测、农业产量评估、环境保护以及灾情预测等。当图像融合技术应用于工业时，它的目的是排除造成系统故障的原因；当图像融合技术用于身份识别时，它可用于安防、门禁、考勤等方面，此类应用的融合包括红外与可见人脸识别、掌纹与指纹的融合识别等；图像融合技术在交通领域的应用包括辅助驾驶员增强视觉范围以及提醒驾驶员防止疲劳驾驶等；在医学上的应用有计算机断层扫描 (computed tomography, CT) 图像与核磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI) 图像的融合；当融合技术应用在遥感图像时，它可以实现对地面物理现象和时间的解译，如农作物生长情况的评估等。因此，对于图像融合技术的深入研究具有非常重要的意义。

图像融合涵括了多聚焦图像融合^[3]、医学图像融合^[4]、可见光与红外图像融合^[5]以及遥感图像融合^[6]等。图 1.1 所示为部分图像融合示例图。其中，图 1.1 (a) 为多聚焦图像，多聚焦图像指的是由同一传感器在成像条件相同而镜头聚焦目标不同时所得到的多幅图像。多聚焦图像的产生主要是由光学镜头的景深所决定，即多聚焦图像的产生主要是由成像镜头造成的。从图 1.1 (a) 可以看出，第 1 列图像的左侧小钟表区域模糊而右侧大钟表区域清晰；第 2 列图像的左侧小钟表区域清晰而右侧大钟表区域模糊。这是由于拍摄时照相机的焦距不同而出现的这一现象。多聚焦图像融合是将两幅或多幅焦距不同的图像通过一定的融合规则进行合成，保留清晰部分，滤除模糊部分，从而得到一幅清晰的结果图像。

随着现代医学的发展，医学成像技术在疾病诊断方面起到了重要作用。图 1.1 (b) 所示为医学图像，其中第 1 列图像为 CT 图像，该图像能够清晰地反映人体的骨骼状况；第 2 列图像为 MRI 图像，它能够清晰地描述人体软组织方面的信息。综合不同医学成像模态的优点，依据一定的融合规则融合两幅图像，得到一幅具有清晰骨骼结构和软组织的结果图像，该幅图像有助于医生同时判断骨骼与软组织的状况，为疾病诊断、人体功能、解剖结构等研究提供更完整的信息。

可见光图像包含了场景的绝大部分信息，它具有丰富的细节信息和色彩信息，但可见光传感器在天气情况恶劣或者夜间环境下的成像能力较弱；红外线具有较强的穿透能力，红外线传感器能够在上述极端环境下捕获目标信息。图 1.1 (c) 为可见光图像与红外图像，第 1 列的可见光图像虽然能够真实反映目标情况，但当光照较差或有遮挡物时目标不能被真实反映出来，如隐藏在树林后面的人无法显示；第 2 列的红外图像成像原理为热辐射成像，红外线能够穿透树林捕获人的信息，它虽然不能清晰地显示目标状况，但它可以反映出目标的轮廓，将这两幅图像融合可以得到一幅清晰的结果图像。



(c) 可见光图像与红外图像

图 1.1 图像融合示例

遥感技术是 20 世纪 60 年代兴起的一项远程探测技术，它以不同空间、时间、波谱、辐射分辨率提供电磁波谱不同谱段的数据。1972 年，美国发射了第一颗地球资源卫星，使得遥感技术在世界范围内受到了极大的关注。由于技术条件的限制以及遥感器成像原理的不同，任何一个遥感器所得到的数据均有别于其他遥感器获取的遥感数据，且它们都只能反映目标的局部特征而非全局的本质特征。多源遥感图像提供的信息具有冗余性和互补性，避免了单一传感器

