
小组主要研究方向介绍

小组教师：张良培 钟燕飞 沈焕锋 黄昕 罗斌
夏桂松 杜博 张洪艳 袁强强 张乐飞

2016-4-13

目 录

1 高光谱影像处理	9
1.1 概述.....	9
1.2 研究意义.....	11
1.3 典型应用.....	12
1.3.1 端元提取与混合像元分解.....	12
1.3.2 目标探测.....	14
1.4 已取得的研究成果.....	17
1.4.1 混合象元分解模型及光谱分解.....	17
1.4.2 端元提取.....	19
1.4.3 光谱盲分解.....	24
1.4.4 目标探测.....	26
1.4.5 特征降维.....	31
1.5 发展前景与就业领域.....	32
1.6 入门资料推荐.....	32
2 高分辨率遥感影像信息提取	34
2.1 概述.....	34
2.2 研究意义.....	34
2.3 典型应用.....	34
2.3.1 例 1.....	34
2.3.2 例 2.....	35
2.4 已取得的研究成果.....	37
2.4.1 成果一：像元形状指数.....	37
2.4.2 成果二：面向对象分类.....	37
2.4.3 成果三：纹理模型.....	38
2.4.4 成果四：形态学房屋指数-形态学阴影指数.....	38
2.4.5 成果五：光谱-空间分类器.....	40
2.4.6 成果六：分类后处理优化.....	41

2.5	发展前景与就业领域.....	43
2.6	入门资料推荐.....	43
3	智能化遥感影像信息提取	44
3.1	概述.....	44
3.2	研究意义.....	44
3.3	已取得的研究成果.....	44
3.3.1	遥感影像处理中的人工免疫系统及其应用方法	44
3.3.2	基于人工 DNA 进化计算的高光谱数据分析	48
3.3.3	基于多 Agent 理论的高分辨率遥感影像处理	51
3.3.4	基于差分进化计算的遥感影像处理.....	53
3.3.5	高光谱遥感影像的空谱融合稀疏分解	55
3.4	发展前景与就业领域.....	56
3.5	入门资料推荐.....	57
4	影像质量改善与多源数据融合	58
4.1	概述.....	58
4.2	研究意义.....	58
4.3	研究内容及研究成果.....	58
4.3.1	降质遥感影像信息增强.....	58
4.3.2	多源遥感信息融合	71
4.4	发展前景与就业领域.....	79
4.5	入门资料推荐.....	79
5	高维遥感大数据处理中的低维结构建模.....	84
5.1	概述.....	84
5.2	研究意义.....	86
5.3	研究内容与研究成果.....	86
5.3.1	基于稀疏表达的多源遥感影像空谱融合	86
5.3.2	高光谱遥感影像空-谱稀疏表达分类.....	90
5.3.3	高光谱遥感影像空-谱稀疏表达聚类.....	94
5.3.4	基于稀疏表达的高光谱影像亚像素异常探测	96
5.3.5	基于稀疏构图的高光谱影像特征提取	97

5.3.6	基于低秩矩阵分解的高光谱遥感影像复原	97
5.3.7	基于秩最小化的多角度影像配准.....	100
5.3.8	基于低秩矩阵分解的高光谱影像混合像元分解	101
5.4	发展前景与就业前景.....	102
5.5	入门资料推荐.....	102
6	遥感影像处理中的机器学习新方法.....	104
6.1	概述.....	104
6.2	研究意义.....	105
6.3	典型应用.....	106
6.3.1	张量学习.....	106
6.3.2	流形学习	109
6.3.3	主动学习.....	110
6.3.4	深度学习.....	110
6.4	已取得的研究成果.....	112
6.4.1	基于支持张量机的遥感影像目标探测	112
6.4.2	基于多特征张量描述方法的遥感影像目标探测	113
6.4.3	基于 Rank-1 张量分解的高光谱遥感影像降噪	114
6.4.4	张量流形学习方法.....	115
6.4.5	基于多特征流形学习的影像特征提取	118
6.4.6	基于非监督特征学习方法的场景分类	118
6.4.7	基于梯度提升的随机卷积神经网络用于场景分类	119
6.4.8	基于层次化特征学习的 Dropout K 均值算法用于高光谱影像分类	120
6.5	发展前景与就业领域.....	121
6.6	入门资料推荐.....	121
7	多角度遥感影像处理及应用	125
7.1	研究方向概述.....	125
7.2	研究意义.....	125
7.3	典型应用.....	126
7.3.1	多角度影像配准.....	126
7.3.2	多角度影像超分辨率重建.....	127

7.3.3	多角度影像建筑物高度提取	129
7.4	小组成果	130
7.4.1	基于低秩理论的多角度影像配准	130
7.4.2	考虑分辨率差异的多角度遥感影像超分辨率重建	132
7.4.3	顾及奇异点的多角度多光谱遥感影像超分辨率重建	134
7.5	发展前景与就业领域	135
7.6	入门资料推荐	135
8	亚像元定位	136
8.1	概述	136
8.2	研究意义	136
8.3	应用	136
8.4	已取得的成果	140
8.5	发展前景	146
8.6	相关资料	147
9	基于内容的遥感影像自动检索	148
9.1	概述	148
9.2	研究意义	148
9.3	典型应用	148
9.4	已取得的研究成果	150
9.4.1	不同分辨率遥感影像检索	150
9.4.2	尺度自适应遥感影像分割及几何特征提取	152
9.4.3	基于区域级语义特征的遥感影像检索	153
9.5	发展前景与就业领域	154
9.6	入门资料推荐	154
10	行星遥感	156
10.1	研究方向概述	156
10.2	研究意义	156
10.3	典型应用	157
10.4	小组成果	157
10.5	本方向发展前景	161

10.6	入门资料推荐.....	161
11	遥感影像变化检测	162
11.1	概述.....	162
11.2	研究意义.....	163
11.3	典型应用.....	163
11.4	已取得的研究成果.....	165
11.4.1	同源影像变化检测.....	165
11.4.2	多源遥感影像变化检测.....	172
11.5	发展前景与就业领域.....	174
11.6	入门资料推荐.....	174
11.6.1	同源遥感影像变化检测.....	174
11.6.2	多源遥感影像变化检测.....	175
12	图像结构分析	176
12.1	概述.....	176
12.2	研究意义.....	176
12.3	典型示例.....	176
12.4	已取得的主要成果.....	179
12.4.1	基于形态学的结构纹理分析	179
12.4.2	基于对立推理理论的结构提取	182
12.5	发展前景与就业领域.....	182
12.6	参考文献.....	182
13	视频分析	184
13.1	概述.....	184
13.2	研究意义.....	184
13.3	典型示例.....	185
13.3.1	例 1: 基于内容的视频摘要	185
13.3.2	例 2: 目标跟踪	185
13.3.3	例 3: 行为识别	186
13.4	已取得的主要成果.....	187
13.5	发展前景与就业领域.....	190

13.6	参考文献:	190
14	机器人视觉	191
15	无人机视觉	200
15.1	研究背景	200
15.2	典型应用	201
15.2.1	无人机航空测图技术	201
15.2.2	无人机遥感三维景观快速重构技术	203
15.2.3	基于视觉的无人机追踪定位	203
16	遥感应用——通用光谱模式分解算法及植被指数	206
16.1	概述	206
16.2	研究意义	208
16.3	典型应用	208
16.3.1	遥感影像特征提取及分类	208
16.3.2	UPDM 特征提取以及在影像检索中的应用	209
16.4	已取得的研究成果	211
16.4.1	通用光谱模式分解算法	211
16.4.2	基于通用光谱模式分解算法的植被指数 VIUPD	215
16.5	本方向的发展前景与就业领域	218
16.6	入门资料推荐	219
17	遥感应用——大气 PM2.5 浓度遥感监测	220
17.1	研究方向概述	220
17.2	研究意义	220
17.3	典型应用	220
17.4	小组成果	222
17.5	入门资料推荐	225
18	遥感应用——城市热环境研究	226
18.1	研究方向概述	226
18.2	研究意义	226
18.3	典型应用	226
18.4	小组成果	229

18.5	本方向的发展前景与就业领域.....	234
18.6	入门资料推荐.....	235

1 高光谱影像处理

1.1 概述

对地观测技术及其应用的飞速发展在很大程度上改变了人们认识世界的模式。随着成像光谱仪 (imaging spectrometry) 的出现, 遥感进入到高光谱分辨率遥感 (hyperspectral remote sensing) 阶段。通常以“一种为每个像元提供数十至数百个窄波段光谱信息, 产生一条完整而连续的光谱曲线的成像技术”来定义成像光谱仪。高光谱影像的最大特点是既提供了空间信息, 也提供了地物光谱信息 (每一个象元都可显示出一条光谱曲线, 这与多光谱影像大为不同) 如图 1。高光谱影像处理主要包括端元提取、混合像元分解和目标探测等内容。

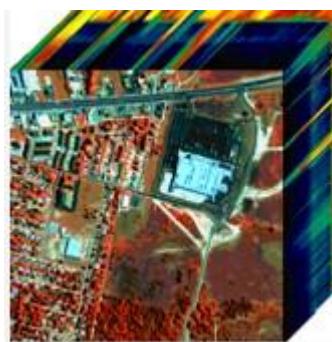


图 1 高光谱影像

端元提取是通过自动方法获取影像上不同类型地物最具有代表性光谱的过程。一般地, 大多数方法假设影像上不同类型地物的纯净像元是存在的, 寻找这些纯净像元极值点作为端元。在影像上地物混合情况比较严重的情况下, 将使用逼近的方法获取那些地物端元光谱。端元提取与混合像元分解是密不可分的, 使用独立成分分析、非负矩阵分解等方法可以同时得到端元光谱与组分信息; 其他混合像元分解方法通常以端元提取作为先导处理。

混合像元分解是研究混合象元的最有效的光谱分析方法。在进行混合像元分解时, 首先应建立混合象元分解模型, 即将混合像元表达为具有贡献作用各物质之间的函数。一般根据与物质发生作用的关系, 可将混合象元分解模型划为线性混合模型和非线性混合模型。之后, 在已有模型的基础上, 将混合象元分成两部分分解, 一是构成它的若干地物的光谱, 称为端元 (endmember), 一是各个端元相应的组成混合像元的比例, 称为组分丰度 (abundance)。如图 2。

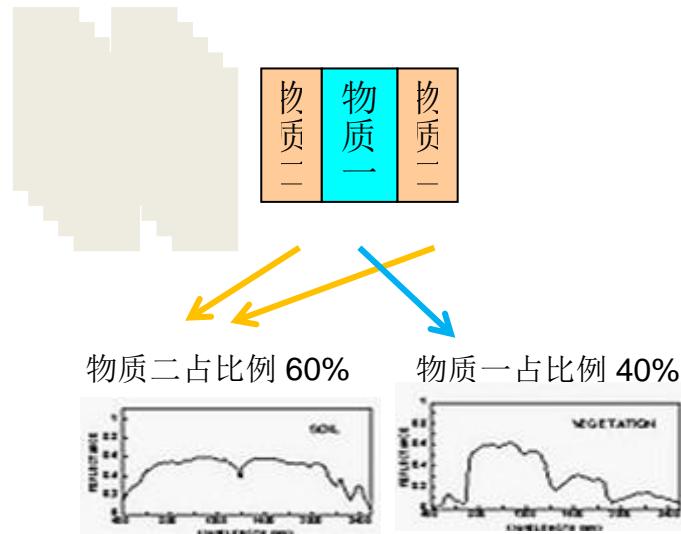


图 2 端元提取与光谱分解

上述过程构建混合象元分解的模型。端元的提取及光谱的分解构成了混合象元分解的基本研究内容。如图 3。

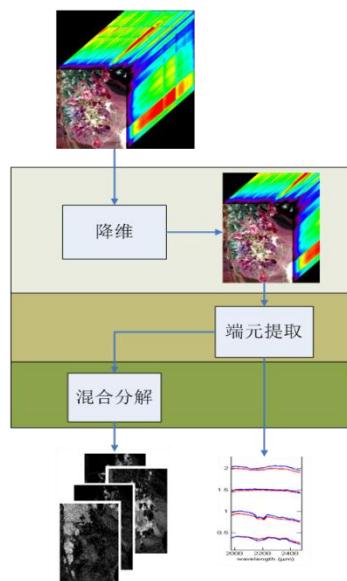


图 3 混合象元分解的研究内容

目标探测是将影像分为感兴趣目标与背景两类的问题。按照待探测目标先验光谱信息是否已知，可以分为已知先验光谱的目标探测和未知先验光谱的异常探测。对于基于高光谱遥感影像的目标探测本质上也是一种分类问题，即将影像区分为目标与背景两类的问题。但是与普通分类问题不同的是，高光谱遥感影像目标探测具有一个显著特点：即目标的数目是比较少的，在整个影像中所占的比重很低，影像中绝大多数像元都被视为非目标或者背景。这种情况下，常规的分类方法难以通过数目较少的像元建立。此外，常规分类方法中以最小误分率为最佳分类的标准，会导致将影像中像元全部分为背景或全部分为目标的错误。因此，需要发展针对目标探测应用实际的方法，将目标探测问题转化为在高光谱遥感影像的每个像

元中寻找某种地物或物质存在性问题,即一个将待考察像元判定为目标或者非目标的二元假设检验问题。此外,目标探测问题中,以保持一定的误分率即虚警率条件下,探测率达到最大为最优的准则,这是与分类问题最大的不同 (Casella, 2001)。高光谱遥感影像具有图谱合一的特征、高光谱遥感影像的空间分辨率不断提高,具有高空间分辨率的高光谱遥感影像也包含了大量可以用于目标探测的空间信息,这也与仅仅基于光谱特征的高光谱遥感影像分类方法所不同。

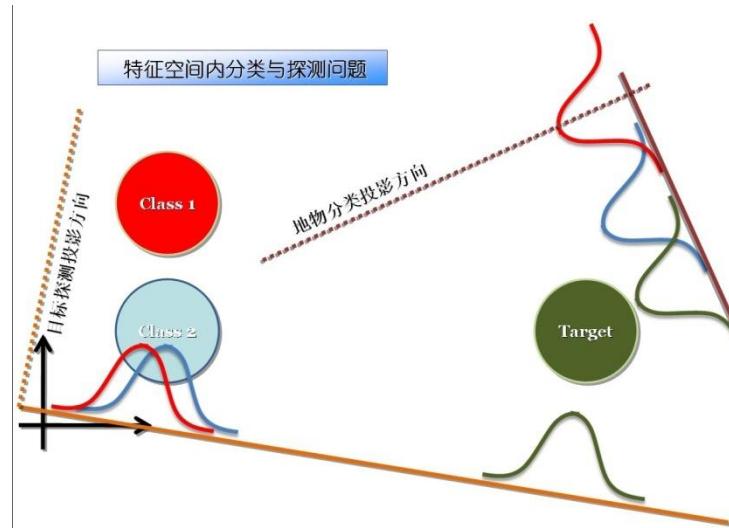


图 4 特征空间内分类与探测问题的差别

1.2 研究意义

(1) **端元光谱提取:** 端元是指代表特定物质的纯净像元信号,其表现为一条连续的光谱曲线,是区分不同物质的依据。如图 5 所示,影像上每个像元都由一条连续的光谱曲线。端元是当该像元为纯净像元时呈现出的光谱曲线。提取影像上各种地物所包含端元光谱,将为高光谱遥感影像分析与信息提取提供前提。

(2) **混合像元分解:** 成像光谱仪的发展为定量遥感理论奠定了基础,通过定量遥感可以从远处获得地表的物质组成。然而,利用高光谱数据进行定量遥感应用研究面临的一个突出问题就是混合象元问题。这是由于传感器空间分辨率的限制以及自然界地物的复杂多样性,尤其是地物本身尺寸小,使得象元很少由均一地物组成,一般都是几种地物的组合。这就形成了混合象元,如图 5。

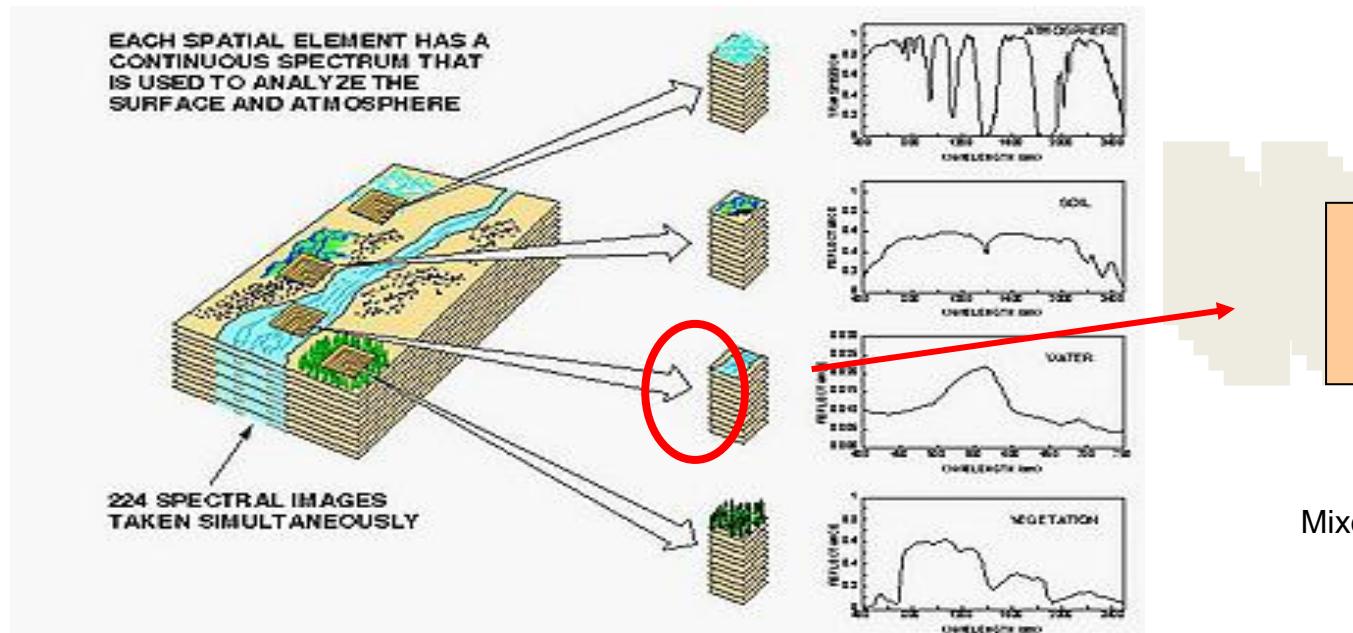


图 5 混合象元示意图

(3) **目标探测**: 高光谱遥感影像所具有的光谱分辨率极高、图谱合一的特性,使得高光谱遥感影像承载了丰富的地物信息,尤其是那些区分不同地物的诊断性光谱信息(张良培, 1998)。自上世纪末以来,基于高光谱遥感影像的分类技术已经有了广泛的研究,并取得了很好的应用,例如矿物质分布制图、植被覆盖类型确定、精细农业等定量遥感领域。此后,基于高光谱遥感影像的目标探测问题也得到关注。所谓目标探测,就是将目标地物与其他地物区分、判断目标在各个像元内存在性的问题(Manolakis, 2003)。

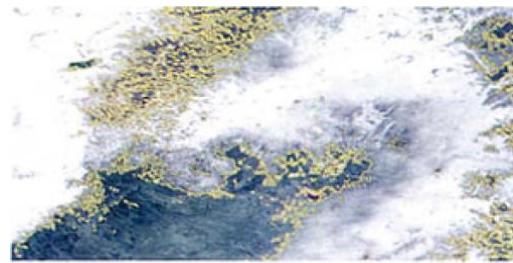
1.3 典型应用

有效的进行端元提取和混合像元是遥感应用的关键问题之一,它的解决对于诸如亚象元目标探测,岩矿识别,精细农业,城市不透水层估计,生物量估计等方面具有非常现实的意义。

1.3.1 端元提取与混合像元分解

(1) 环境探测:

用于提取积雪边界线:



(2) 岩矿识别:

基于矿物诊断性光谱特性,高光谱遥感技术普遍应用于地表岩石、矿物的精细识别与填图。光谱对地物化学成分和结构的微细变化非常敏感,地物微细的化学和结构的变化常常导致吸收位置和吸收形态的变化。利用高光谱影像混合象元分解可对岩矿的成分及组成比例进行探测,可对岩矿进行识别。

如图为一幅地区岩矿图:



图 7 岩矿图

将其进行混合象元分解后,可得到岩矿光谱及组分:

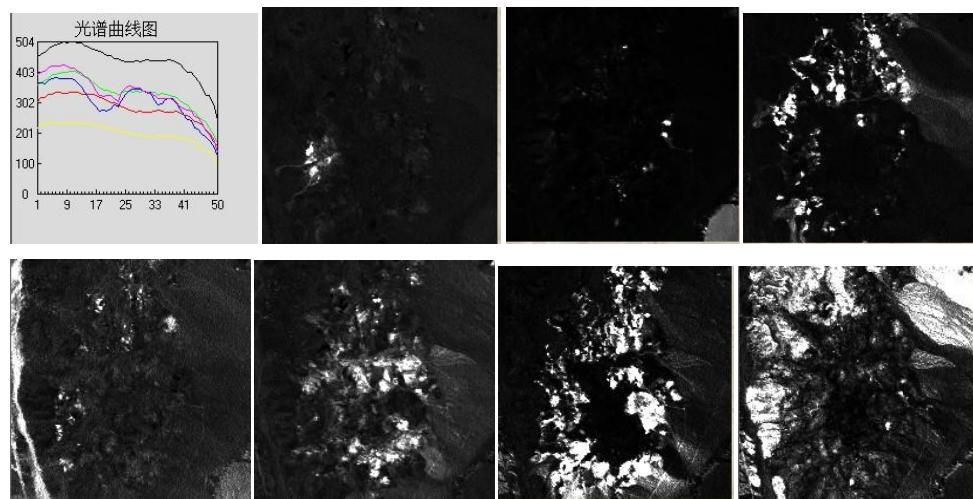


图 8 岩矿光谱及组分

根据光谱曲线可以识别出矿物种类,根据丰度图可以识别出各种矿物的比例。

1.3.2 目标探测

目标探测是指将感兴趣目标地物与非目标地物即背景地物分离的过程,利用高光谱影像进行目标探测,除了可以利用图像空间信息之外还可以利用高光谱遥感影像的光谱分辨率高、光谱连续和图谱合一的特性,以反映不同地物之间的微小差异。随着高光谱遥感传感器的不断发展,目标识别已经成为了遥感信息处理研究领域中的热点问题,在地质、农业、环境、军事、水文、大气等方面都有较大的运用前景。

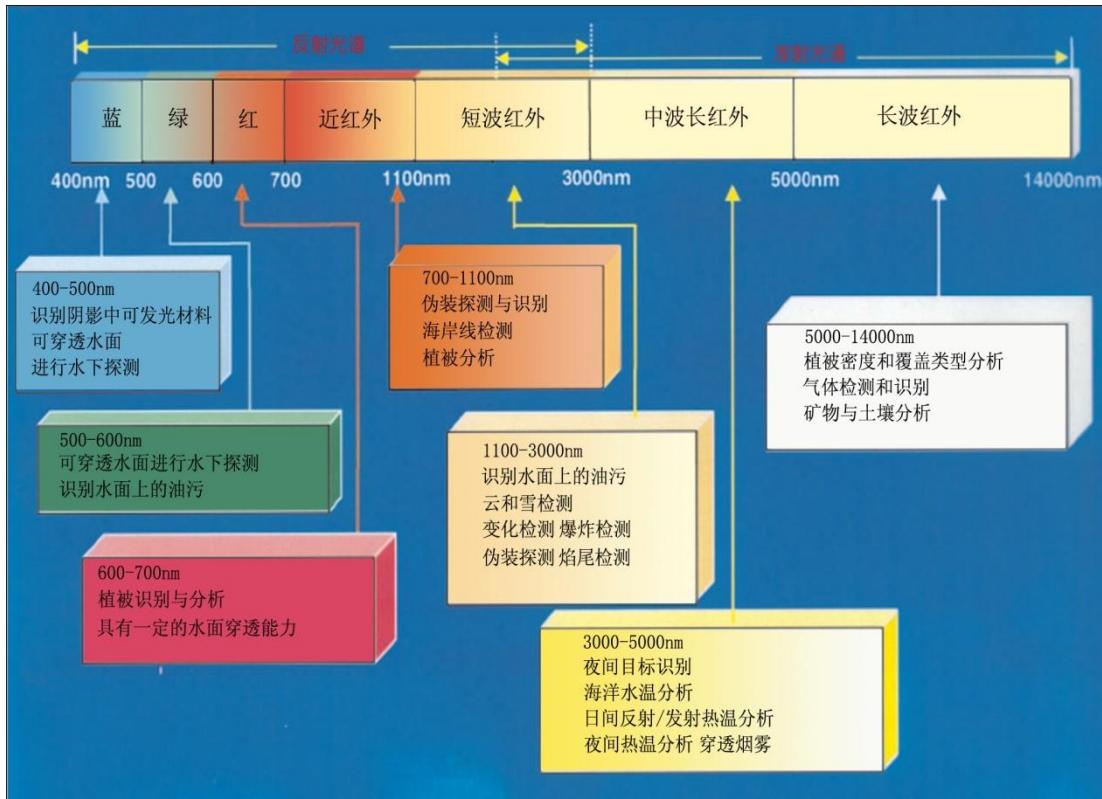


图 9 高光谱遥感技术在不同波长上的应用 (400-14000nm)