图像在几何、光谱和空间分辨率等方面存在的局限性，大大提高了图像的质量。因此，随着遥感技术和雷达技术的发展，图像融合的应用更为广泛。研究者对多源遥感图像的融合有不同的理解，他们从不同侧面分别对多源遥感图像融合给予了不同的定义。例如，Hall 和 Llinas、Pohl 和 Genderen^[7]、刘继琳和李军^[8]等均对多源遥感图像融合给出了不同的定义。将这些定义进行归纳：多源遥感图像融合是指将不同传感器得到的同一场景的图像或同一传感器在不同时刻得到的同一场景的图像，运用某些融合技术或手段得到一幅融合图像的过程。多源遥感图像融合的主要目的是利用数据间的互补性来弥补单一数据的不足，消除冗余数据以突出有用的数据，并且可以提高信息的协调能力。根据数据源不同，多源遥感图像融合包括多波段图像融合^[9]、合成孔径雷达图像与光学图像融合^[10]、多光谱图像与全色图像融合^[11]、高光谱图像与全色图像融合^[12]、多光谱图像与高光谱图像融合^[13]等。其中，研究最广的是多光谱图像与全色图像的融合（如图 1.2 所示）。从图中可以看出，第 1 列的多光谱图像有着丰富的颜色信息，但空间信息较弱；第 2 列的全色图像有着较高的空间分辨率和较低的光谱信息，不利于后续研究中对目标的识别与分类；图像融合的目的就是通过某种技术手段得到一幅兼具有丰富光谱信息和较高空间信息的图像。



图 1.2 多光谱图像与全色图像融合示例

最近几十年世界各国航天技术取得了巨大进步，不仅遥感卫星的数目越来越多，空间分辨率、时间分辨率、数据多样性与数据质量均大幅提升。多源遥感图像融合的应用更为广泛，已经从理论研究阶段步向了实际应用阶段，例如，为土地利用分类、森林分类、农作物分类与生长势态评估、地形测绘与地图更新、灾害监测、地质结构分析、探矿与采矿、岩性识别与分类、国土探测与规划、地理信息系统、目标识别与检测、天气预报与环境保护等重要领域提供信息服务和决策支持。

我国已形成了资源、气象、海洋、环境、国防系列等构成的对地观测遥感

卫星体系。随着遥感技术的发展，遥感图像传感器的类型越来越丰富，多源遥感图像融合能够通过信号分析与图像处理等技术，综合汇集各种不同来源的遥感图像，叠加时间要素和空间要素，综合提升信息的精度、置信度及其空间维、光谱维上更丰富的信息要素，在提升遥感应用水平上起着重要作用。因此，对于多源遥感图像融合的研究具有着非常重要的意义。

1.2 遥感卫星的特点

遥感技术是 20 世纪 60 年代兴起的一种探测技术，根据电磁波的理论，应用各种传感仪器对远距离目标所辐射和反射的电磁波信息，进行收集、处理，并最后成像，从而对地面各种景物进行探测和识别的一种综合技术。人造地球卫星发射成功，大大推动了遥感技术的发展。现代遥感技术主要包括信息的获取、传输、存储和处理等环节。完成上述功能的全套系统称为遥感系统，其核心组成部分是获取信息的遥感器。遥感器的种类很多，主要有照相机、电视摄像机、多光谱扫描仪、成像光谱仪、微波辐射计、合成孔径雷达等。主要的搭载平台有飞机、火箭、人造卫星和载人宇宙飞船等。

光学遥感卫星所获得的遥感图像有多光谱图像 (multispectral, MS) 和全色图像 (panchromatic, Pan)。由于获取这些图像的传感器不同，因此得到的多光谱图像有着较高的光谱分辨率，但空间分辨率较低，而全色图像有着较高的空间分辨率和较低的光谱分辨率。在实际应用中，清晰的外观使我们能够分辨物体，丰富的色彩信息可以帮助我们更清楚地对目标进行分类，所以高空间分辨率和高光谱分辨率是遥感图像不可或缺的两个重要因素。多光谱图像与全色图像的融合就是综合这两幅图像的优点，获取兼具高空间分辨率和高光谱分辨率的遥感图像，以便为后期的目标识别与分类等任务提供精确的分析图像。