软件方面主要有 ESRI 公司开发的 ENVI(Environment for Visualizing Images)

(1) Envi4.7 教 Envi4.4 增加了 target detection wizard 模块

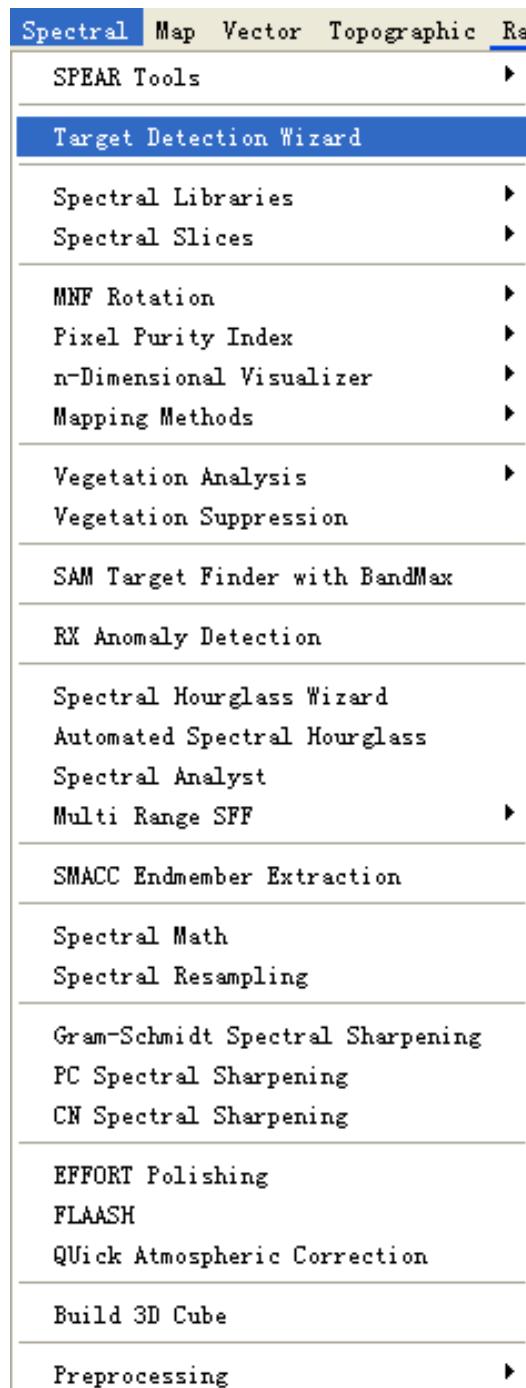


图 10 ENVI 目标探测模块

提供了包括 CEM\ACE\OSP 等多种探测方法

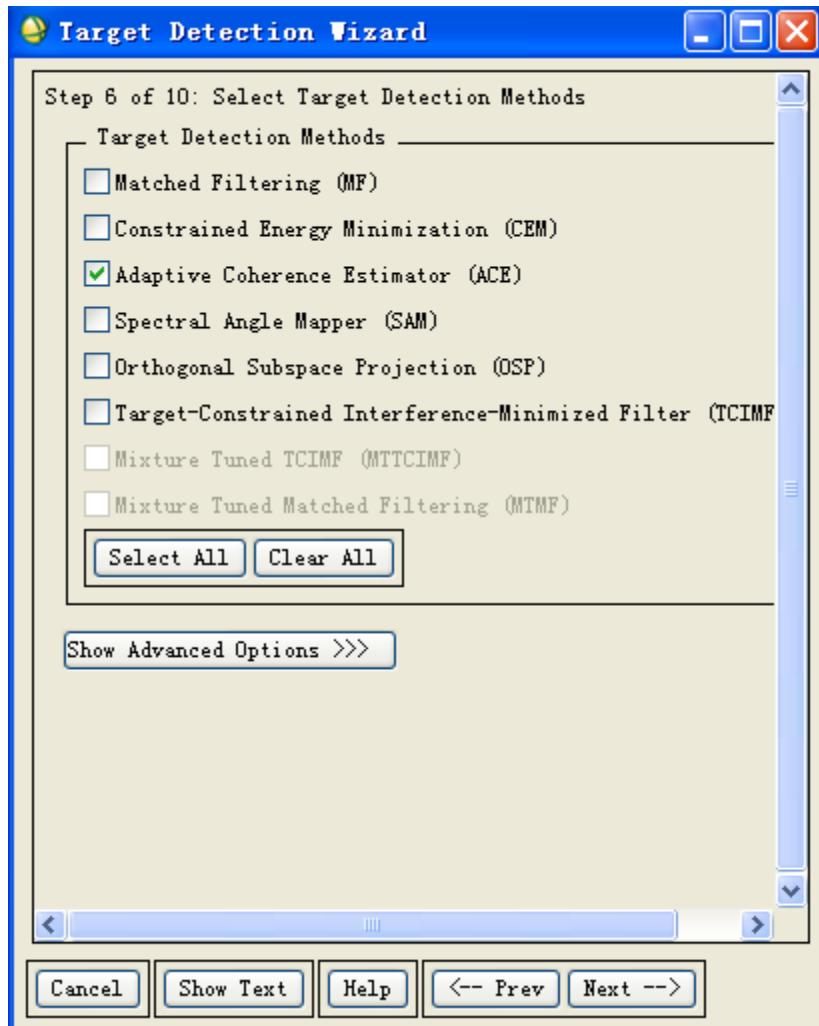


图 11 ENVI 目标探测方法

(2)美国军方开发的 ORASIS(Optical Real-Time Adaptive Spectral Identification System)最初目的是检验航空高光谱传感器对地面单一飞机或机群自动地目标检测能力,主要处理由 HYDICE 和 AVIRIS 两种机载的高光谱仪获得的数据。软件包由一系列算法连接组成,按照功能它可以分为六个模块:样本选择模块,自适应学习模块,解混合模块,知识库和光谱库模块,自动目标识别模块以及空间投影处理模块。算法示意图如下:

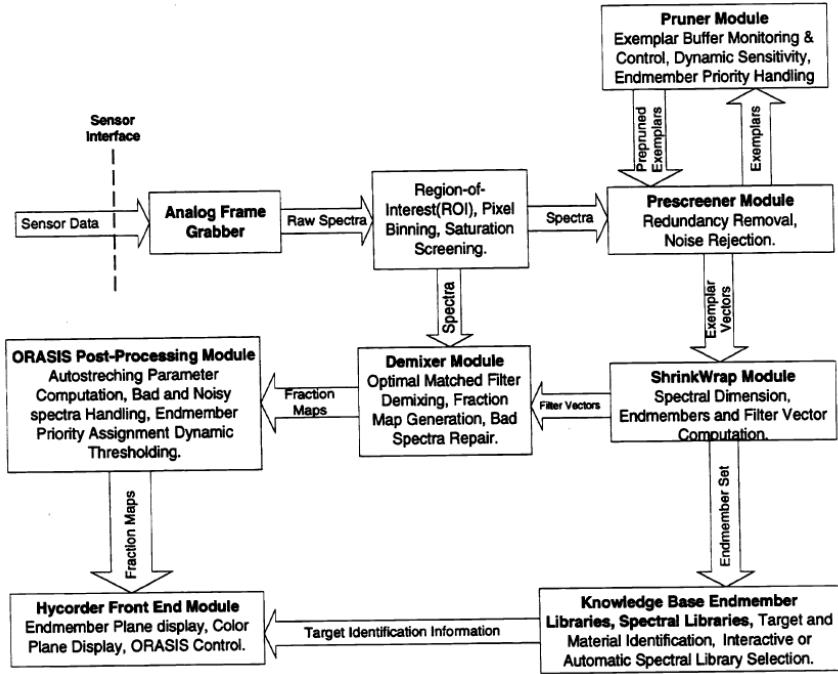


图 12 军事目标探测系统流程示意图

3.SITAC 开发的 Hawkeye

Hawkeye 系统的主要处理技术是基于目标层的检测、分类和变化检测。为了改善现有的处理方法不适用多传感器的特点, Hawkeye 系统重点研究各种传感器的图像特性, 综合多种信息, 如光谱、几何形状、纹理、上下文知识、GIS 信息等进行分类和检测。

1.4 已取得的研究成果

1.4.1 混合象元分解模型及光谱分解

(1) 端元可变的 ARTMAP 混合象元分解模型

下图为模糊 ARTMAP 神经网络结构图:

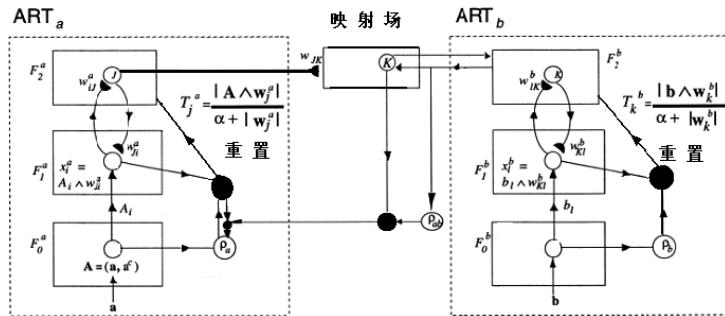


图 13 fuzzy ARTMAP 结构图

传统的混合像元分解不论是线性的还是非线性的, 对每个像元采用统一的标准, 即选取纯净端元的个数 N 是固定不变的。但实际上, 不同的混合像元包含端元的个数及类别是变

化的, 还需要不断调整。因此, 有必要将端元的变化纳入模型中, 来考察它对分解的影响, 使之取得更好的分解效果。结合模糊 ARTMAP 神经网络和端元可变的方法, 得到端元可变 ARTMAP 混合像元分解模型。

原始影像:



光谱分解后影像:

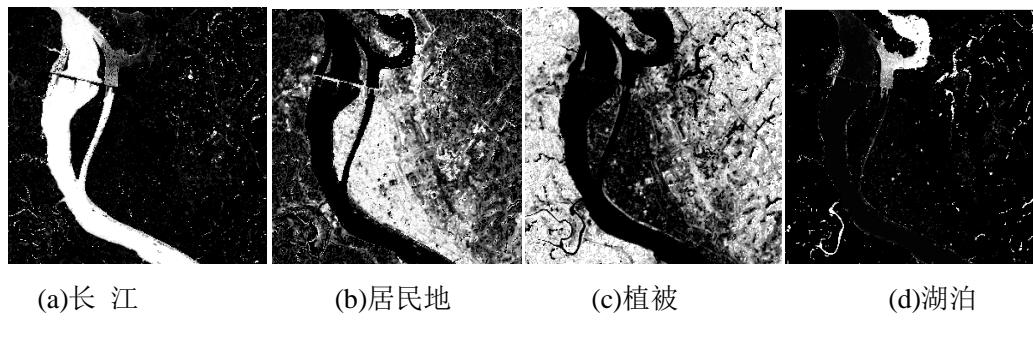


图 14 TM 影像与分解结果

(2) 基于核最小二乘回归的非线性扩展模型

核空间基本理论: 对于一个分类问题 \mathbf{R}^m , 设 \mathbf{x} 代表 m 维待分类样本集合, $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^m$, \mathbf{R}^m 称为输入空间或量测空间。在此空间中, \mathbf{P} 是一个非线性或线性不可分的问题。如果通过寻找合适的映射函数 $\phi(\mathbf{x})$ (可能是非线性的), 可以将输入空间中的样本集 \mathbf{x} 映射到一个高维空间 \mathfrak{R} 中, 使得在空间 \mathfrak{R} 中, 分类问题 \mathbf{P} 能进行线性分离

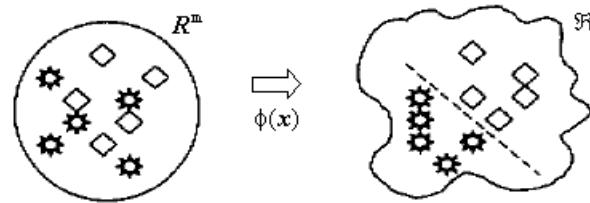


图 15 核空间基本原理

下面是核最小二乘混合像元分解方法示意图:

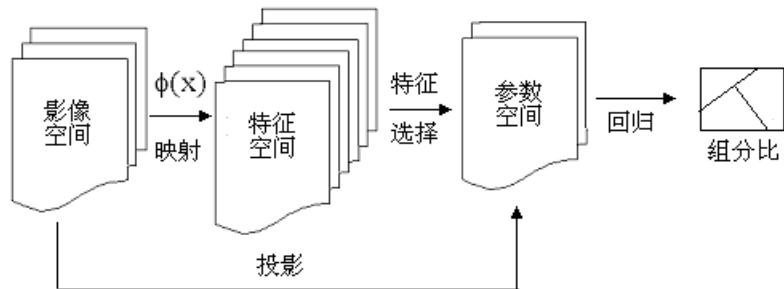


图 16 KLS 的方法示意图

原始影像:



光谱分解结果:

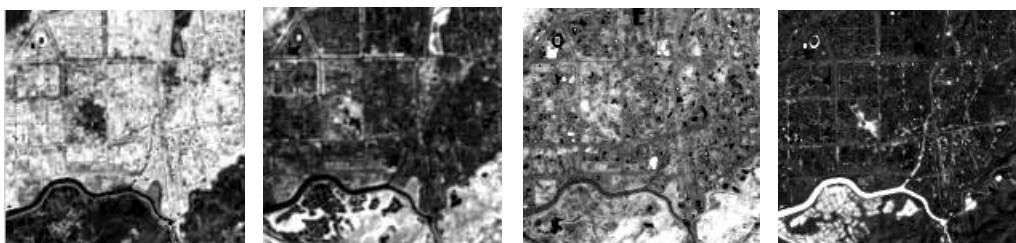


图 17 KLS 分解实验（从左至右分别为城区、植被、土壤和水体）

1.4.2 端元提取

(1) 非监督正交子空间投影的高光谱混合像元自动分解

正交子空间投影 (OSP) 认为背景像元是影响混合像元分类与识别精度的关键因素，因此把所有像元均看成是由感兴趣目标像元与背景像元组成，该方法的初衷是在消除背景信息的基础上，得到目标地物的最佳匹配的效果。将此方法用在端元提取当中，可得到较好的效果。

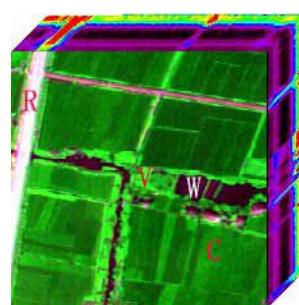


图 18 原始影像

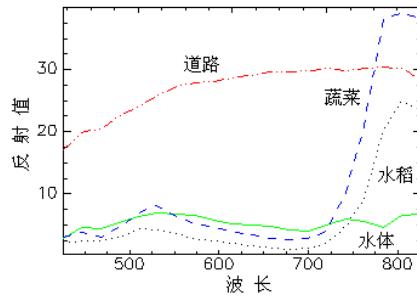


图 19 提取出的端元光谱

(2) 集成空间和光谱信息的端元提取方法 HEEA

为了降低端元之间的相关性, 基于 OSP 和 IEA 的方法, 提出的一种融合空间特征的端元光谱混合自动提取方法无需先验知识, 不仅可以自动提取端元, 在保证提取端元的准确性的同时, 还减少了端元集合的相关性。图 20-21 是对 AVIRIS data 进行端元提取的结果。可以明显看出, HEEA 提取出的端元光谱更接近实验室测定的端元光谱。

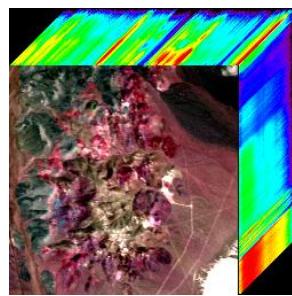
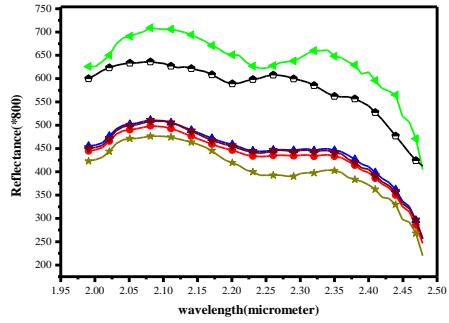
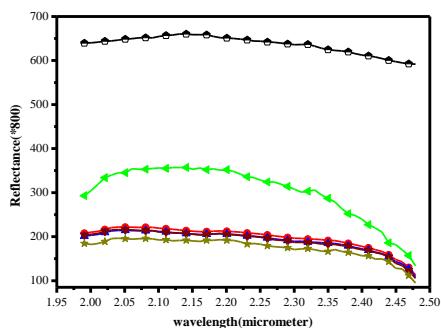


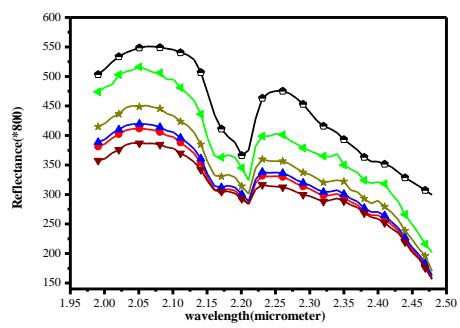
图 20 AVIRIS 数据子影像.



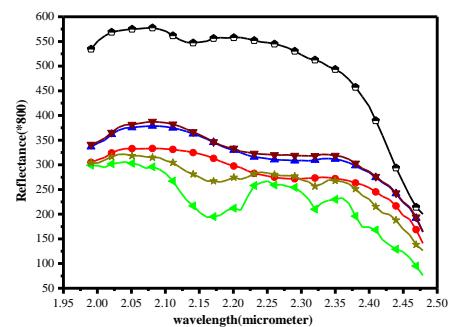
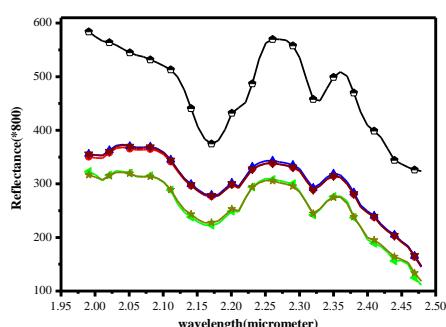
(a) mizzonite



(b) hematite.



(c) kaolinite.



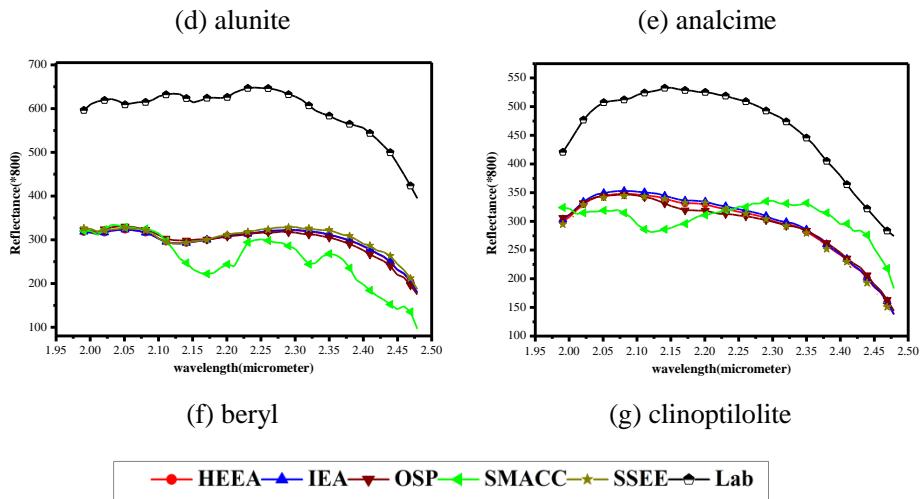
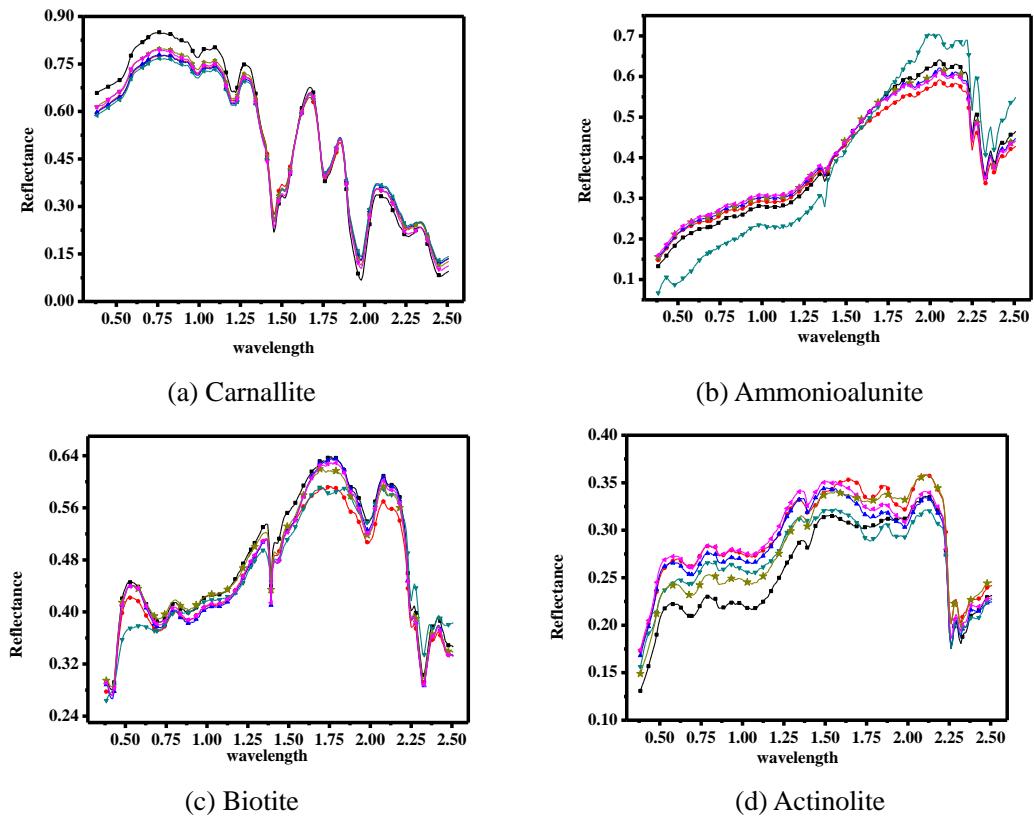
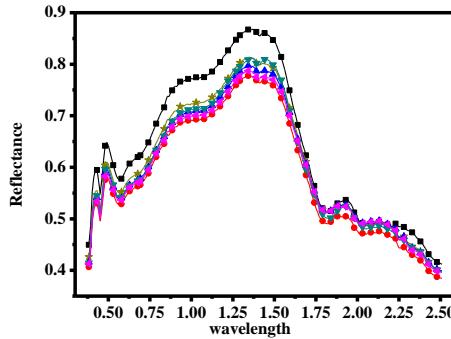


图 21 提取出的端元光谱

(2) 基于最小体积方差的稀疏删减的自适应端元提取方法 (SPEEVD)

尽管很多自动端元提取的算法被提出来了,但是绝大多数的算法需要预先精确估计影像中存在的端元的个数。一旦端元被给定,那么它就在提取过程中固定了,因此就要求预先给定的端元个数必须精确。而提出的最小体积方差的稀疏删减的自适应端元提取方法,该方法主要是通过引入稀疏先验的限制,从而来自适应的逼近真实的端元数。从图 22 可以看出,提出的 SPEEVD 算法提取的光谱曲线与 VCA, ICE, SPICE 相比更加接近光谱库的光谱曲线。





(e) Almandine WS478.

—■— Lab —●— VCA —★— MVC-NMF —▲— ICE —▼— SPICE —←— SPEEVD

图 22 不同的端元提取算法获得不同的端元光谱曲线

(2) 多约束条件的交替最小二乘迭代 (MCR-ALS) 纯光谱计算

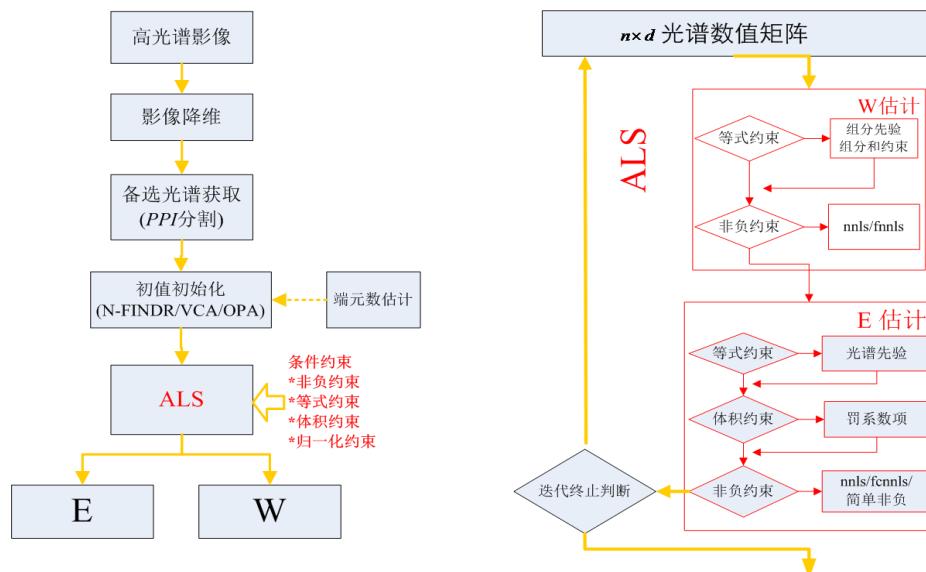


图 23 MCR-ALS 的方法示意图

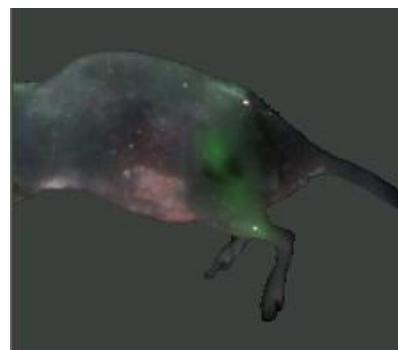


图 24 原始图像 (荧光信号图像)

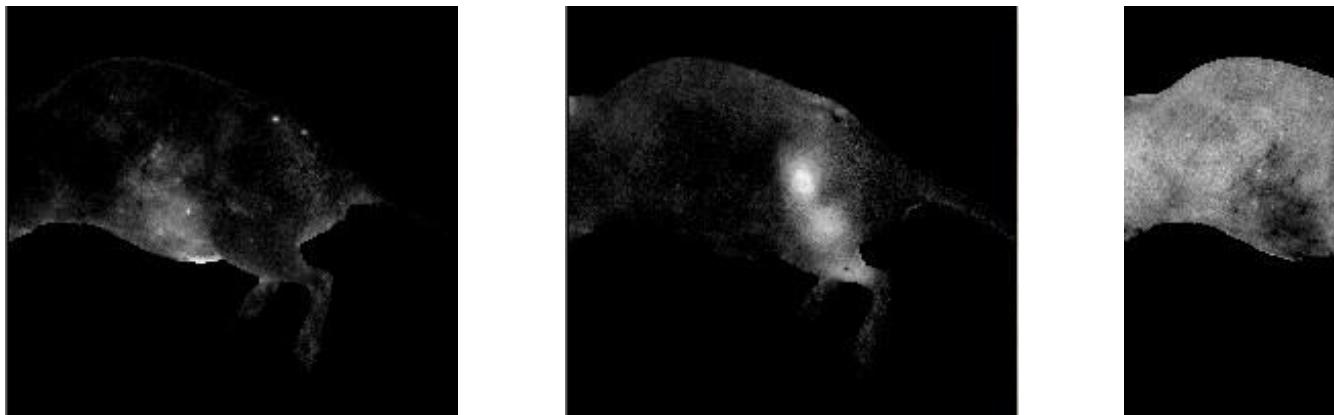


图 6 积雪边界线

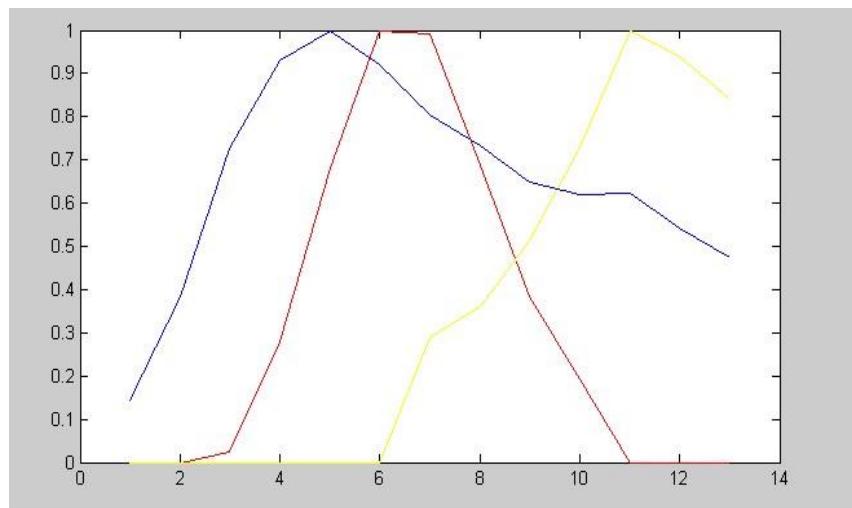


图 25 荧光信号分离结果

上面一层为荧光信号分离结果，下面一层为不同部位荧光信号光谱曲线

(3) 联合空间-光谱信息的基于丰度约束的端元提取算法

现有的联合空间-光谱信息的端元提取算法具有操作复杂，时间消耗大的缺点，因而提出一种基于丰度约束的端元提取算法，同时利用图像的空间信息，排除奇异值点的影响。实验证明，该方法的效果明显提高，为后续图像解译提供光谱信息。下图为端元提取常用的矿区数据，从表中的实验结果来看，提出的方法简单有效。



矿区数据高光谱影像

SAD/rad	VCA	IEA	SISAL	AMEE	ACEE (V)	ACEE (UCLS)	ACEE (SCLS)	SSACEE
Alunite	0.0533	0.0978	0.1264	0.0860	0.0781	0.0596	0.0548	0.0527
Kaolinite1	0.0517	0.0846	0.1136	†	0.0679	0.0663	0.0711	0.0651
Kaolinite2	0.1270	0.1128	†	0.1327	0.1189	0.1148	0.1135	0.1264
Halloysite	0.0939	†	†	0.0798	†	0.0704	0.0711	0.0698
Calcite	0.0778	0.0887	0.1396	0.0832	0.1124	0.1091	0.1095	0.1037
Buddingtonite	†	0.1448	0.1111	†	0.1388	0.1484	0.1474	†
Clinoptilolite	0.1164	0.1157	†	†	0.1095	0.1090	0.1011	†
Chalcedony	†	0.0912	0.0058	0.1086	0.0963	0.0929	0.0962	0.0846
Illite	†	0.0715	†	†	0.0891	0.0759	0.0741	0.0864
Muscovite	0.1034	0.1169	0.1996	0.1127	0.1087	0.1036	0.1064	0.1047
Montmorillonite	0.1152	†	†	0.1075	†	†	†	0.0924
Outlier	N	Y	-	Y	Y	Y	Y	N
Mean	0.0923	0.0924	0.1160	0.1015	0.1021	0.0950	0.0945	0.0867

1.4.3 光谱盲分解

纯净像元缺失的影像混合光谱分析，端元信息不易提取，采用无需端元信息的光谱盲分解方法是一种有效的混合像元分解方法。

(1) 初始端元限制的投影梯度非负矩阵分解



图 26 原始影像

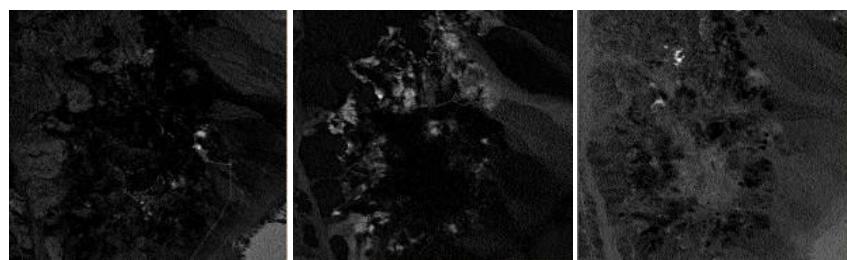




图 27 盲分解结果图

(2) 独立成分盲分解



图 28 原始图像



图 29 分解后影像

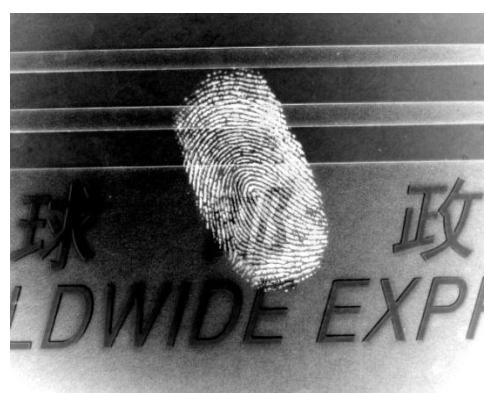


图 30 处理后结果

1.4.4 目标探测

(1) “背景地物端元可变的高光谱遥感影像亚像元目标探测器”，利用端元可变的思想动态地选取更加符合地物实际分布情况的端元种类，构建结合光谱分解和统计分布特征的混合探测方法，解决亚像元目标探测问题。图 31 和图 32 分别是传统背景结构化目标探测方法和端元可变混合探测方法对 6 幅高光谱图像探测后的目标与背景像元值域分布。从图中可以发现：端元可变混合探测器可以更好地将目标凸现在更高值域范围，并稳定地将不同图像背景值域分布在很小的值域范围。图 33 是两种方法对应 ROC 曲线，也可以明显的体现出端元可变混合探测器的优越性，即在相同虚警率下目标探测率更好。

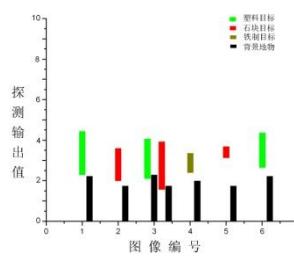


图 31 背景结构化探测方法
目标/背景可分度

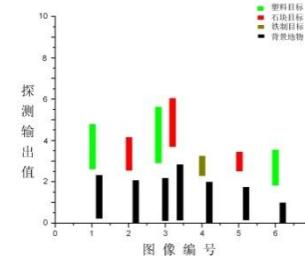


图 32 端元可变混合探测方法
目标/背景可分度

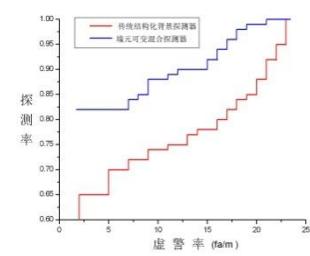


图 33 不同方法 ROC 曲线图

(2) “一种基于随机采样的异常目标探测方法”，利用随机采样获取背景统计特征建立目标探测器，可以更好地减小异常目标对背景统计特征的干扰，提高异常目标与背景的可分度。图 34-图 36 是所提出方法以及两种传统方法对同一幅高光谱图像探测后的 3D 结果图，可以充分体现出该方法的优越性。

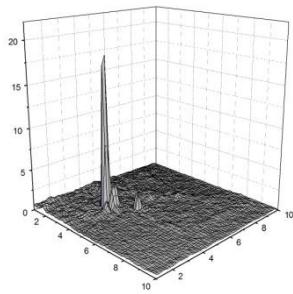


图 34 基于随机采样的异常目标探测方法探测结果

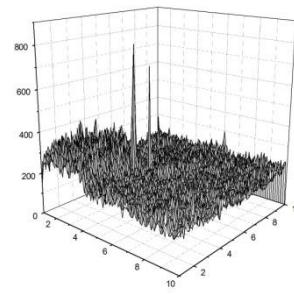


图 35 RX 算法探测结果

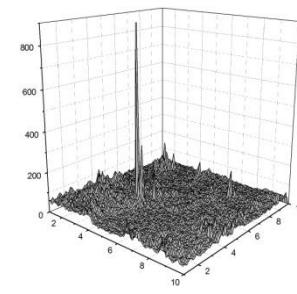
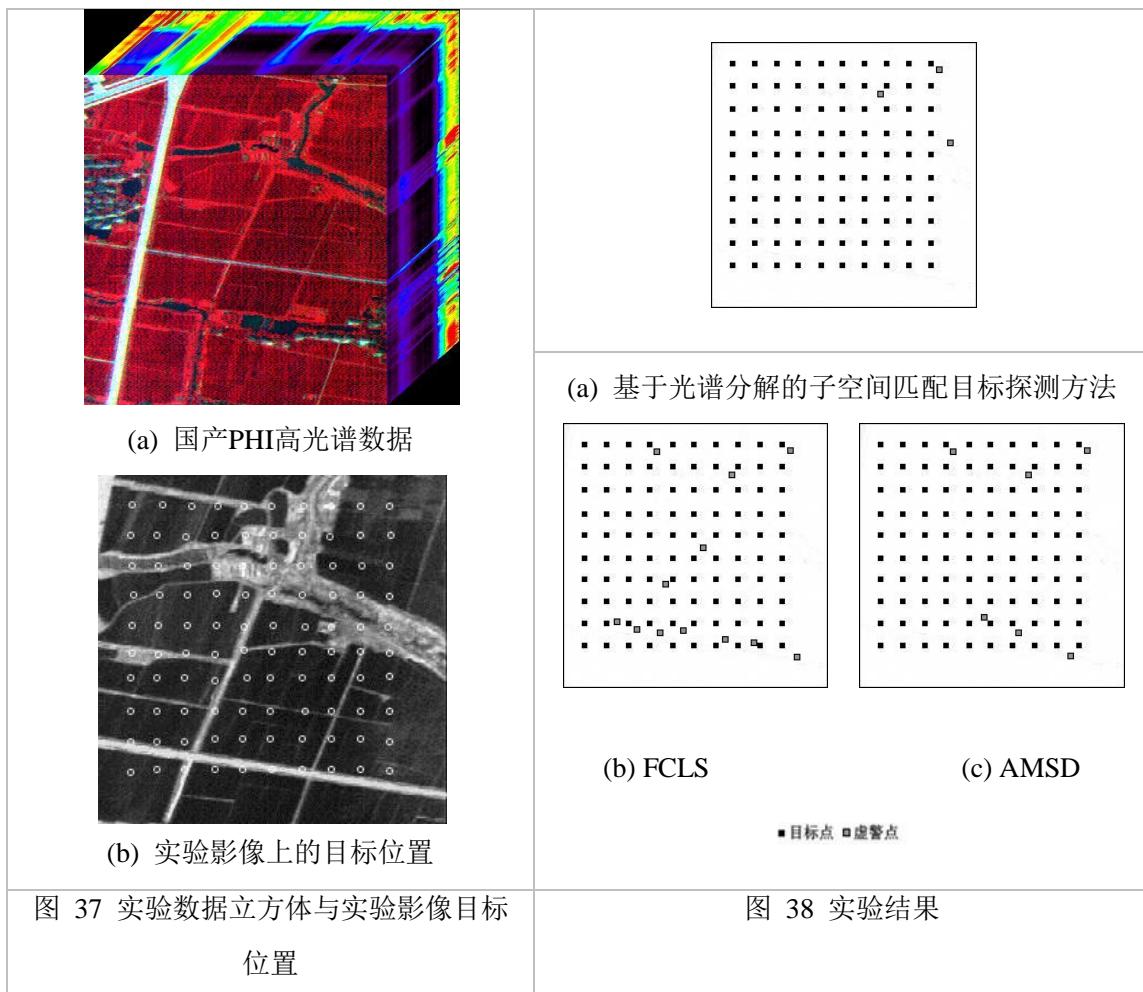
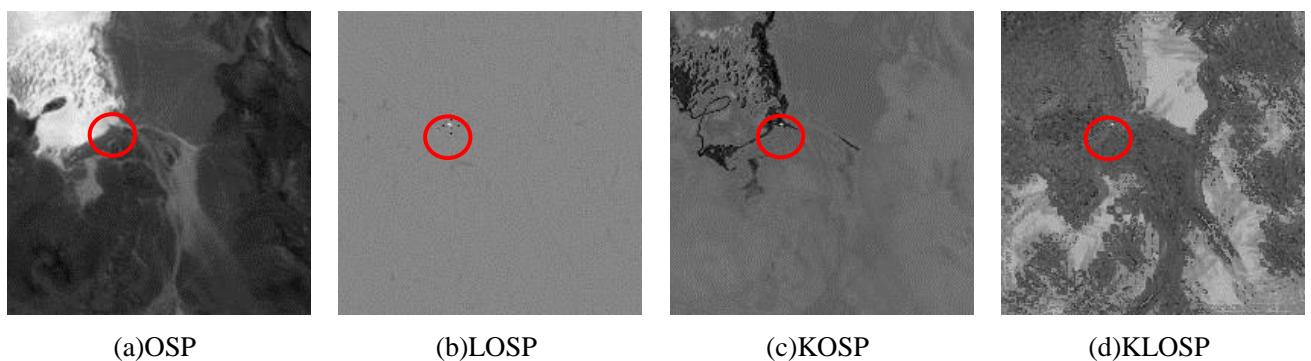


图 36 kernel-RX 算法探测结果

(3) 提出了一种基于光谱分解的子空间匹配目标探测方法，利用更具有物理意义的组分信息构造子空间结构，利用目标子空间和背景子空间建立似然比探测算子。该方法对 PHI 高光谱数据的实验展示如图 37-图 38。可以看到，在相同的探测率下，该方法比传统方法的虚警数目明显更低。



(4) 提出了一种顾及局域信息的核化正交子空间投影目标探测方法，在核化的正交子空间投影目标探测方法的基础上考虑空间邻域信息，构建了可变的背景投影子空间，该方法对于 AVIRIS 传感器获取的 Lunarlake 地区影像的实验结果展示如图 39，可以看到顾及了局域信息的 KLOSP 方法中，背景被非常好地抑制，没有出现一个虚警。图 39(h)清楚地说明 KLOSP 的探测结果值域分布中，目标与背景的分离度非常高，并且背景信息被抑制得较好。



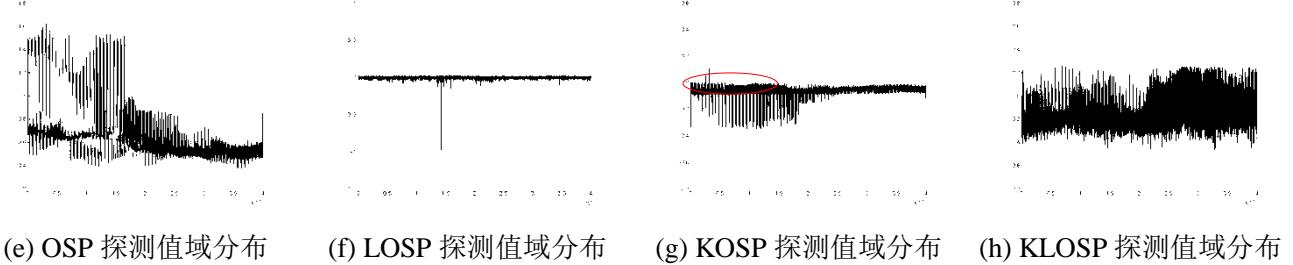


图 39 AVIRIS 高光谱影像和四种探测方法的结果

(5) 提出了一种顾及影像分布特性的混合稀疏探测器 HSSD/HSSD_CT, 在二元假设模型的基础上考虑用稀疏模型表达像素, 同时顾及影像的统计分布特性, 构建了混合稀疏表达模型, 结合广义似然比测试方法构建混合稀疏探测器用于高光谱影像目标探测。另外, 考虑到使用局部方法构建背景探测器, 往往存在背景字典不够纯净的问题, 需要对背景字典进行提纯处理。该方法对于 AVIRIS 传感器获取的 Santiago 机场地区影像的实验结果展示如图 40 所示。

图 40 (a)和(b)分别是 HSSD 及提纯后的 HSSD_CT 与其他探测器进行 ROC、AUC 效果对比的结果, 对比算法包括传统的目标探测方法 (ACE, MSD、HSD), Yi Chen 提出的 STD (稀疏目标探测器), 以及未顾及统计分布特性的两种稀疏探测器 SRBBHD 和 SRBBHD_CT。从图中可以发现: 背景提纯操作可以有效的改善 SRBBHD 和 HSSD 的探测效果, 同时提纯后的混合稀疏探测器能够更好地将目标从背景中分离出来, 达到较好的探测效果。

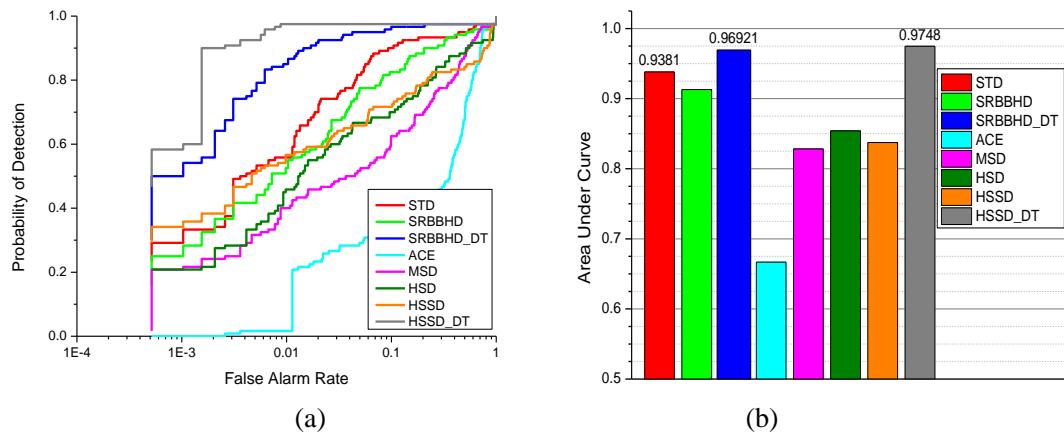


图 40 不同方法在 AVIRIS 影像上的(a) ROC, (b) AUC 对比图

(6) “基于动态子空间的高光谱遥感影像目标探测器 (DSD)”, 所建立的是一种多次探测框架。在每层探测中, 利用随机选择和探测结果分布解析的方法获取构成子空间背景集的像元区域。随后用流行学习方法去除像元区域中的异常目标来净化子空间背景集, 用所剩的像元来构建探测器子空间。最后通过所有探测过程中目标出现概率的融合来提高探测器性能。图 41、图 42 和图 43 分别是模拟数据、Hymap 数据和 AVIRIS 数据中动态子空间探测器与其他多种探测方法对应的 ROC 曲线比较, 可以明显的体现出动态子空间探测器的优越性, 即在相同虚警率下目标探测率更好。图 44 是 Hymap 数据中动态子空间探测器与其他探测器的目标与背景像元值域分布, 从图中可以发现: 动态子空间探测器可以更好地将目标凸现在更高值域范围, 并稳定地将不同图像背景值域分布在很小的值域范围。