获取多光谱图像和全色图像的卫星较多。Space Imaging 公司于 1999 年 4 月 27 日发射了 IKONOS-1 卫星，但该卫星一直没有进入预定轨道，于是在同年的 9 月 24 日再次发射了 IKONOS-2 卫星。QuickBird 卫星是由 Digital Goble 公司于 2001 年发射的。随后几年，Digital Goble 公司陆续发射了 WorldView-1 卫星、WorldView-2 卫星和 WorldView-3 卫星。2006 年 Orbital Imaging 公司和 Space Imaging 公司合并，成立了 GeoEye 公司，之后于 2008 年 9 月 6 日发射了 GeoEye-1 卫星。2013 年 1 月 GeoEye 公司并入 Digital Goble 公司，于 2016 年发射了 GeoEye-2 卫星。表 1.1 所示为常用的遥感卫星及其数据参数，从该表可以看出 IKONOS、QuickBird 和 GeoEye-1 卫星数据有一个共同特点，即多光谱图像有 4 个波段，分别为红色、绿色、蓝色和近红外波段，全色图像与多光谱图像的分辨率之比为 4；WorldView-2 卫星获取的多光谱图像有 8 个波段，

它不但包含了 4 个标准谱段，还包含了 4 个额外的多样谱段（海岸、黄、红边和近红外 2 波段）。全色图像的分辨率高于光谱图像的分辨率，但光谱图像比全色图像具有丰富的谱信息，将两种特征有效结合得到一幅高分辨率、高光谱的图像，是遥感图像研究过程中非常重要的一个环节。

表 1.1 遥感卫星数据参数

| 遥感卫星 类型 | 分辨率/m | | 波长范围/nm | | 发射年份 |
|-------------|-----------|-----------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------|------|
| | 多光谱图像 | 全色图像 | 多光谱图像 | 全色图像 | |
| IKONOS | 4 | 1 | B: 450~530 G: 520~610 R: 640~720 NIR: 770~880 | 450~900 | 1999 |
| QuickBird | 2.44~2.88 | 0.61~0.72 | B: 450~520 G: 520~600 R: 630~690 NIR: 760~900 | 450~900 | 2001 |
| GeoEye-1 | 2 | 0.5 | B: 450~510 G: 510~580 R: 655~690 NIR: 780~920 | 450~800 | 2008 |
| WorldView-2 | 2 | 0.5 | Coastal Blue: 400~450 B: 450~510 G: 510~580 Y: 585~625 R: 630~690 Red Edge: 705~745 NIR1: 770~895 NIR2: 860~1040 | 450~800 | 2009 |

1.3 多光谱图像与全色图像融合技术的研究现状

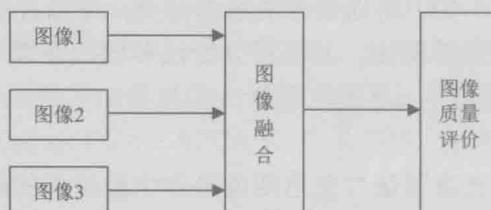
Pohl 等在文献中对已有的约 150 篇有关全色图像与多光谱图像融合的相关文献进行了综述，这些方法将多光谱图像与全色图像的融合分为像素级、特征级和决策级图像融合。像素级融合是直接对源图像处理而获得融合图像的过程。该融合过程在像素层面上实现，融合过程中输入的是图像，输出的

仍是图像，但融合后图像所包含的信息量多于任何一幅单一的图像，并尽可能多地包含所有源图像的有用信息。

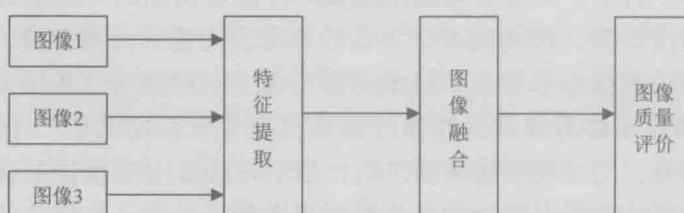
像素级融合方法主要包括基于光谱域变换的图像融合以及基于频率域信号分解和重构的图像融合。光谱域融合方法主要包括逻辑滤波法、像素平均法和对比调制法等；变换域融合方法是利用源图像的变换系数进行融合处理，变换域融合方法包括离散傅里叶变换、离散余弦变换、离散小波变换、脊波变换、曲波变换等。像素级融合过程是一种较低水平的融合，其优点是可以保留尽可能多的原始图像信息，缺点是处理的数据量大，且算法处理的实时性较差。