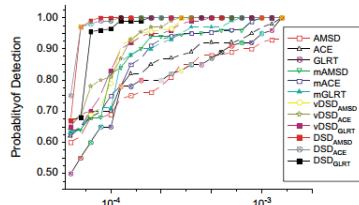


图 41 模拟数据不同方法
ROC 曲线图

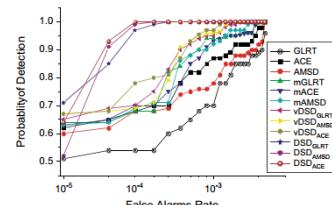


图 42 Hymap 数据不同方法
ROC 曲线图

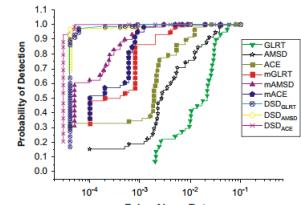


图 43 AVIRIS 数据不同方法
ROC 曲线图

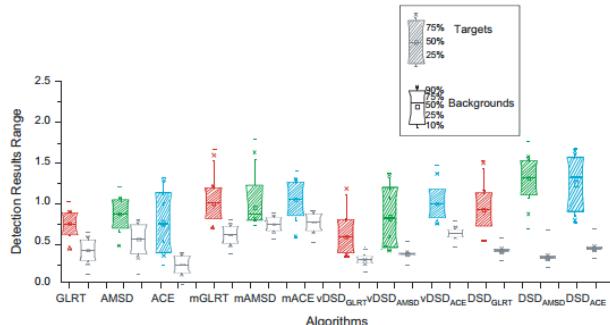


图 44 动态子空间探测器与其他探测器 Hymap 数据中目标/背景可分度比较

(7) “基于非监督迁移学习的高光谱遥感影像目标探测器 (UTLD)”，利用鲁棒性异常探测方法获取典型的目标和背景像元，为迁移学习过程提供目标和背景样本。然后对于降维后的背景样本，为了保留其显著的分布特征利用分割的方法从子像元中获取背景像元。最后，在迁移学习过程中植入稀疏约束来获取更简化、更中心化的探测器子空间。图 45 和图 46 分别是 HYDICE 数据和 Hymap 数据中动态子空间探测器与其他多种探测方法对应的 ROC 曲线比较，可以明显的体现出非监督迁移学习探测器的优越性，即在相同虚警率下目标探测率更好。

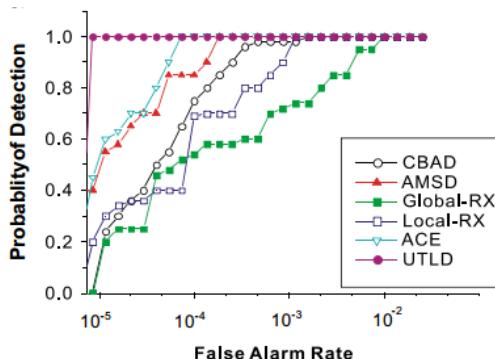


图 45 HYDICE 数据不同方法 ROC 曲线图

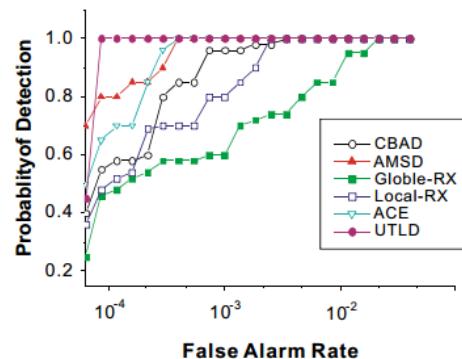


图 46 Hymap 数据不同方法 ROC 曲线图

(8) 提出结合流形结构特征与空间、光谱等特征的尺度学习异常目标探测方法。首先利用流形特征非监督地寻找最有可能存在的异常目标和背景像元，并据此建立判别信息。根据判别信息，结合高光谱遥感图像存在的空间连续性、光谱特征判别信息充足等特定，提出一种特征子空间学习方法，在避免过学习的基础上，确保目标和背景的特征距离增大、背景内部的特征距离减小，以此提高异常目标的探测精度、确保探测方法的鲁棒性。算法的流程图如下：

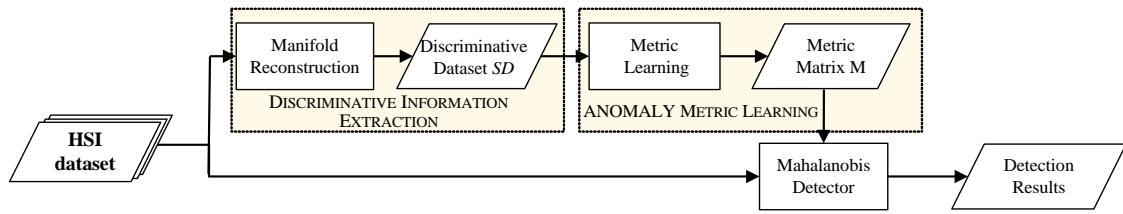


图 47 算法流程图

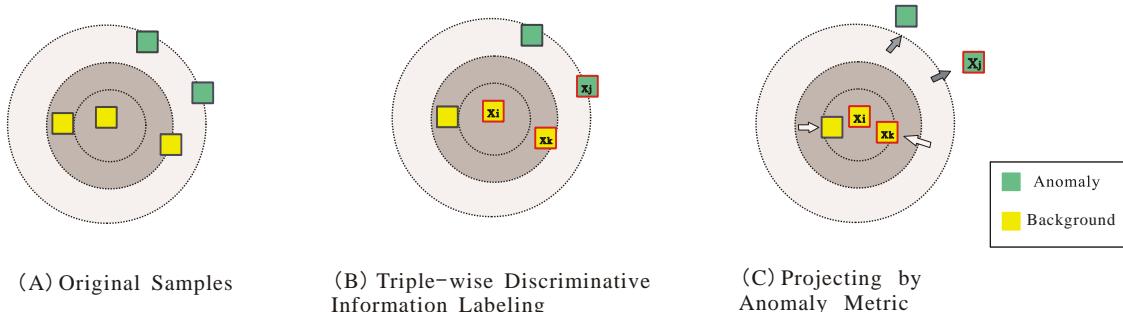


图 48 算法示意图

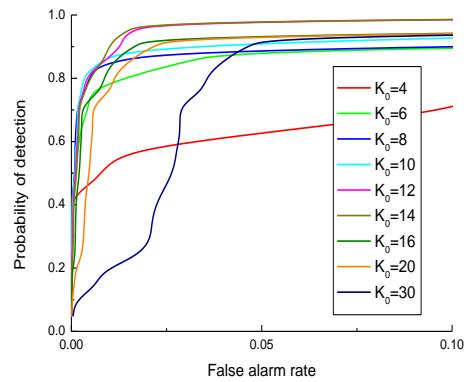
该方法的相关学术论文已经在图像处理领域国际学术期刊“IEEE TGRS”（Vol. 52, No. 11, 2014: 6844-6857）上发表。相关研究成果，可以为本项目高光谱数据特征提取等内容提供一定的基础。

(9) 提出基于稀疏表达的二元假设目标探测方法。对高光谱遥感影像目标探测问题进行了研究，传统的统计探测方法需要对观测值做出先验统计假设，往往与实际高光谱数据分布不相符，传统的稀疏探测方法利用目标和背景训练样本对待探测像素进行线性表达，未考虑到待探测像素的类别属性。高光谱目标探测是一个二分类问题，背景像素可以用少量的背景训练样本进行线性表达，目标像素，尤其是亚像素目标，可以用少量的目标训练样本和背景训练样本联合线性表达。基于以上的想法，提出了一种基于稀疏表达的二元假设目标探测方法(SRBBH-TD)，针对不同的先验假设构建更加合理的过完备字典，从而获得更好的探测结果。

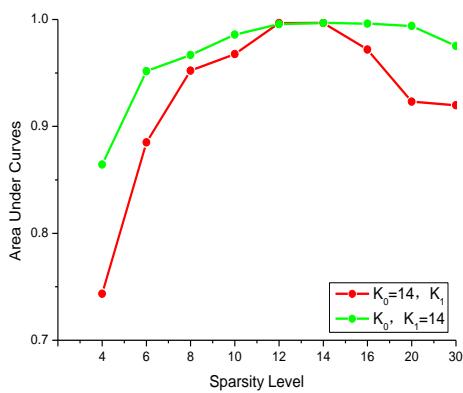
相关论文已经在国际 SCI 期刊 IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing 发表。



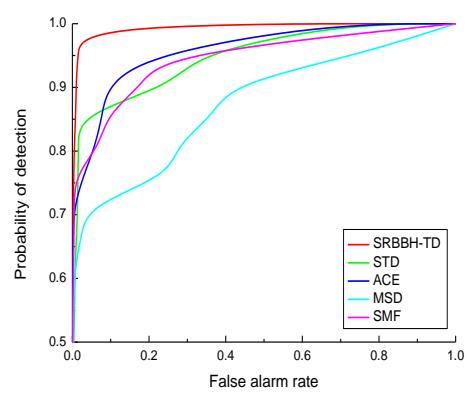
实验影像



稀疏水平参数对探测结果的影响



不同假设下稀疏水平参数对探测结果的影响



五种探测器探测效果比较

图 49 基于稀疏表达的二元假设目标探测方法 SRBBH-TD

上图为 HYDICE 传感器获得的城市地区的一幅高光谱遥感影像下 SRBBH-TD 算法的效果验证结果，分为三部分，一是稀疏水平参数对探测效果的影像，可以看到最佳参数取值与目标数量接近；二是验证两种假设下的稀疏水平参数取值一致时探测效果最佳，三是 SRBBH-TD 与四种传统的算法，ACE、MSD、SMF 以及 ChenYi 等提出的基本稀疏目标探测器 STD 的探测效果对比。

1.4.5 特征降维

高光谱遥感影像分类中训练样本通常是很少的，这导致严重的 Hughes 现象，因此，找到能有效的区分地物类别的子空间的降维方法成为高光谱影像分类的重要步骤。

(1) 提出了基于判别局部增强排列的半监督降维方法 (SDLEA)，能有效的利用分割算法对影像进行抽象化，提取出最有代表性的未标记样本，能够在训练样本缺乏的情况下，有效的利用未标记样本的特性，在降低维数的同时增加地物类别的可分性。该方法的对 IndinePine 高光谱数据的实验展示如图 50。可以看到，在较少的训练样本下，本方法较传统的方法能够达到更高的识别精度。

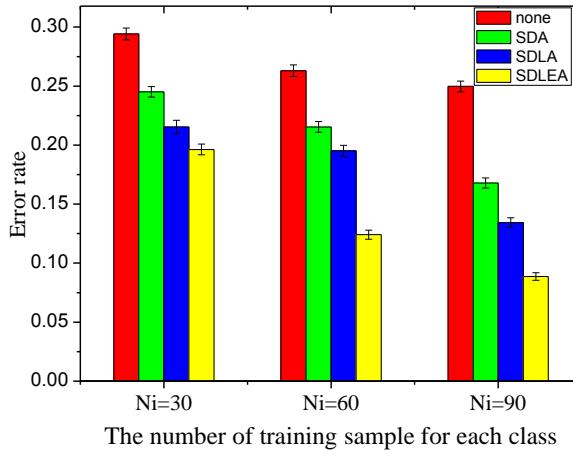


图 50 不同样本数量下的分类错误率

(2) 提出一种基于局部判别正切空间排列 (local discriminative tangent space alignment, LDTSA) 的高光谱影像降维方法。LDTSA 源于局部正切空间排列 (LTSA) 中的排列机制, 在一个局域块内利用线性局部正切平面对类内样本的流形结构建模, 同时还考虑到类间判别信息以最大化判别边界。图 51 高光谱数据进行降维和分类试验表明, LDTSA 作为一种非参降维方法, 在小样本问题上有稳定的效果; 与传统方法特征提取方法相比, 通过 LDTSA 降维后数据分类精度更高。

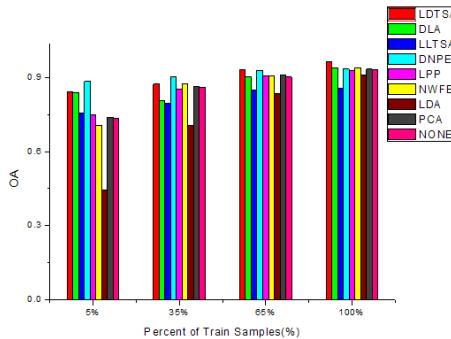


图 51 训练样本数不同时分类精度对比 (分类器为 SVM)

1.5 发展前景与就业领域

高光谱影像处理技术在测绘、农业、规划、军事、公安等领域具有广泛的应用, 已成为国内外科研、生产部分竞相发展的高科技技术。相关研究方向毕业生可进入国内一流高校、科研院所和企事业单位就业。

1.6 入门资料推荐

- [1] 张良培, 张立福.《高光谱遥感》, 2005
- [2] 吴 柯, 基于神经网络的混合像元分解与亚像元定位研究 (博士论文), 2008

-
- [3] 吴 波, 混合像元自动分解及其扩展模型研究 (博士论文), 2006
 - [4] 黄远程, 高光谱混合像元分解的若干关键技术研究 (博士论文), 2010
 - [5] <http://jim-stone.staff.shef.ac.uk/>
 - [6] <http://www.cs.helsinki.fi/u/ahyvarin/>
 - [7] Manolakis D., Shaw, G., Detection Algorithms for Hyperspectral Imaging Application, IEEE Signal Processing Magazine, 19(1), 2002: 29-43.
 - [8] Manolakis D., Detection Algorithms for Hyperspectral Imaging Applications: A Signal Processing Perspective, IEEE Proceedings of Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data, 2003a: 378-384.
 - [9] Manolakis D., Marden D., and Shaw G. A., "Hyperspectral image processing for automatic target detection applications," Lincoln Lab. J., 14(1), 2003b: 79–116.
 - [10] Manolakis D., Taxonomy of Detection Algorithms for Hyperspectral Imaging Applications, Optical Engineering, 44(6), 2005: 1-11.
 - [11] Chang C. I., Hyperspectral Imaging: Techniques for Spectral Detection and Classification, Kluwer Academic, 2003.
 - [12] Q. Shi, L. Zhang, and B. Du, "Semisupervised Discriminative Locally Enhanced Alignment for Hyperspectral Image Classification," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 2013, 51(9): 4800-4815.
 - [13] N. Wang, B. Du, and L. Zhang, "An Endmember Dissimilarity Constrained Non-Negative Matrix Factorization Method for Hyperspectral Unmixing," IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens., 2013, 6(2): 554-569.
 - [14] C. Wu, B. Du, and L. Zhang, "A Subspace-Based Change Detection Method for Hyperspectral Images," IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens., 2013, 6(2): 815-830.

2 高分辨率遥感影像信息提取

2.1 概述

高分辨率遥感影像(如 QuickBird, IKONOS, SPOT-5 等), 能够提供大量的地面细节信息, 因此展开了遥感应用的新纪元。但是, 这种新型数据却对影像特征提取和分类提出了新的问题和挑战。由于影像复杂的空间排列, 以及同类地物内部的光谱异质性, 使得传统的光谱解译方法对高分辨率影像无法取得好的效果。高分辨率影像中, 可以观测到更多的细节特征和小目标, 这造成了同种地物内部的光谱变化和异质性, 也使得不同地物之间的光谱差异减少。这种较高的类内变化和较低的类间差异, 降低了各种地面覆盖物在光谱域的模式可分性。为了克服这一问题, 需要有效的利用影像的纹理、结构、尺度和对象信息, 弥补光谱特征的不足。

2.2 研究意义

未来 20 年, 我国将发射大量高分辨率遥感卫星。我国的中长期科学和技术发展规划纲要中所列举的十几个重大专项中, 就包括了高分辨率遥感的理论与应用。高分辨率遥感影像能在较小的空间尺度上观察地表的细节变化、进行大比例尺遥感制图以及监测人为活动对环境的影响, 它在城市生态环境评价、城市规划、地形图更新、地籍调查、精准农业等方面有巨大的应用潜力。因此, 重视和抓紧高分辨率影像处理和应用技术的研究不仅具有非常重要的学术价值而且具有重要的现实意义。

2.3 典型应用

2.3.1 例 1

参考文献: Bruzzone, L. and Carlin, L., 2006, A multilevel context-based system for classification of very high spatial resolution images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **44**, pp. 2587–2600.



图 1 快鸟影像分类例 1



图 2 快鸟影像分类例 2

方法简评：该论文利用面向对象方法，提取多尺度的影像对象单元，整合了光谱信息、空间统计等特征，采用 SVM 解译高维特征，取得了较好的效果。

2.3.2 例 2

参考文献：Gamba, P., Dell'Acqua, F., Lisini, G., and Trianni, G. Improved VHR urban area mapping exploiting object boundaries. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(8): 2767–2682.

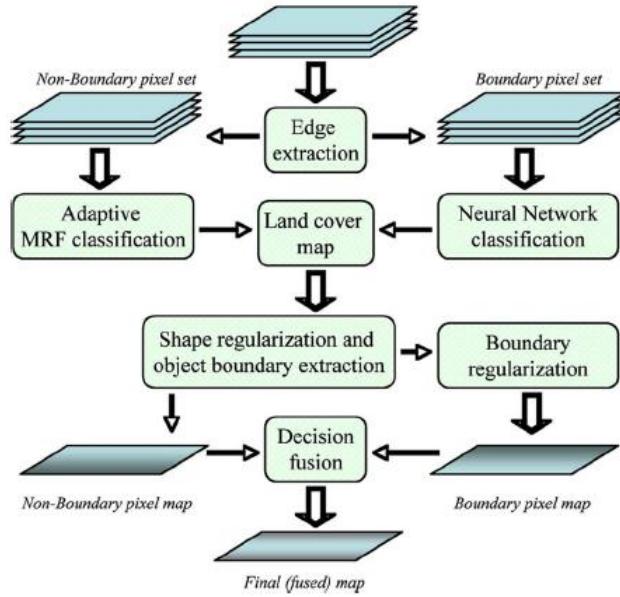


图 3 算法流程图

方法简评：该方法把边界像素和非边界像素分开进行分类处理，对于边界像素，采用基于像元的解译方法，分类器为神经网络算法；对于非边界像素，采用基于图斑的马尔可夫邻域分类器，利用空间信息分类。

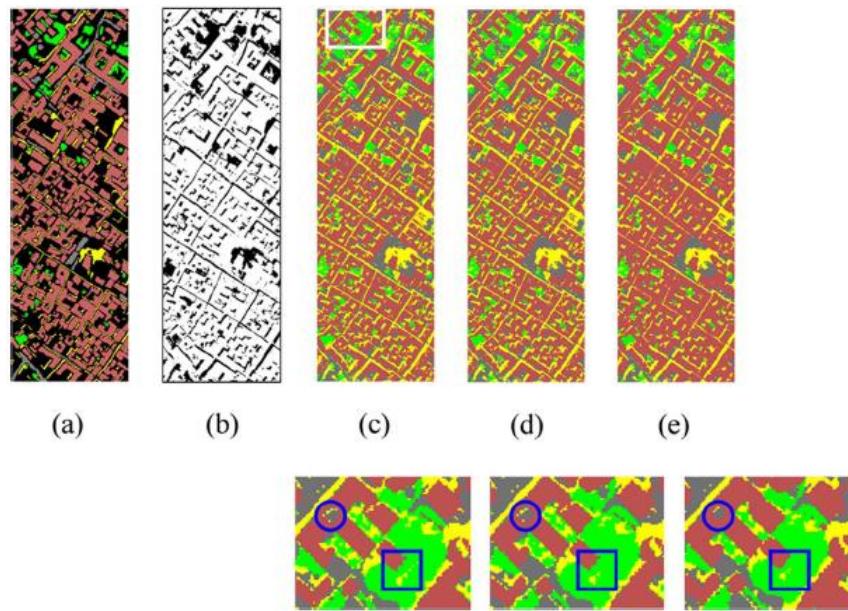


图 4 实验结果

- (a) 参考数据；
- (b) 边界与非边界像素；
- (c) 马尔可夫分类；
- (d) 没有考虑后处理的结果；
- (e) 提出的算法结果。

2.4 已取得的研究成果

2.4.1 成果一：像元形状指数

参考文献: **Zhang, L., Huang, X., Huang, B., Li, P.,** 2006, A pixel shape index coupled with spectral information for classification of high spatial resolution remotely sensed imagery, *IEEE Trans. on Geosciences and Remote Sensing*, Vol.44, No.10, pp. 2950–2961

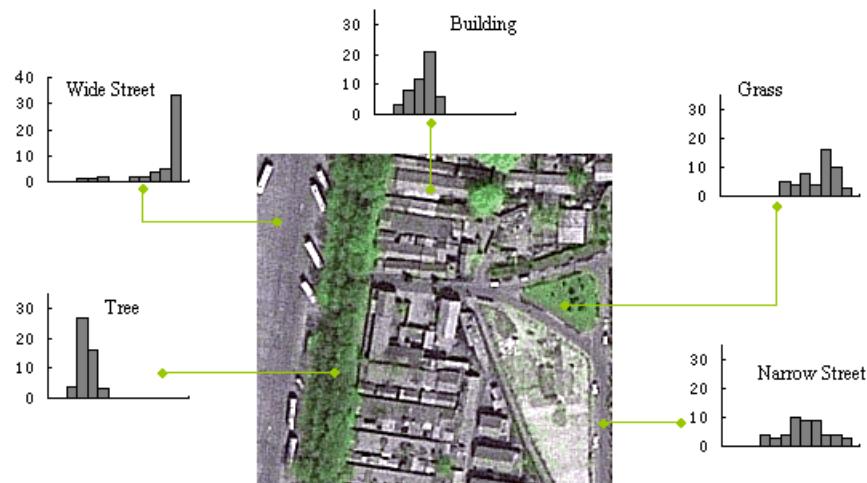


图 5 展示: PSI 方向线直方图

该图用北京 QuickBird 的一块影像为例, 说明了 PSI 方法对于区分光谱相似性地物的效果。如图, 对于房屋、道路等具有相似材质的目标, 用光谱方法可能无法有效识别, 但是采用 PSI 形状特征, 却可以有效区分。

2.4.2 成果二：面向对象分类

参考文献: **Huang, X., Zhang, L.,** An adaptive mean-shift analysis approach for object extraction and classification, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(12): 4173-4185.

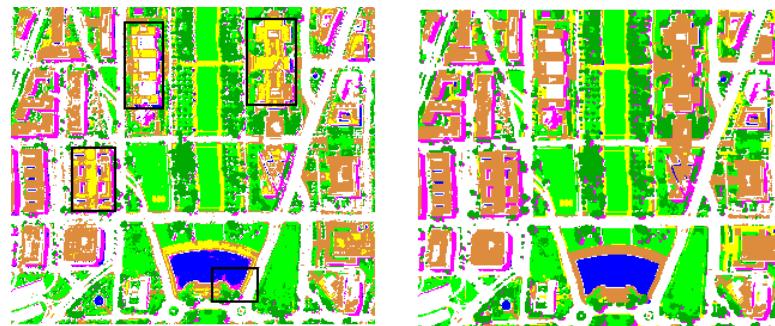


图 6 基于像素的解译 图 7 基于对象的解译

我们提出一种基于均值移动的面向对象分类方法, 用对象解译取代传统的像素解译方法, 使

高分辨率影像分类精度显著提高。

2.4.3 成果三：纹理模型

参考文献: **Zhao, Y., Zhang, L., Li, P., Huang, B., 2007, Classification of High Spatial Resolution Imagery Using Improved General Markov Random Field – Based Texture Features, IEEE Trans. on Geosciences and Remote Sensing, Vol.45, No.5, pp.1458-1468.**

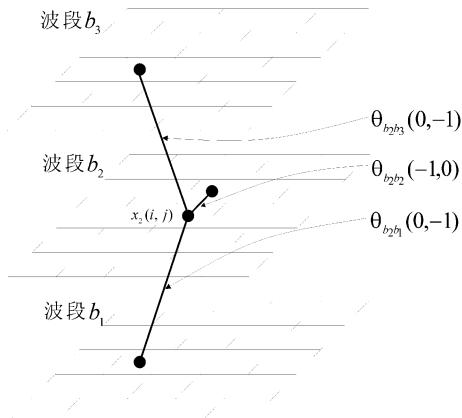


图 8 多层马尔可夫随机场

在马尔可夫随机场中, 每个随机变量的条件分布仅与其邻域信息有关, 随机联合概率分布由场的局部特性定义的。当随机变量呈高斯分布时, 该模型称之为高斯马尔可夫随机场 (GMRF) 模型。对于灰度图像而言, GMRF 模型的统计相关性表现为每个像素的灰度值等于邻域灰度值的线性组合与相应的噪声之和。而对于多光谱影像而言, GMRF 模型不仅要考虑各个波段内的空间相关性, 而且还要顾及不同波段之间的的相关性, 即需将二维 GMRF 模型扩展为广义 GMRF 模型。

2.4.4 成果四：形态学房屋指数-形态学阴影指数

参考文献: **Huang X, Zhang L: Morphological Building/Shadow Index for Building Extraction From High-Resolution Imagery Over Urban Areas. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of, 2012, Vol. 5, no. 1, pp.161-172.**

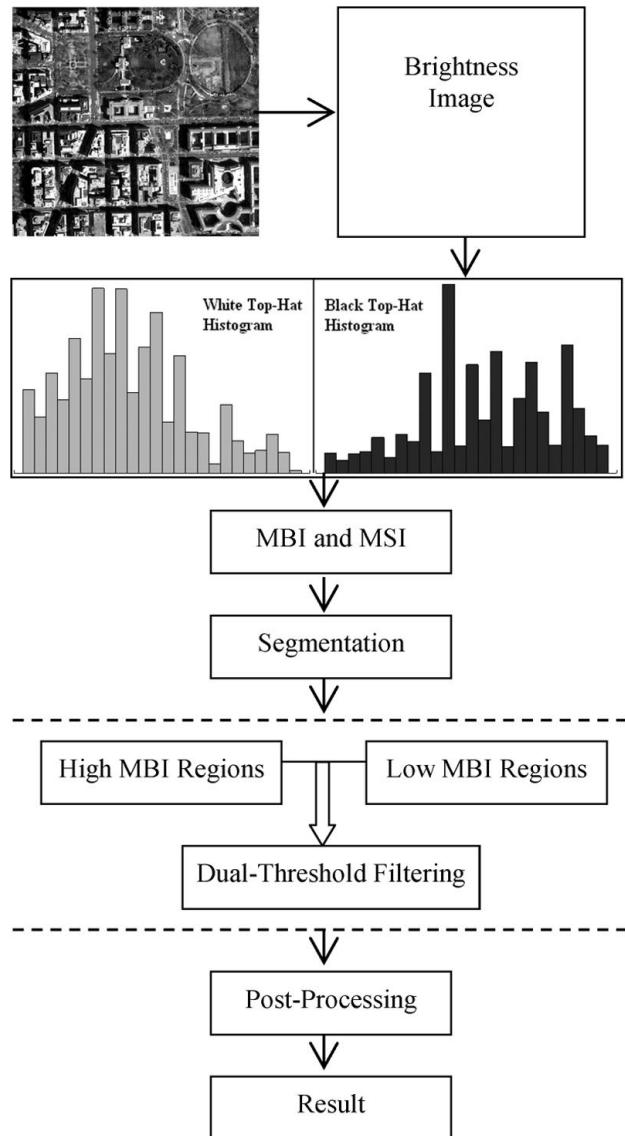


图 9. 房屋提取流程图

图 9 是我们提出的形态学房屋指数-形态学阴影(MBI-MSI)指数用于高分辨率遥感中房屋对象的提取流程图。MBI-MSI 方法, 不需要耗时耗力的训练样本选取及监督学习的过程, 就可实现高分辨率遥感影像中建筑物对象快速精准的探测。

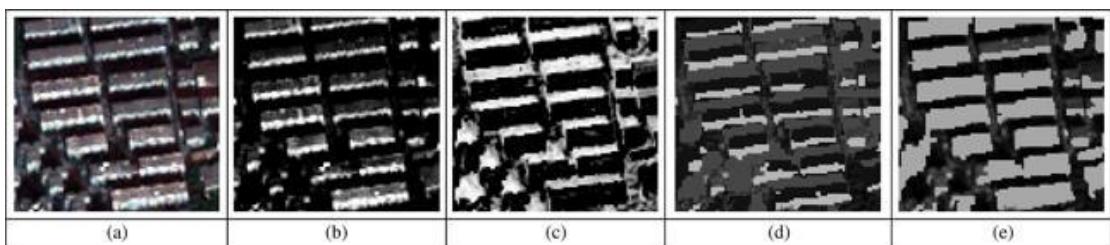


图 10. MBI 滤波实验。 (a) 实验影像, (b)和(c) MBI 和 MSI 特征影像, (d) MBI 最终结果, (e)来自于低和高 MBI 值区域的最终结果。

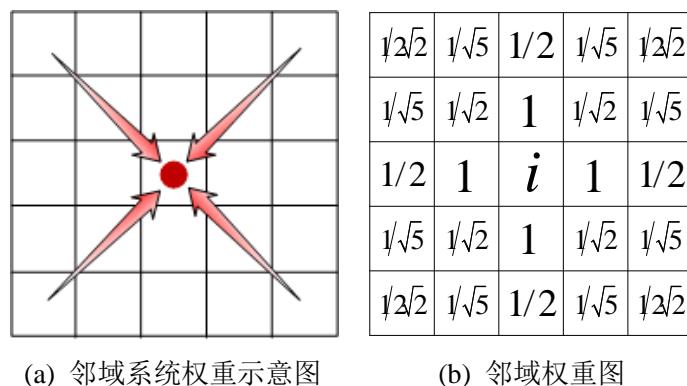
图 10 以一幅包括几个建筑物的小区域影像为例, 展示了 MBI 滤波用于房屋提取的流程。 (a)是实验影像, (b)和(c)分别为 MBI 和 MSI 特征影像, (d)展示了 MBI 滤波的结果, 其

中绿色和蓝色分别为高值和低值的 MBI 区域，洋红色代表阴影。(e)为综合了高和低 MBI 值区域的最终结果，其中橘色代表建筑区。从图 10，可以看出，在最终结果中，保留了所有高值 MBI 区域，而低 MBI 值区域中，与阴影相邻的建筑结构被检测并保留下来了。

MBI-MSI 降低漏检错误的同时，由于阴影信息空间约束，抑制了虚警率。

2.4.5 成果五：光谱-空间分类器

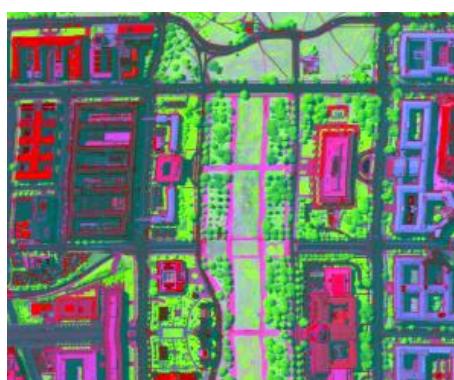
参考文献：Zhang Q, Zhang L, Huang X: Classification of high-spatial resolution imagery based on distance-weighted Markov random field with an improved iterated conditional mode method. *International Journal of Remote Sensing* 2011, **32**(24), pp.9843-9868.



(a) 邻域系统权重示意图 (b) 邻域权重图

图 11. 马尔科夫随机场_距离加权的方形邻域系统

马尔科夫随机场模型(MRF)是一种模拟影像结构的概率模型，以先验条件概率模拟影像像素间上下文相关性，可以将影像中光谱和空间信息的有机的结合在一起。马尔科夫随机场中的每个邻域像素对中心像素都具有一定程度的影响，且根据空间地理学定律，空间距离相近的地物，属于同一类地物的概率更大。我们提出的距离加权马尔科夫随机场模型(DwMRF)，如图 11(a)所示的 DwMRF 的示意图。远距离的邻域像素对中心像素的影像权重较小，近距离的邻域像素对中心像素的影响权重较大。图 11(b)展示了欧氏距离倒数的邻域系统权重示意图。DwMRF 更好的模拟了各种空间距离的邻域像素对中心像素的影响度。



(a)

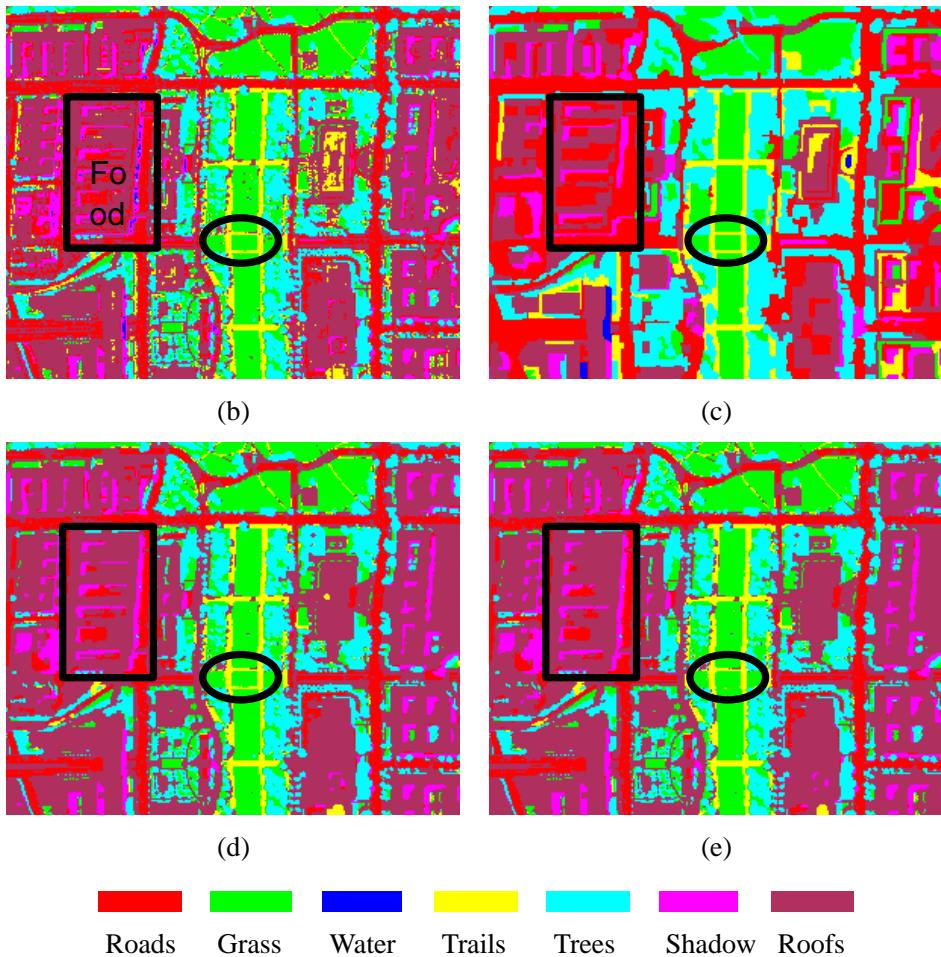


图 12. 华盛顿特区影像分类图 (a)原始影像, (b)最大似然法分类图, (c) FENA+SVM 分类图; (d)DwMRF 分类图; (e) MRF 分类图.

图 12 展示了华盛顿图区影像的分类图, 将我们提出的 DwMRF(图 12 (e))与其他的分类器进行了对比, 如, 基于像素的 MLC 分类器(b), 著名的分割算法 FNEA 和 SVM 分类器(c), 传统的 MRF(e)。可以看出, DwMRF 在去噪的同时, 对细节信息保持很好。

2.4.6 成果六：分类后处理优化

参考文献: Huang, X., Lu, Q., Zhang, L., and Plaza, A., 2014, New Postprocessing Methods for Remote Sensing Image Classification: A Systematic Study. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 52, pp. 7140-7159.

分类后处理通过引入空间信息优化遥感影像初始分类结果, 可以有效地避免影像上噪声的影响, 获得更合理的分类结果。总体而言, 常用的遥感影像分类方法可以大致分为以下四类: 基于滤波的后处理方法, 基于对象的后处理方法, 基于随机场的后处理方法, 以及基于重学习的后处理方法。其中, 基于重学习思想的分类后处理方法的示意图如图 13。

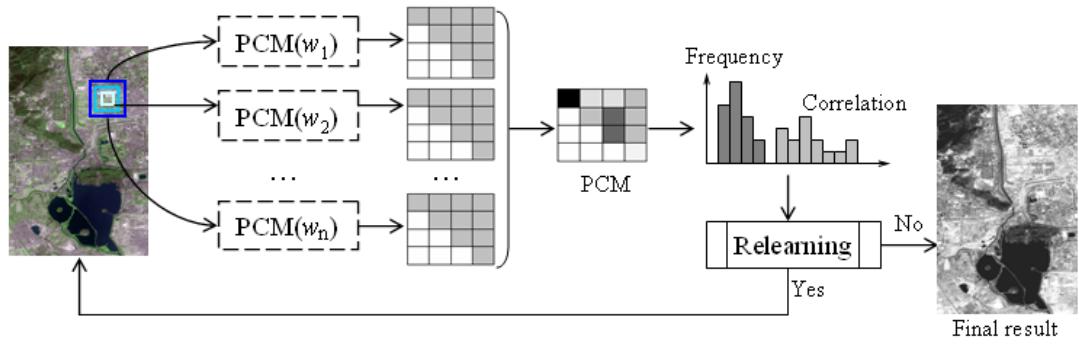


图 13 基于重学习的分类后处理

图 14 展示了四类不同分类后处理方法在海南影像上的结果。不难发现，分类后处理可以明显地提高遥感影像分类精度，并且基于重学习的方式可以在滤除噪声的同时，有效地增强不同类别间的可分性。

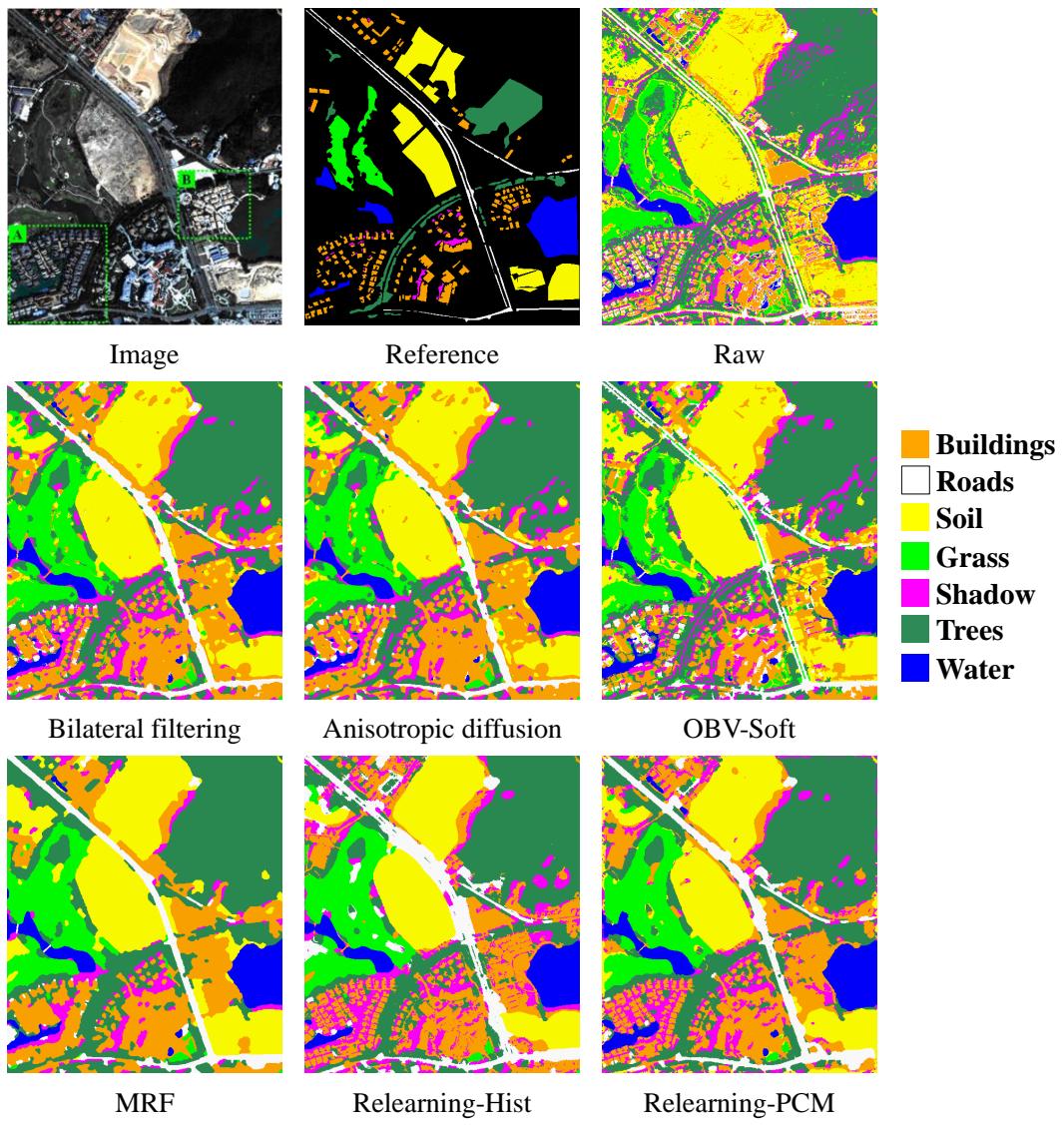


图 14 多种分类后处理方法的结果对比

2.5 发展前景与就业领域

国际上不断出现的高分辨率卫星，以及国内逐渐引起重视的高分辨率对地观测，使高分辨率遥感影像的处理和应用具有广阔前景。目前，高分辨率影像的解译仍然在研究中，各国学者也已经开展了一些卓有成效的工作，但是，仍然缺乏显著性的研究成果。因此，高分辨率影像的信息处理技术，需要大家不断的研究，参与国际讨论与竞争。

本方向的研究领域包括：高校、科研院所、国内外的高分辨率影像处理公司等。

2.6 入门资料推荐

- [1] Bruzzone, L. and Carlin, L., 2006, A multilevel context-based system for classification of very high spatial resolution images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44, pp. 2587–2600.
- [2] Gamba, P., Dell'Acqua, F., Lisini, G., and Trianni, G. Improved VHR urban area mapping exploiting object boundaries. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(8): 2767–2682.
- [3] Zhang, L., Huang, X., Huang, B., Li, P., 2006, A pixel shape index coupled with spectral information for classification of high spatial resolution remotely sensed imagery, *IEEE Trans. on Geosciences and Remote Sensing*, Vol.44, No.10,pp. 2950–2961
- [4] Zhao, Y., Zhang, L., Li, P., Huang, B., 2007, Classification of High Spatial Resolution Imagery Using Improved General Markov Random Field – Based Texture Features, *IEEE Trans. on Geosciences and Remote Sensing*, Vol.45, No.5, pp.1458-1468.
- [5] Huang, X., Lu, Q., Zhang, L., and Plaza, A., 2014, New Postprocessing Methods for Remote Sensing Image Classification: A Systematic Study. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52, pp. 7140-7159.

3 智能化遥感影像信息提取

3.1 概述

随着遥感技术向高空间、高光谱、高时相分辨率，以及多卫星、多平台，多角度，全方位观测的趋势发展，遥感为我们对地球资源环境的研究提供了海量数据。如何快速、智能地从海量数据中提取有效的信息是当今遥感界迫切需要解决的问题。发展自动化、智能化的遥感影像信息提取技术是解决上述问题的有效途径，也是当前遥感领域的研究热点之一。

智能化遥感影像信息提取研究小组（IRSG）针对高分辨率（高光谱、高空间）遥感影像处理中的分割、分类、特征选择、光谱匹配、亚像元定位等问题，以近年来最新发展的人工免疫系统、DNA 计算、多智能体理论、差分进化等近代智能优化与分析理论为基础^[1-10]，形成了以下研究方向：遥感影像处理中的人工免疫系统及其应用方法、基于人工 DNA 进化计算的高光谱数据分析、基于多 Agent 理论的高分辨率遥感影像处理、基于差分进化计算的遥感影像处理研究。

3.2 研究意义

遥感影像的解译最初是依靠人眼经验判断的方式实现的。由于人的视觉系统独特的信息提取能力和人脑神经系统对信息的处理、解译、记忆能力，并结合专家经验，人能够十分轻松的完成遥感影像的解译，制作地图，指导实践和决策。但是由于遥感影像是海量的、且遥感技术观测的地球表面是动态变化的，必须使用计算机技术来完成遥感数据的处理、解译与更新。智能化遥感影像信息提取研究小组（IRSG）从智能优化和机器学习的角度出发，利用计算机模拟生物视觉、大脑、免疫等系统对于遥感信息的提取、处理、解译、记忆以及推理能力，完成遥感数据从影像到信息的提取，能够有效提升遥感信息提取的能力与效率。

3.3 已取得的研究成果

3.3.1 遥感影像处理中的人工免疫系统及其应用方法

3.3.1.1 遥感影像非监督人工免疫分类器

主要成果：

- [1] Y. Zhong, L. Zhang, B. Huang, P. Li. An Unsupervised Artificial Immune Classifier for Multi/hyper-spectral Remote Sensing Image, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol.44, No.2, pp. 420-431, 2006.
- [2] Y. Zhong, L. Zhang, and W. Gong, "Unsupervised remote sensing image classification

using an artificial immune network," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 32, no. 19, pp. 5461-5483, 2011.

为了自动对影像进行聚类,IRSG 基于自然免疫系统的自学习、自识别外来抗原的能力,提出了遥感影像非监督人工免疫分类器 (UAIC)。除了非线性的分类性能之外, UAIC 具备生物性能, 如免疫识别和免疫记忆。因此, UAIC 通过生成记忆细胞表达集合, 能有效的进行数据聚类和分类。为了模拟免疫系统中的抗体, 抗体种群 (AB) 模型被引入 UAIC 中。AB 是一种用于遥感影像处理新的免疫模型, AB 模型中每一个类别都包含了一些抗体和记忆细胞。在遥感影像分类中, 记忆细胞决定了整个 AB 模型的识别性能。UAIC 利用 AB 模型去识别一定数量的抗原 (待分类的遥感影像)。

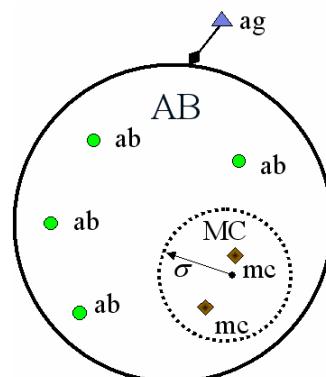


图 8 抗体 (AB) 模型

实验结果如下图。实验表明 UAIC 具有很高的分类精度, 并且提供了一个有效的方式用于智能化的遥感影像的非监督分类。

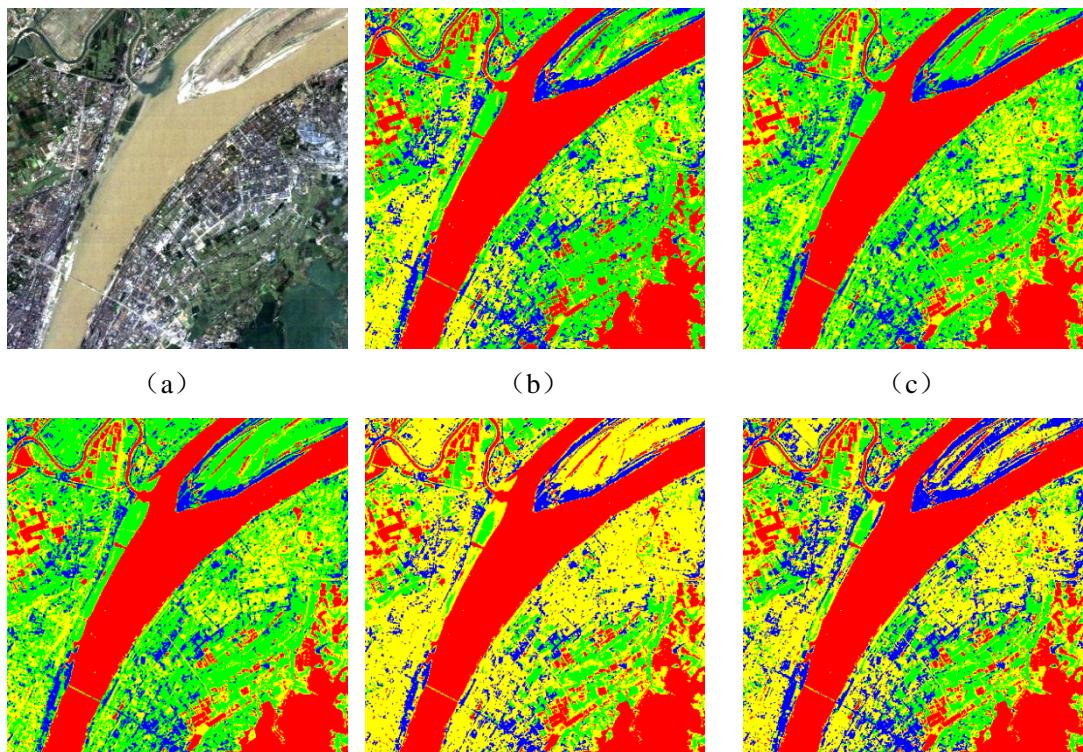




图 9 分类精度比较, (a) 武汉 TM 影像 (b) UAIC 分类影像 (c) K 均值分类影像 (d) ISODATA 分类影像 (e) 模糊 K 均值分类影像 (f) SOM 分类影像 (10×10 特征映射图)

3.3.1.2 遥感影像处理的人工免疫监督分类器^[13-15]

主要成果:

- [3] L. Zhang, Y. Zhong, B. Huang, P. Li. A Resource Limited Artificial Immune Algorithm for Supervised Classification of Multi/Hyper-Spectral Remote Sensing Image. *Int. J. Remote Sens.*, vol.28, No.7, pp.1665–1686, 2007.
- [4] Y. Zhong, L. Zhang, J. Gong, P. Li. A Supervised Artificial Immune Classifier for Remote Sensing Imagery, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol.45, no.12, pp.3957-3966.
- [5] Y. Zhong and L. Zhang, "An adaptive artificial immune network for supervised classification of multi-/hyperspectral remote sensing imagery," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 50, no. 3, pp. 894-909, Mar. 2012.