特征级图像融合是对图像提取的特征信息进行分析与融合，如区域、形状、纹理等特征，主要的融合方法包括聚类分析法、贝叶斯估计法、神经网络方法等。特征级融合是介于像素级融合与决策级融合之间的一种中间层次的融合策略。该融合策略既保留了原始图像的足够信息，又能够对图像信息进行有效的压缩，提高实时处理的能力；同时由于数据量的减少，使特征级融合比像素级融合更易丢失较多的信息。

决策级图像融合是对图像的特征按某些判别规则和决策规则进行判断、识别与分类之后再进行融合的过程，主要的融合方法包括贝叶斯法、D-S 证据法以及表决法等。决策级图像融合是最高层次的融合策略，其优点是具有较强的容错性、好的开放性，并且处理时间短、分析能力强，但存在的缺点是对图像的特征提取和特征判别要求较高。图 1.3 所示为不同层次的融合过程，各层间的关系如图 1.4 所示。



(a) 像素级图像融合



(b) 特征级图像融合

图 1.3 不同层次的融合过程



图 1.3 (续)

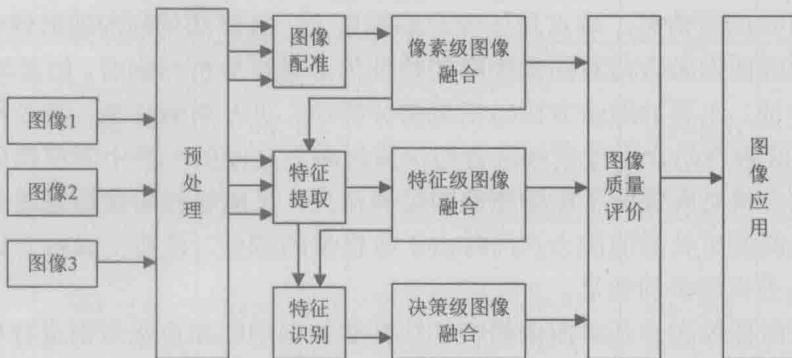


图 1.4 各层间的关系

将不同类型的多源遥感图像进行融合，充分利用不同图像的互补信息，获得同时具有较高空间分辨率与光谱分辨率的光谱图像，为后续精准的目标信息获取与图像解译提供基础。随着研究者对融合技术的不断研究，高质量、高可靠的融合技术层出不穷，将这些方法进行分类，可以看出目前流行的方法主要分为以下 3 类：分量替换法、多分辨分析法和迭代复原法（如图 1.5 所示）。

1.3.1 分量替换法

分量替换法是多光谱图像与全色图像融合中最经典的融合方法，其融合结果的好坏取决于全色图像与多光谱图像波段之间的相关性，相关性越大，融合结果质量越高；否则，融合结果质量越低。分量替换法的优点是算法实现较简单、计算复杂度较低，但此类方法容易导致融合图像的光谱扭曲。

分量替换法的核心思想是：将多光谱图像上采样至与全色图像相同尺寸，对上采样后的多光谱图像进行变换，得到在这个变换空间的一个主分量 PC1 和若干其余分量，用全色图像替换 PC1，最后再进行逆变换得到新的多光谱图像，这个新的多光谱图像则为融合后的结果图像。如果只是将全色图像直接替换主分量 PC1，则会导致严重的光谱扭曲，通常的做法是先将高分辨率全色图像与主分量 PC1 进行直方图匹配，用匹配图像替换主分量 PC1。直方图匹配的作用是使全色图像和主分量 PC1 具有相同的标准差和相同的均值，以提高全色