为了充分利用遥感影像处理中的样本信息, IRSG 提出了资源限制性人工免疫监督分类器、多值人工免疫网络监督分类器等方法。除此之外, 为了减少人工免疫系统分类器的参数个数, 提高人工免疫网络分类器的智能性, 一种自适应的人工免疫网络分类器 (ABNet) 被提出。ABNet 分类算法能根据数据的特点自适应调节和建立抗体组成的网络, 并进一步减少了分类器的参数。同时, 无论类别决策边界有多复杂, ABNet 都能通过抗体的特征向量和识别半径清晰的将其构建出来。ABNet 模型的示意图如下图所示。

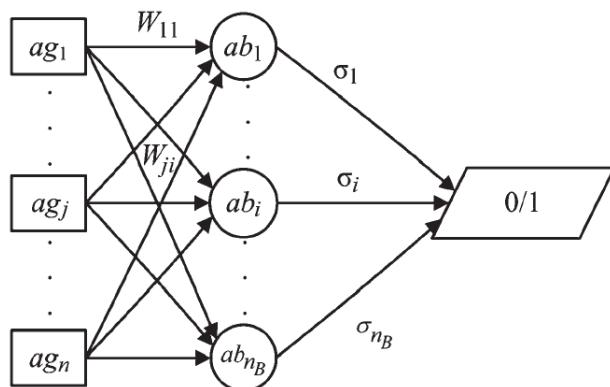


图 10 人工免疫网络模型示意图

实验结果如下:

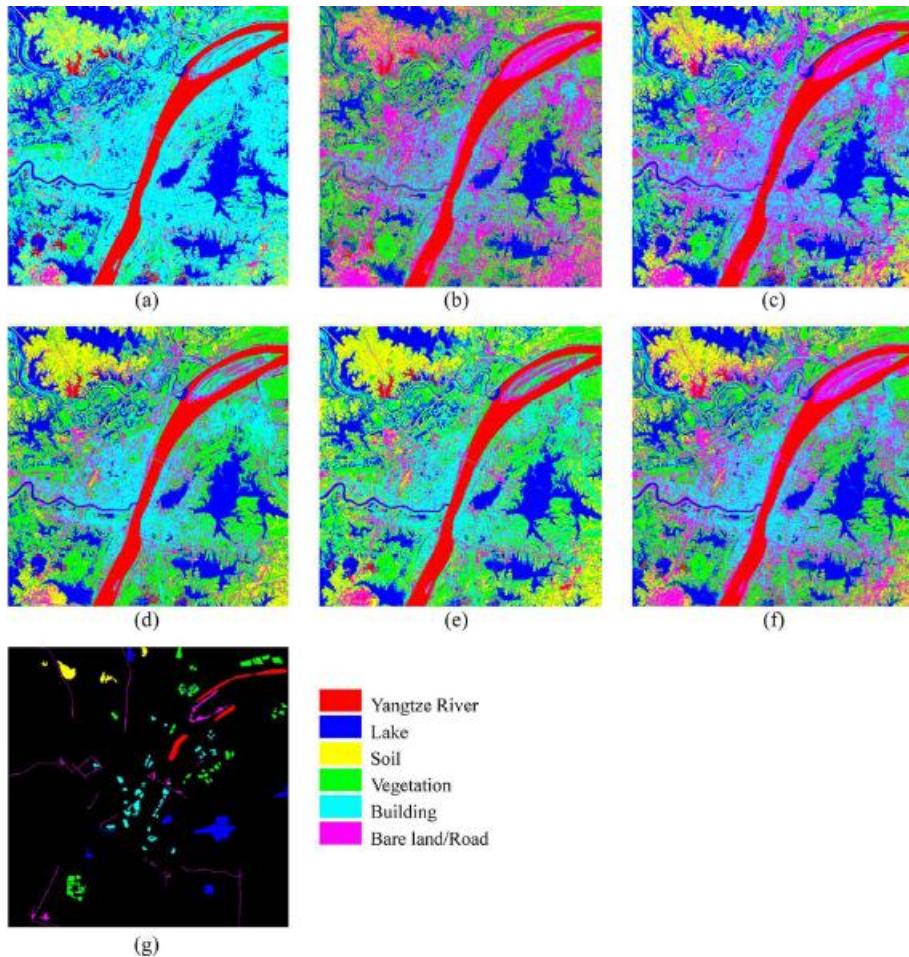


图 11 人工免疫网络实验结果图: (a) 最小距离分类结果, (b) 最大似然法分类结果, (c) BP 神经网络的分类结果, (d) 多值免疫网络 (MVINC), (e) 基于资源限制性人工免疫系统分类算法 (RLCRSI), (f) 自适应的人工免疫网络分类器 (ABNet)

3.3.1.3 基于克隆选择的高光谱遥感影像特征选择

主要成果:

- [6] L. Zhang, Y. Zhong, B. Huang, J. Gong, and P. Li, "Dimensionality reduction based on clonal selection for hyperspectral imagery," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 45, no. 12, pp. 4172-4186, Dec. 2007.

针对高光谱遥感影像中面临的 Hughes 现象, IRSG 基于人工免疫系统中克隆选择算法的全局优化能力, 提出两种新的高光谱遥感影像特征选择的算法——基于克隆选择的高光谱遥感影像特征选择方法 (Clonal Selection Feature Selection Algorithm, CSFS) 和带权的克隆选择特征选择算法 (Clonal Selection Feature Weighting Algorithm, CSFW)。

实验结果如下图, 通过和其他特征选择算法比较, CSFS 和 CSFW 都能够有效地进行高光谱影像降维, 并且 CSFW 相对 CSFS, 在应用到同样的高光谱数据时, 有可能得到更好的

结果。

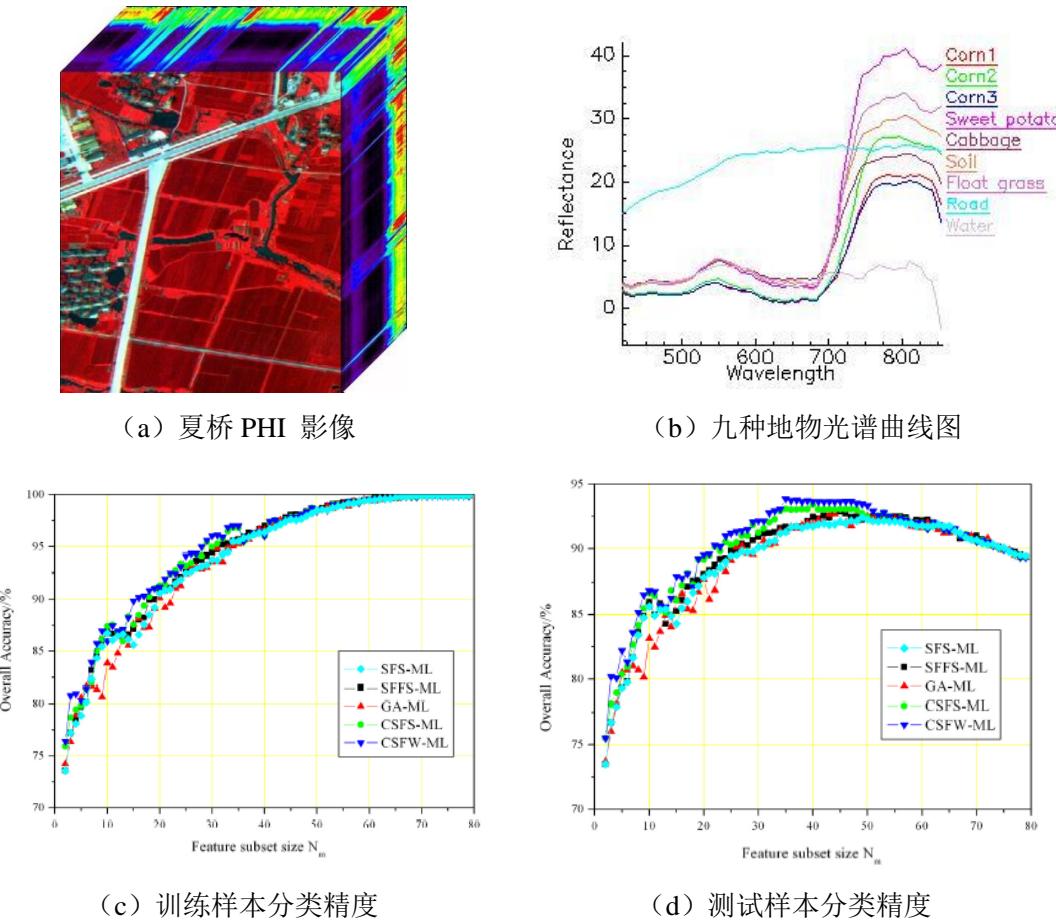


图 12 特征选择的评价结果图

3.3.2 基于人工 DNA 进化计算的高光谱数据分析

主要成果:

- [7] H. Jiao, Y. Zhong, and L. Zhang, "Artificial DNA computing-based spectral encoding and matching algorithm for hyperspectral remote sensing data," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 50, no. 10, pp. 4085-4104, Oct. 2012.
- [8] H. Jiao, Y. Zhong, and L. Zhang, "An Unsupervised Spectral Matching Classifier Based on Artificial DNA Computing for Hyperspectral Remote Sensing Imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, no. 8, pp. 4524-4538, Aug. 2014.

3.3.2.1 高光谱数据 DNA 编码信息提取方法

通过借鉴光谱曲线二值编码的方法特点，构造 DNA 四值编码方式，旨在提取光谱的吸收反射特征、波形信息、相邻像素光谱相关特征等，并利用遗传学原理将 DNA 密码子转化为对应的氨基酸参数链，以提高光谱匹配的稳定性。

高光谱遥感属于被动遥感方式，其获取数据过程容易受辐射不均匀影响，导致影像中像

元的光谱曲线整体向上或者平移；但是光谱曲线的整体波形以及相邻波段之间的相互关系保持稳定。根据这一特点，可以将光谱曲线的整体波形特征与相邻波段之间波动的特征作为光谱曲线的重要特征，并利用 DNA 编码四值编码方式提取光谱曲线重要特征。

因此，高光谱数据的 DNA 编码分为两个部分，一部分是关注光谱整体特性的编码；一部分是关注相邻波段波动特征的编码。两种编码方式相辅相成，能够区分地物较为精细的类别特征。如下图所示，两类较为近似的植被光谱在 DNA 编码的信息提取过程之后，通过简单的编码“投票”统计法，就能够得到区分。需要指出的是，DNA 编码的过程中，涉及编码的区间判定阈值，该阈值的确定自适应程度还有待提高。

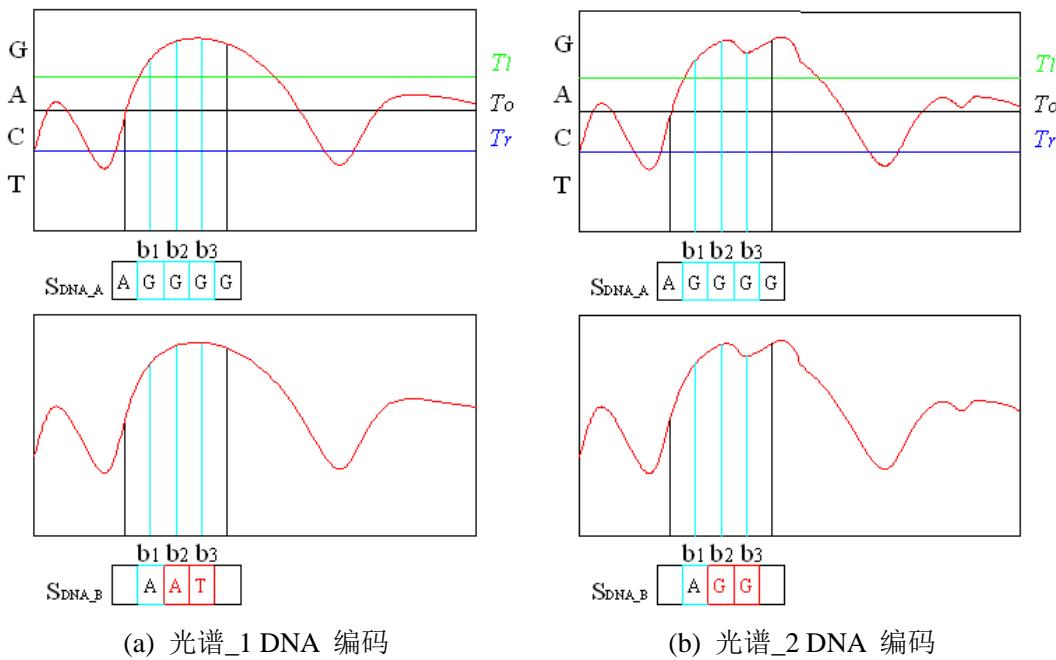


图 13 高光谱数据 DNA 编码

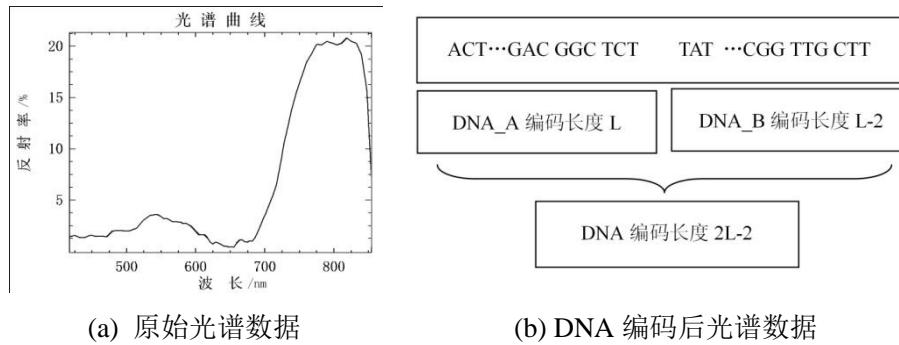


图 14 高光谱数据与 DNA 编码转化示意图

3.3.2.2 基于 DNA 进化计算的高光谱遥感数据监督分类

基于 DNA 编码，提出基于 DNA 进化计算的高光谱遥感数据监督分类方法。该方法编码高光谱影像中的样本，并构建初始光谱 DNA 数据库；利用遗传操作，获取最优化的匹配 DNA 编码库；然后对编码后的整个高光谱影像进行监督分类。高光谱数据的 DNA 计算监

督分类流程如下图所示。

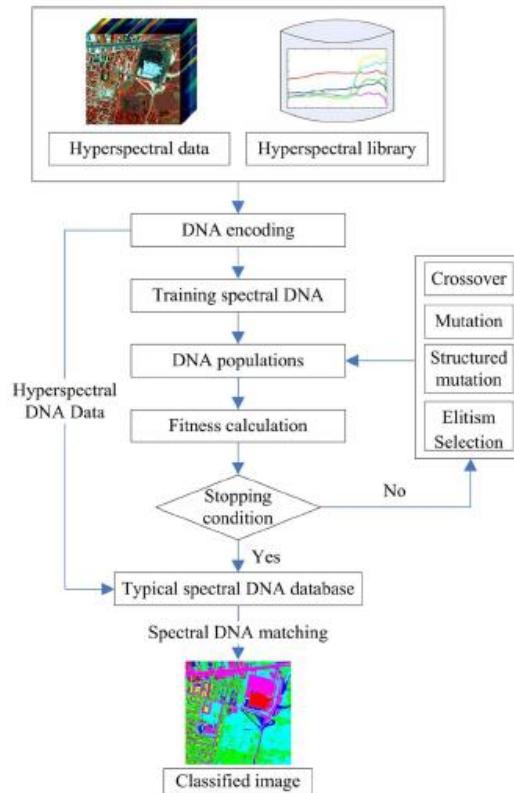


图 15 高光谱遥感数据的 DNA 计算分类方法流程图

分别对 HYDICE 城市高光谱数据进行监督分类，取得了较好的分类结果，如下图。

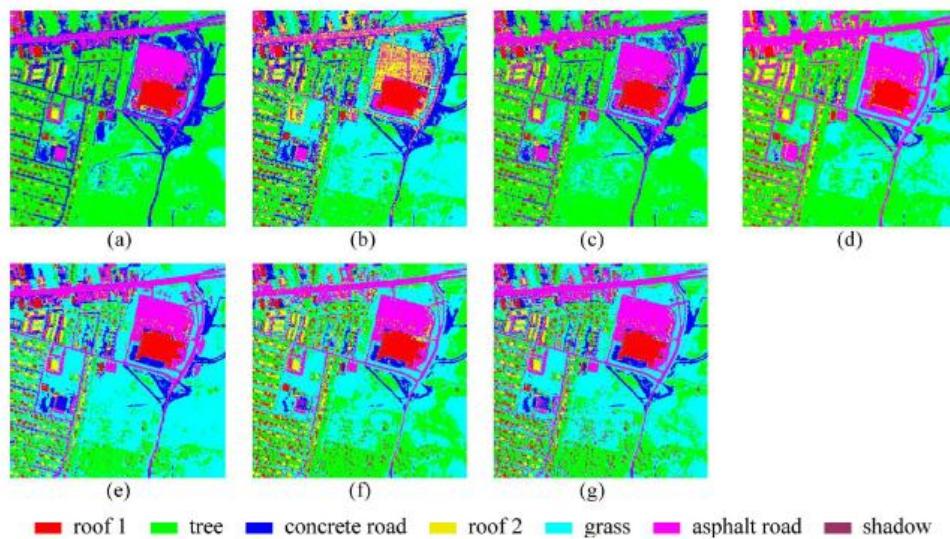


图 16 HYDICE 城市影像 DNA 监督分类结果. (a) 二进制编码匹配分类. (b) 光谱角制图. (c) 光谱倒数特征编码. (d) SVM. (e) 基于 Hamming 距离的人工 DNA 光谱匹配 (HD-ADSM). (f) 基于绝对值距离的人工 DNA 光谱匹配 (AVD-ADSM) . (g) 基于蛋白质距离的人工 DNA 光谱匹配 (PVD-ADSM) .

3.3.3 基于多 Agent 理论的高分辨率遥感影像处理

主要成果:

- [9] Y. Zhong, B. Zhao, and L. Zhang, "A Multi-Agent Object-Based Classifier for High Spatial Resolution Imagery," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 52, no. 2, pp. 841-857, Feb. 2014.

3.3.3.1 基于多智能体的高分辨率遥感影像分割

利用多智能体与图像环境交互性强, 灵活性高, 具有并行运算的优点, 提出一种基于多智能体的高空间分辨率遥感影像分割算法(High spatial resolution remote sensing image segmentation algorithm based on multi-agent theory, MARSS), 通过多个智能体控制不同区域的合并过程(如下图), 能够使分割算法的全局合并控制更加优化。

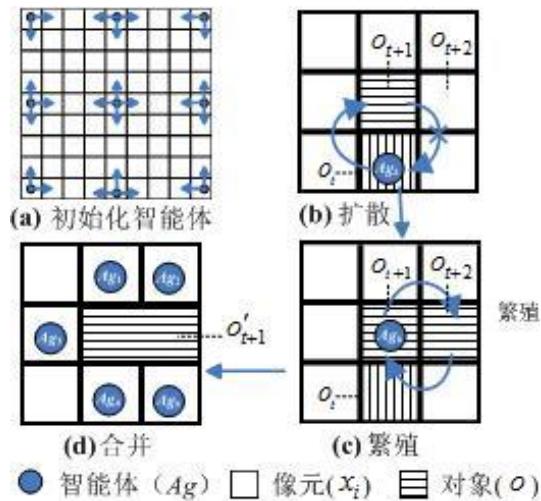
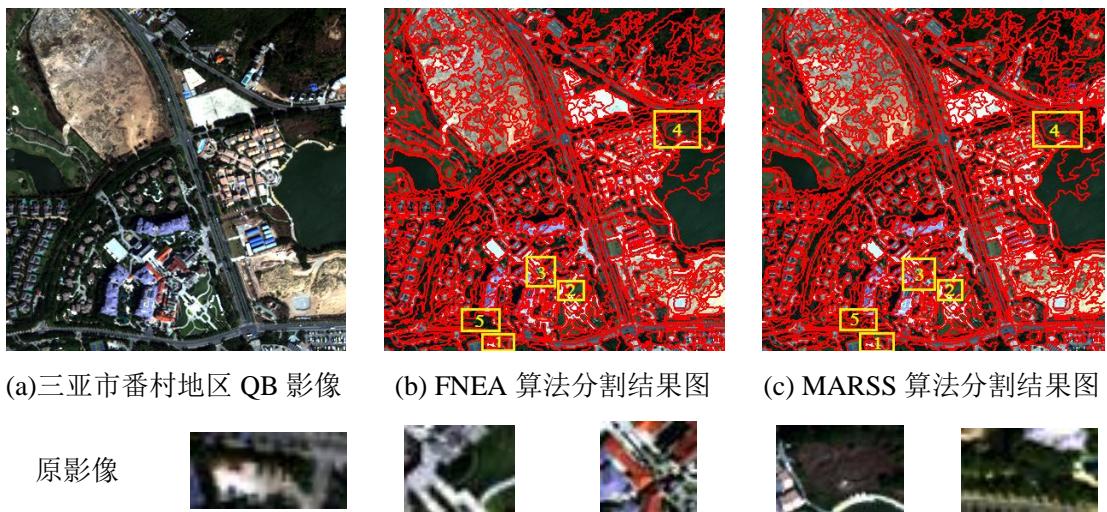


图 17 多智能体控制的合并策略

实验结果如下图, 结果表明 MARSS 算法能取得较好的分割结果。

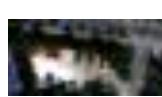


(a) 三亚市番村地区 QB 影像

(b) FNEA 算法分割结果图

(c) MARSS 算法分割结果图

原影像



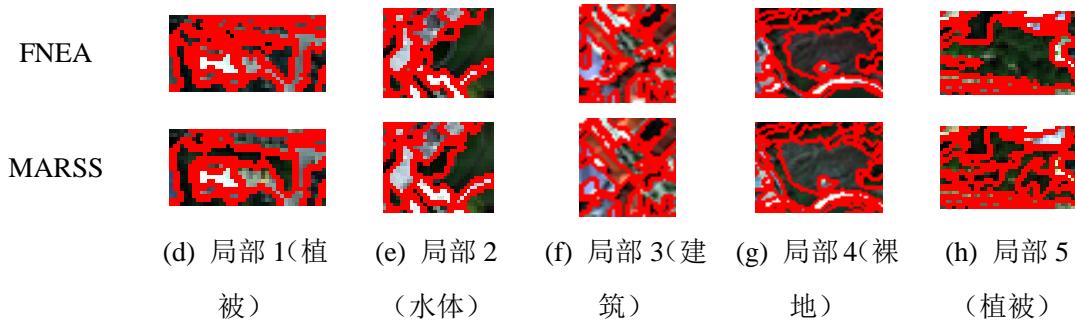


图 18 三亚番村地区 QB 影像的分割结果。

3.3.3.2 基于多智能体的高分辨率遥感影像分类

利用多智能体与图像环境交互性强, 灵活性高等特点构建了一种四元组的多智能体框架 (Zhong, Zhao et al., 2013)。在此框架下, 多智能体被分为两类, 一类智能体进行遥感影像的分割, 另一类智能体进行遥感影像的分类。其中, 分割多智能体通过扩散、繁殖、死亡控制着整个影像的分割过程 (区域的合并控制), 并通过变异行为转化为分类智能体; 分类智能体通过扩散、繁殖、死亡考虑对象与对象之间的上下文关系, 进行对象的类别标记。多智能体的总体框架如下图所示:

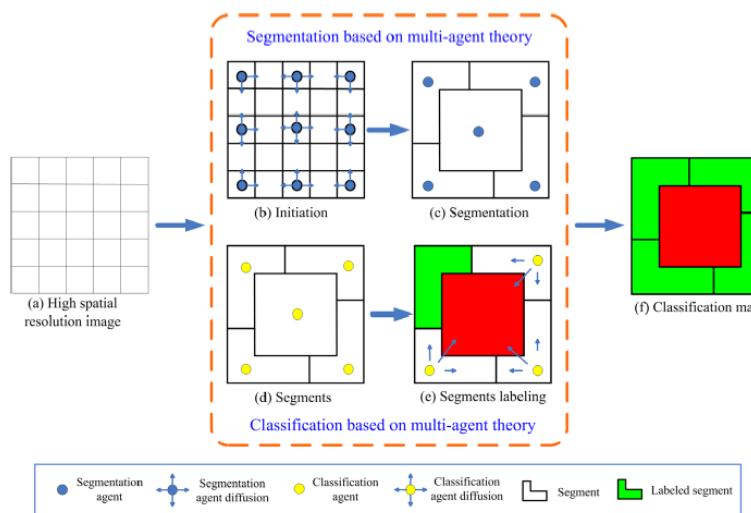


图 19 多智能体框架下的面向对象分类示意图

代表性实验结果如下:

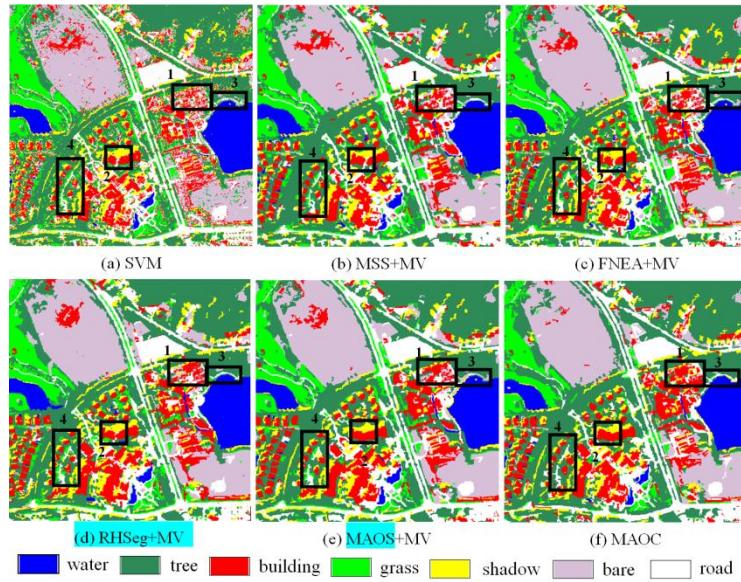


图 20 三亚番村地区 QB 影像的分类结果

3.3.4 基于差分进化计算的遥感影像处理

主要成果

- [10] A. Ma, Y. Zhong, and L. Zhang, "Adaptive multi-objective memetic fuzzy clustering algorithm for remote sensing imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, no. 8, pp. 4202-4217, Aug. 2015.
- [11] Y. Zhong, S. Zhang, and L. Zhang, "Automatic fuzzy clustering based on adaptive multi-objective differential evolution for remote sensing imagery," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 6, no. 5, pp. 2290-2301, Oct. 2013.
- [12] Y. Zhong and L. Zhang, "Remote sensing image subpixel mapping based on adaptive differential evolution," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B*, vol. 42, no. 5, pp. 1306-1329, Oct. 2012.

3.3.4.1 基于差分进化算法的多目标遥感影像聚类

传统的自适应的模糊聚类方法能够通过最大或者最小化一个目标函数获得最优的聚类个数。但是，这些方法依赖于所选择的目标函数，并且，因为遥感影像的复杂性，一个聚类有效性指数所代表的目标函数并不能完全的代表所要求解的问题。为了避免这个问题，IRSG 提出了自适应多目标差分进化的遥感影像模糊聚类(AFCMDE)方法。该方法是同时优化 J_m 指数和 XB 指数。AFCDE 算法分为两个层次：优化层和聚类层。优化层主要是获得了最优的聚类个数，聚类层是在此基础上进一步得到最优的聚类中心，从而能够对整个影像进行聚类。实验结果如下图和表 1 所示，结果表明 AFCMDE 算法在自动确定聚类数目和同时能取得较好的分类结果。

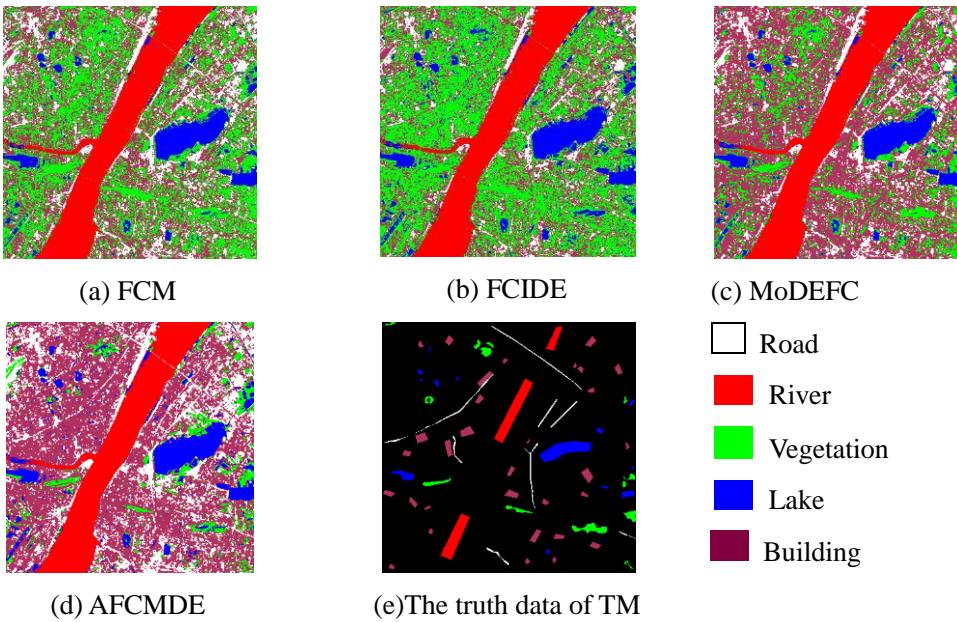


图 21 武汉 TM 影像分类结果

表 1 四种分类方法总精度和 Kappa 系数的比较

Accuracy	FCM	FCIDE	MoDEFc	AFCMDE
OA	82.55%	84.79%	88.44%	91.74%
KAPPA	0.7774	0.803	0.859	0.890

3.3.4.2 基于差分进化算法的遥感影像亚像元定位

基于自适应差分进化算法的亚像元定位算法(ADESM)用于遥感影像亚像元定位。基于空间相关性假设, 亚像元定位可以利用低分辨率的混合像元分解丰度影像, 得到高分辨率的类别分类影像。在自适应差分进化亚像元定位方法中, 使用差分进化, 通过最大化空间相关性指数, 亚像元定位问题就转换为一个优化问题。传统的差分进化算法, 在连续优化问题上, 是一种高效强大的基于种群的随机全局优化器, 但是, 在离散搜索空间中, 它不能用于亚像元定位问题。除此之外, 差分进化中, 合适的控制参数的设置也比较困难。为了避免这些问题, 使用一种自适应策略(不是用户定义的参数)以及连续空间和离散空间之间的可逆转换策略来改进传统的差分进化算法。在进化过程中, 又进一步通过增强进化算子, 如变异、交叉、修复、交换、插入, 以及一张有效的局部搜索方法来形成的候选解决方案。

如下图所示, 通过处理遥感影像得到的实验结果表明, 自适应差分进化亚像元定位算法, 在所有的实验中都优于之前已有的亚像元定位算法。在灵敏性分析中, 考虑亚像元定位精度, 使用自适应参数设置的自适应差分进化亚像元定位算法, 优于或者至少可比拟于标准的差分进化算法, 因此, 前者提供了一种有效的遥感影像亚像元定位的方法。

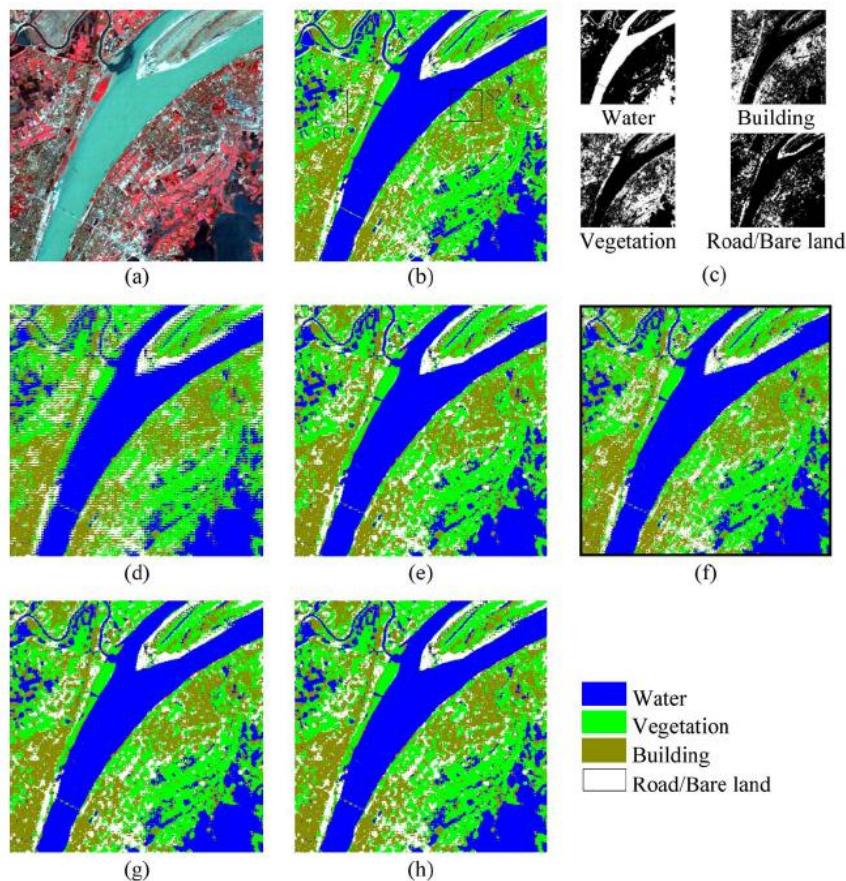


图 22 武汉 TM 影像处理结果 (S=4) (a) 原始影像, (b) 分类影像, (c) 丰度影像, (d) DNSM, (e) SASM, (f) BPSM, (g) GASM, (h) ASESM。

3.3.5 高光谱遥感影像的空谱融合稀疏分解

主要成果:

- [13] R. Feng, Y. Zhong, and L. Zhang, "An Improved Nonlocal Sparse Unmixing Algorithm for Hyperspectral Imagery," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 12, no. 4, pp. 915-919, Apr. 2015.
- [14] Y. Zhong, R. Feng, and L. Zhang, "Non-Local Sparse Unmixing for Hyperspectral Remote Sensing Imagery," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, no. 6, pp. 1889-1909, Jun. 2014.
- [15] R. Feng, Y. Zhong, and L. Zhang, "Adaptive Non-Local Euclidean Medians Sparse Unmixing for Hyperspectral Imagery," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 97, pp. 9-24, Nov. 2014.

稀疏分解方法作为一种半监督性质的混合像元分解方法, 以过完备的、标准的地物端元光谱库作为先验知识, 采用分裂增广拉格朗日优化求解方法, 从而无需依赖精确的端元提取方法, 实现高精度混合像元分解的目的。然而, 传统的稀疏分解方法没有考虑到遥感影像丰

富的空间信息。针对这个问题，本小组提出了融合非局部空间信息的高光谱遥感影像稀疏分解算法。该方法通过融合非局部空间先验信息与丰度稀疏性约束，有效的提高了混合像元光谱分解的精度。从图21中可以看出，提出的NLSU算法相对于传统的稀疏分解方法SUnSAL，及最新的SUnSAL-TV等相比更接近于真实的丰度分布。

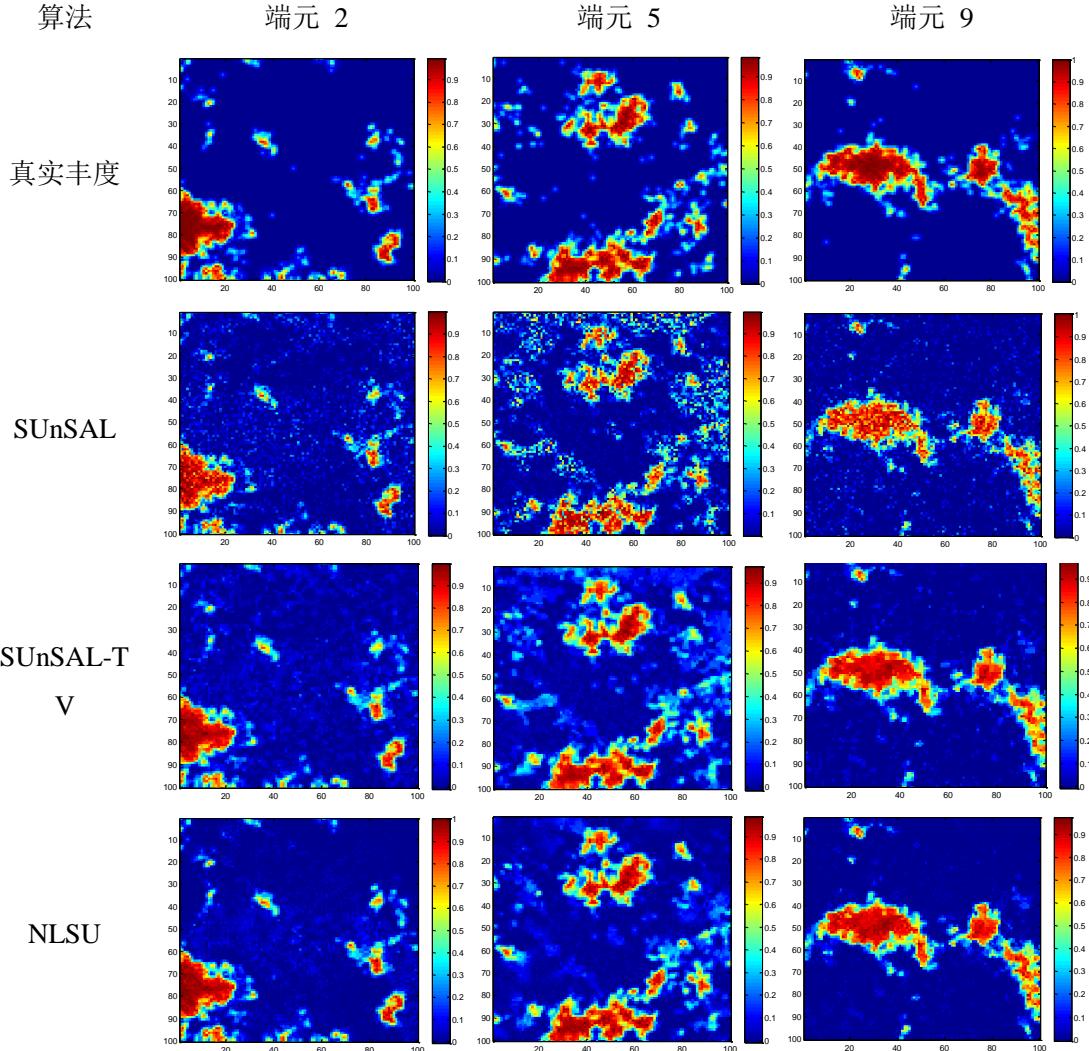


图 23 不同的混合像元分解算法方法丰度图

3.4 发展前景与就业领域

智能化遥感信息提取研究方向是一个综合交叉学科研究方向，涉及计算机科学、信息科学、遥感科学、数学等领域科学知识，其发展与其他学科的新理论的发展有着密切的联系，更重要的是取决于各种新型遥感影像所面临的新问题与挑战。因此，针对高分辨率遥感信息提取中所遇到的各种新问题（高维数据处理等），深入挖掘和研究其他领域的算法，提升高分辨率遥感影像信息提取的能力与效率是本方向的主要发展趋势。

毕业生就业领域主要包括：科研院所、测绘遥感相关企事业单位、遥感、计算机等相关

公司。

3.5 入门资料推荐

- [1] D. Dasgupta, Artificial Immune Systems and Their Applications. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1999.
- [2] L. N. de Castro and J. Timmis, Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach. London, U.K.: Springer-Verlag, 2002.
- [3] L. M. Adleman, “Computing with DNA,” *Sci. Am.*, vol. 279, pp. 54–61, 1998.
- [4] R. J. Lipton, “DNA solution of hard computational problems,” *Sciences*, vol. 268, no. 5210, pp. 542–545, 1995.
- [5] S. Y. Shin, I. H. Lee, D. Kim, and B. T. Zhang, “Multi-objective evolutionary optimization of DNA sequences for reliable DNA computing,” *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 9, no. 21, pp. 143–158, 2005.
- [6] R. A. B. Bakar, J. Watada, and W. Pedrycz, “DNA approach to solve clustering problem based on a mutual order,” *Biosystems*, vol. 91, no. 1, pp. 1–12, 2008.
- [7] C-C. Tsai, H-C. Huang, and S-C. Lin, “FPGA-Based Parallel DNA Algorithm for Optimal Configurations of an Omnidirectional Mobile Service Robot Performing Fire Extinguishment,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. Issue 99, pp. 1–1, 2009.
- [8] 靳小龙, 多智能体原理与技术. 清华大学出版社, 2003.
- [9] M. Wooldridge and N. Jennings, “Intelligent agents: Theory and practice,” *Knowledge Eng. Rev.*, vol. 10, no. 2, pp. 115–152, 1995.
- [10] R. Storn and K. Price, “Differential evolution – a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces,” *J. Global Optim.*, vol. 11, no. 4, pp. 341–359, 1997.

4 影像质量改善与多源数据融合

4.1 概述

在影像传感器成像过程中,由于受到传感器系统硬件限制、传感器感光元件故障、光照强弱不均、大气湍流等成像条件的影响,获取的影像常会出现空间分辨率较低、像元丢失、条带噪声、模糊、亮度分布不均、阴影、云遮挡等影像质量问题,对影像视觉感受和后续处理产生极大影响。另外,单一遥感系统空间分辨率、时间分辨率、光谱分辨率等指标之间相互制约,可挖掘的信息存在极限。该研究方向主要针对以上影像质量问题展开科学研究,采用合适的影像处理方法对获取影像进行后处理,可以在不改变成像条件的前提下提高影像的质量。主要研究内容包括但不限于以下几个方面:降质遥感影像信息增强、影像超分辨率信息增强、多源信息融合。

4.2 研究意义

影像质量改善通过对影像的后处理,能够突破成像系统的硬件限制,并克服成像过程中的各种影像质量影响因素,获取分辨率高、像元完整健康、光照均匀、噪声较少、能够真实反映真实场景的高质量影像,提高影像的视觉感受,为影像的后续处理如模式识别、目标探测、变化检测等提供高质量数据源。

4.3 研究内容及研究成果

4.3.1 降质遥感影像信息增强

根据遥感信息的降质特点及其复杂程度,将降质影像信息增强问题归结为三个层次:干扰信息复原、不均信息校正、缺失信息重建。

干扰信息复原,主要针对各种原因导致的影像噪声与模糊问题进行处理。包括对高斯噪声、条带噪声(如错误!未找到引用源。)、脉冲噪声、SAR相干斑噪声的处理;传感器离焦模糊、大气雾霾模糊的复原方法(如图12、如图13)。

不均信息校正,主要针对各种原因导致的影像辐射亮度空间分布不均匀问题进行处理。研究中将降质成因归纳为传感器、大气、地形、地物、人为五大因素,包括框幅成像整体不均匀校正(如错误!未找到引用源。)、大气薄云校正(如错误!未找到引用源。)、地形辐射校正、建筑物阴影校正(如错误!未找到引用源。)、人为拼接缝校正的相关研究。

缺失信息重建,主要针对传感器故障(如错误!未找到引用源。、错误!未找到引用源。、错误!未找到引用源。)、厚云(如错误!未找到引用源。)等导致的像元缺失问题进行处理。

近年来,本小组是在国际期刊中发表该方向研究成果最多的研究室,包括在遥感信息处

理顶级期刊 IEEE TGRS 连续发表 10 余篇论文, 被广泛关注; 另一方面, 研究成果应用于国产尖兵、天宫、高分等卫星数据的处理, 满足了国家重大需求。

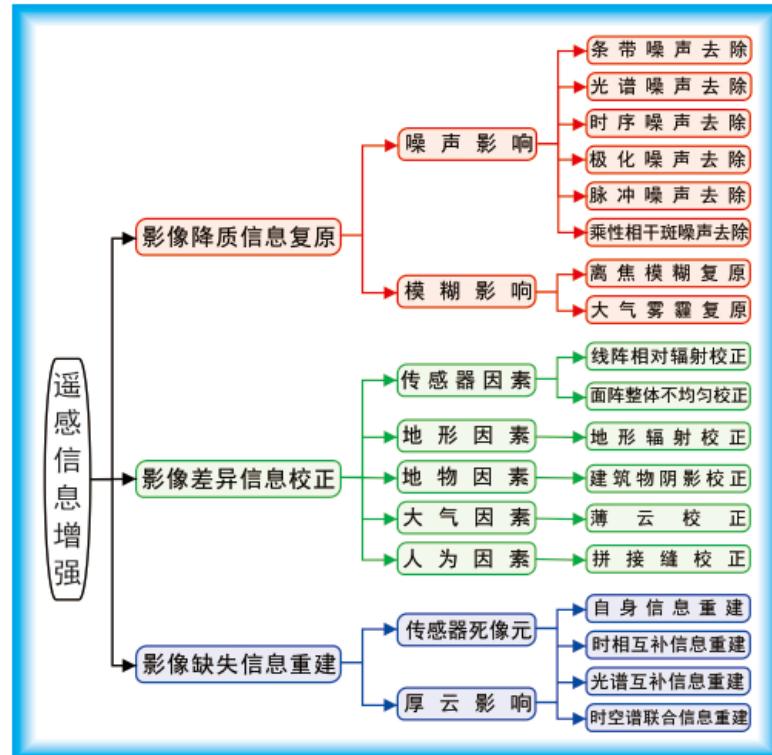
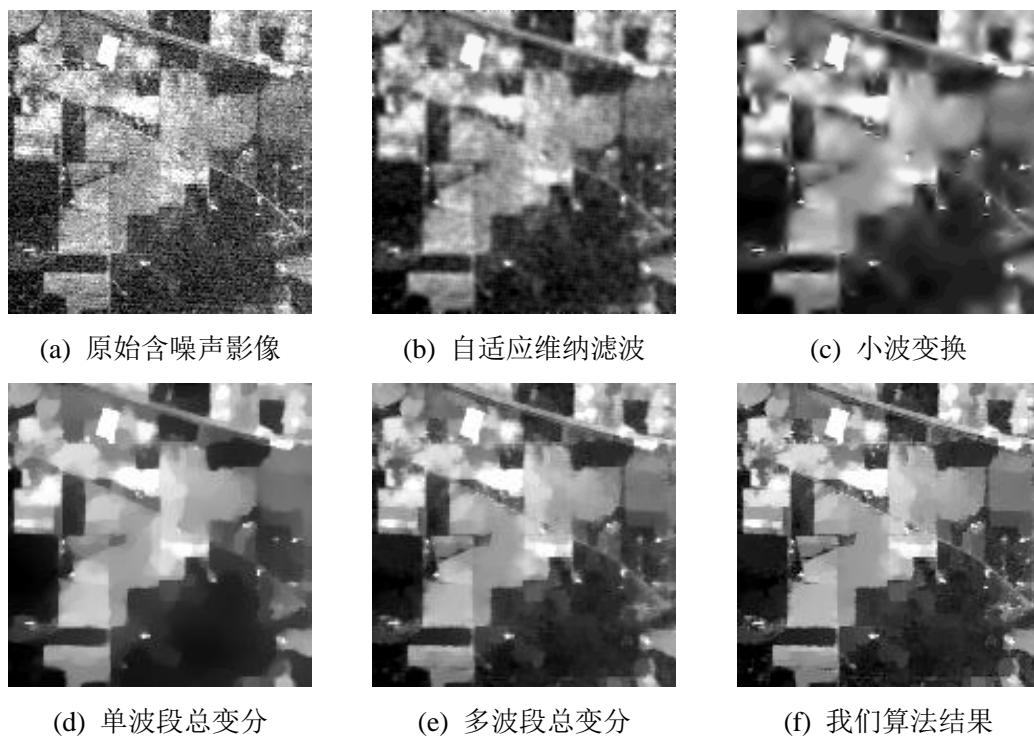


图 6 本小组降质遥感影像信息增强的研究体系

4.3.1.1 干扰信息复原





(g) 原始含噪声影像

(h) 自适应维纳滤波

(i) 小波变换

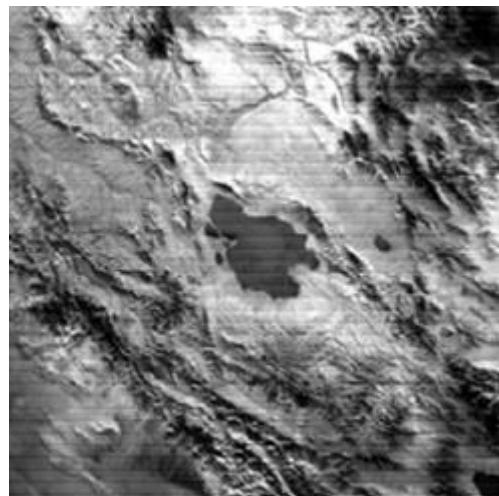


(j) 单波段总变分

(k) 多波段总变分

(l) 我们算法结果

图 7 高光谱影像去噪



(a) 条带影像

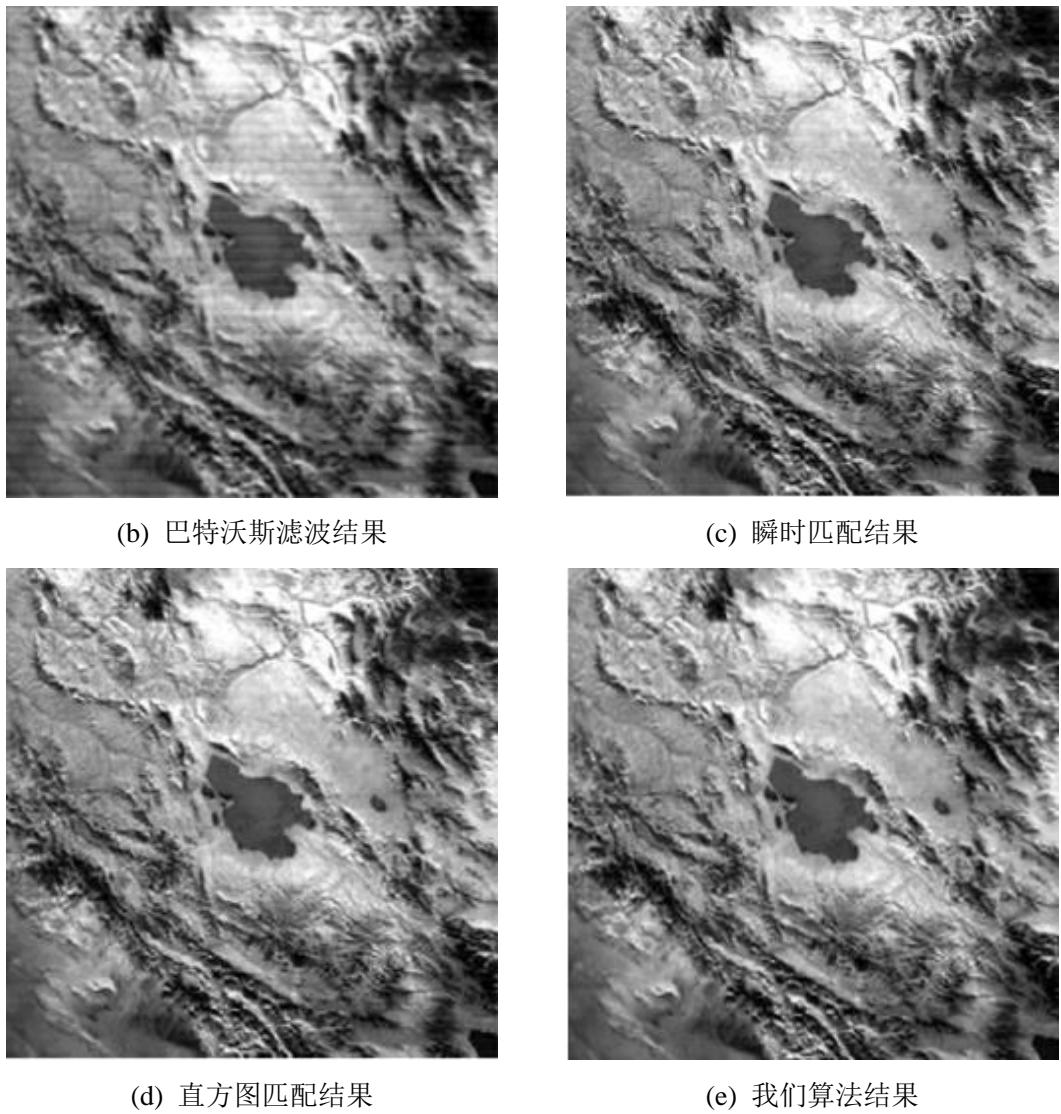


图 8 遥感影像去条带

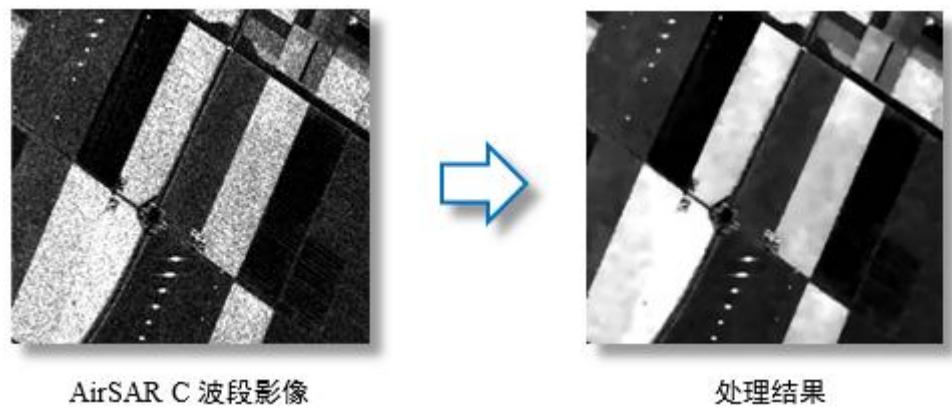


图 9 乘性相干斑噪声去除

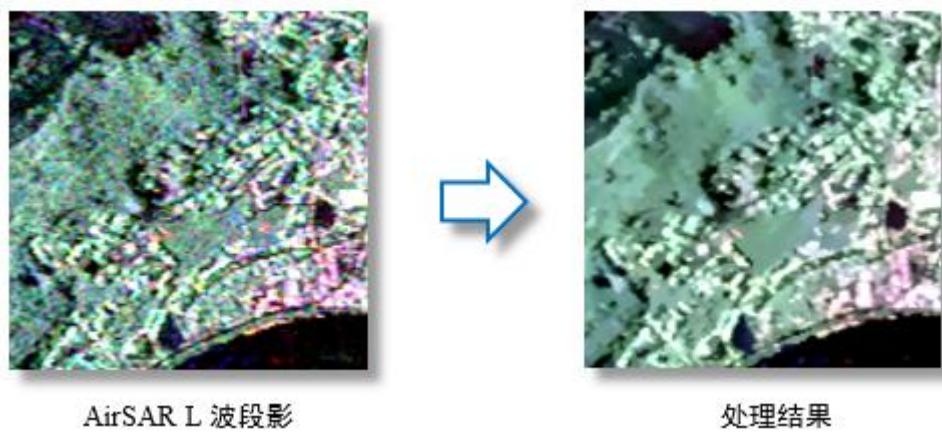


图 10 极化噪声去除

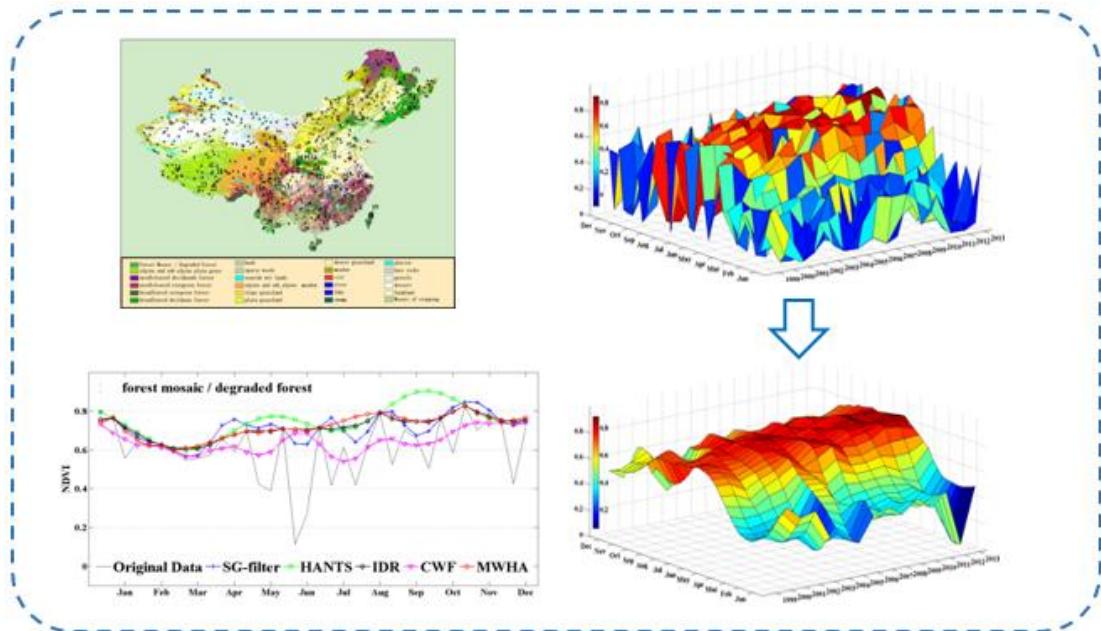


图 11 时序噪声去除



图 12 图像去雾

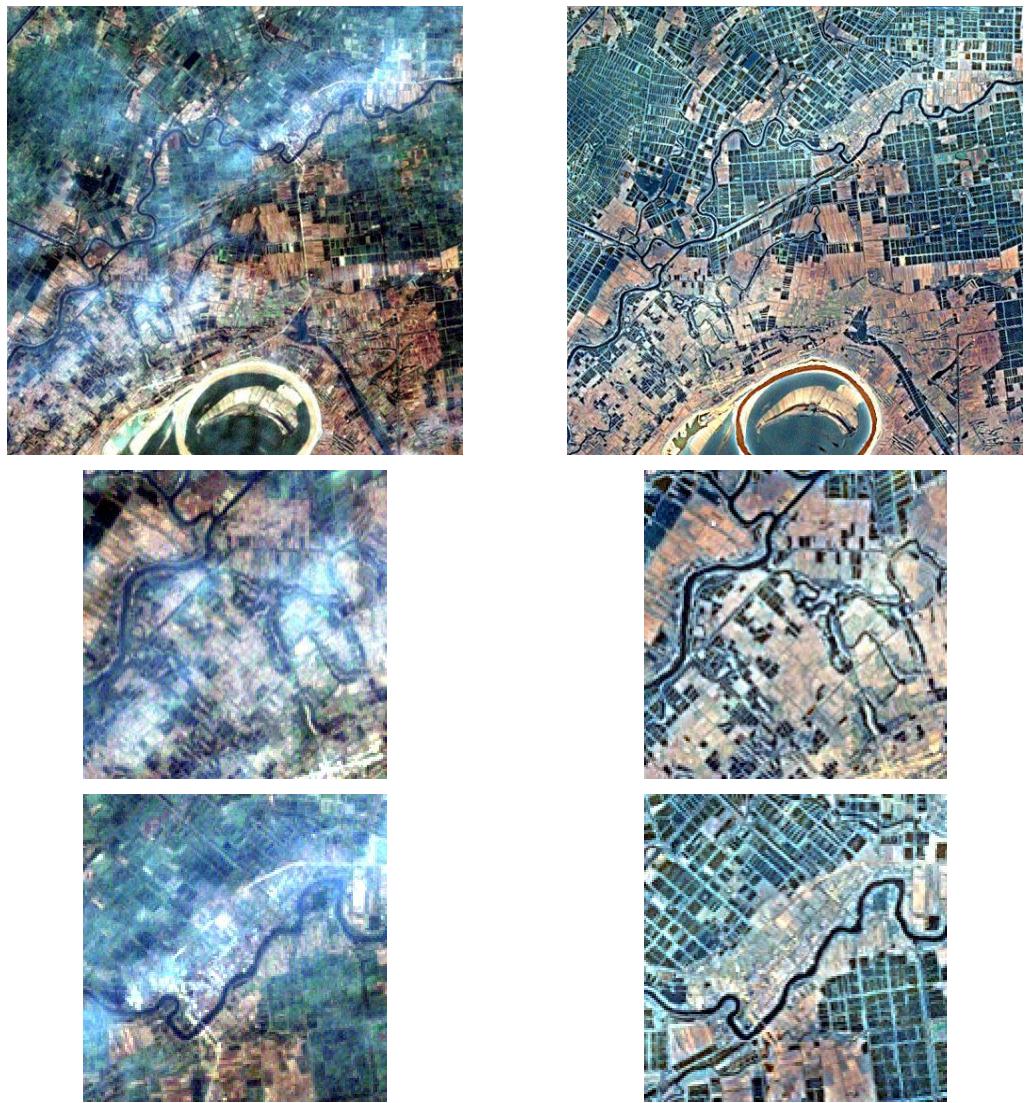


图 13 ETM 农田区影像去雾

已取得研究成果：

- [1] X. Ma, H. Shen, X. Zhao, and L. Zhang, "SAR Image Despeckling by the Use of Variational Methods With Adaptive Nonlocal Functionals," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, DOI:10.1109/TGRS.2016.2517627.2016
- [2] X. Liu, X. Lu, H. Shen, Q. Yuan, Y. Jiao, L. Zhang, "Stripe Noise Separation and Removal in Remote Sensing Images by Consideration of the Global Sparsity and Local Variational Properties," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, DOI: 10.1109/TGRS.2015.2510418.2016
- [3] C. Jiang, H. Zhang, L. Zhang, H. Shen, Q. Yuan, "Hyperspectral Image Denoising with a Combined Spatial and Spectral Hyperspectral Total Variation Model," *Canadian Journal of Remote Sensing*, DOI: 10.1080/07038992.2016.1158094, 2016.

-
- [4] W. He, H. Zhang, L. Zhang, and H. Shen, "Hyperspectral Image Denoising via Noise-Adjusted Iterative Low-Rank Matrix Approximation," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 8, no. 6, pp. 3050-3061, 2015.
 - [5] G. Yang, H. Shen, L. Zhang, Z. He, and X. Li, "A Moving Weighted Harmonic Analysis Method for Reconstructing High-Quality SPOT VEGETATION NDVI Time-Series Data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, no. 11, pp. 6008-6021, 2015.
 - [6] J. Li, Q. Yuan, H. Shen, and L. Zhang, "Hyperspectral Image Recovery Employing a Multidimensional Nonlocal Total Variation Model," *Signal Processing*, vol. 111, no. 6, pp. 230-248, 2015.
 - [7] X. Ma, H. Shen, L. Zhang, J. Yang, H. Zhang, "Adaptive Anisotropic Diffusion Method for Polarimetric SAR Speckle Filtering," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 8, no. 3, pp. 1041-1050, 2015.
 - [8] W. He, H. Zhang, L. Zhang, and H. Shen, "Hyperspectral Image Denoising via Noise-Adjusted Iterative Low-Rank Matrix Approximation," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, DOI: 10.1109/JSTARS.2015.2398433, 2015.
 - [9] H. Shen, W. Zhao, Q. Yuan, L. Zhang, "Blind Restoration of Remote Sensing Images by a Combination of Automatic Knife-Edge Detection and Alternating Minimization," *Remote Sensing*, vol. 6, no. 8, pp. 7491-7521, 2014.
 - [10] H. Zhang, W. He, L. Zhang, H. Shen, Q. Yuan, "Hyperspectral Image Restoration Using Low-Rank Matrix Recovery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, no. 8, pp. 4729-4743, 2014.
 - [11] Q. Yuan, L. Zhang, H. Shen, "Hyperspectral Image Denoising With a Spatial-Spectral View Fusion Strategy," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, no. 5, pp. 2314-2325, 2014.
 - [12] H. Shen, W. Jiang, H. Zhang, L. Zhang, "A piece-wise approach to remove the nonlinear and irregular stripes in MODIS data," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 35, no. 1, pp. 44-53, 2014.
 - [13] X. Lan, L. Zhang, H. Shen, Q. Yuan, "Single Image Haze Removal Considering Sensor Blur and Noise," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2013, no. 1, pp. 1-13, 2013.
 - [14] Q. Yuan, L. Zhang, and H. Shen, "Hyperspectral Image Denoising Employing a Spectral-spatial Adaptive Total Variation Model," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 50, no. 10, pp. 3660-3677, 2012.
 - [15] H. Shen, L. Du, L. Zhang, and W. Gong, "A Blind Restoration Method for Remote Sensing Images," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 9, no. 6, pp. 1137-1141, 2012.

-
- [16] Y. Wang, R. Niu, L. Zhang, and H. Shen, "Region-based Adaptive Anisotropic Diffusion for Image Enhancement and Denoising," *Optical Engineering*, vol. 49, no. 11, pp. 117007(1-19), 2010.
- [17] Y. Wang, R. Niu, X. Yu, and H. Shen, "Image Restoration and Enhancement Based on Tunable Forward-and-Backward Diffusion," *Optical Engineering*, vol. 49, no. 5, pp. 057004(1-20), 2010.
- [18] H. Shen, L. Zhang, "A MAP-Based Algorithm for Destriping and Inpainting of Remotely Sensed Images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, no. 5, pp. 1492-1502, 2009.

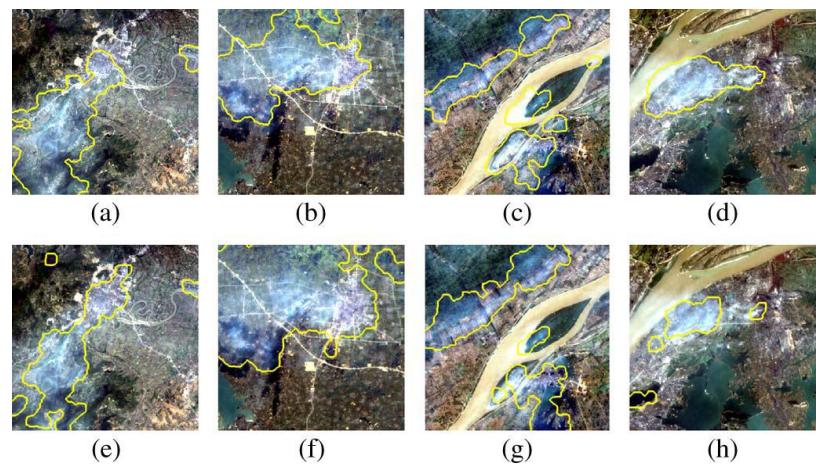
4.3.1.2 不均信息校正



图 14 武汉地区航片影像匀光



图 15 航空影像阴影去除



(a)-(d)我们方法结果, (e)-(h) HOT 方法结果

图 16 云雾掩膜

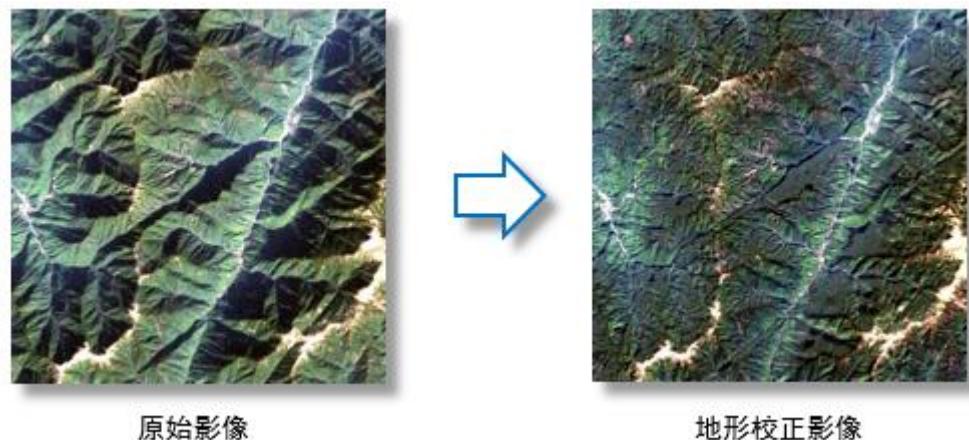


图 17 地形校正



图 18 拼接缝校正

已取得研究成果:

- [19] Li, H., Wang, X., Shen, H., Yuan, Q., Zhang, L., 2016, An efficient multi-resolution variational Retinex scheme for the radiometric correction of airborne remote sensing images, *International Journal of Remote Sensing*, VOL. 37, NO. 5, 1154–1172.

-
- [20] X. Lan, Z. Zuo, H. Shen, L. Zhang, and J. Hu, "Framelet-based sparse regularization for uneven intensity correction of remote sensing images in a retinex variational framework," *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, vol. 127, no. 3, pp. 1184-1189, 2016.
- [21] X. Li, N. Hui, H. Shen, Y. Fu, and L. Zhang, "A robust mosaicking procedure for high spatial resolution remote sensing images," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 109, pp. 108-125, 2015.
- [22] X. Lan, H. Shen, L. Zhang, and Q. Yuan, "A spatially adaptive retinex variational model for the uneven intensity correction of remote sensing images," *Signal Processing*, vol. 101, pp. 19-34, 2014.
- [23] H. Li, L. Zhang, H. Shen, "A Principal Component Based Haze Masking Method for Visible Images," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 11, no. 5, pp. 975-979, 2014.
- [24] H. Li, L. Zhang, H. Shen, "An Adaptive Nonlocal Regularized Shadow Removal Method for Aerial Remote Sensing Images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, no. 1, pp. 106-120, 2014.
- [25] H. Li, L. Zhang, H. Shen, and P. Li, "A Perceptually Inspired Variational Method for Uneven Intensity Correction of Remote Sensing Images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 50, no. 8, pp. 3053-3065, 2012.

4.3.1.3 信息缺失重建

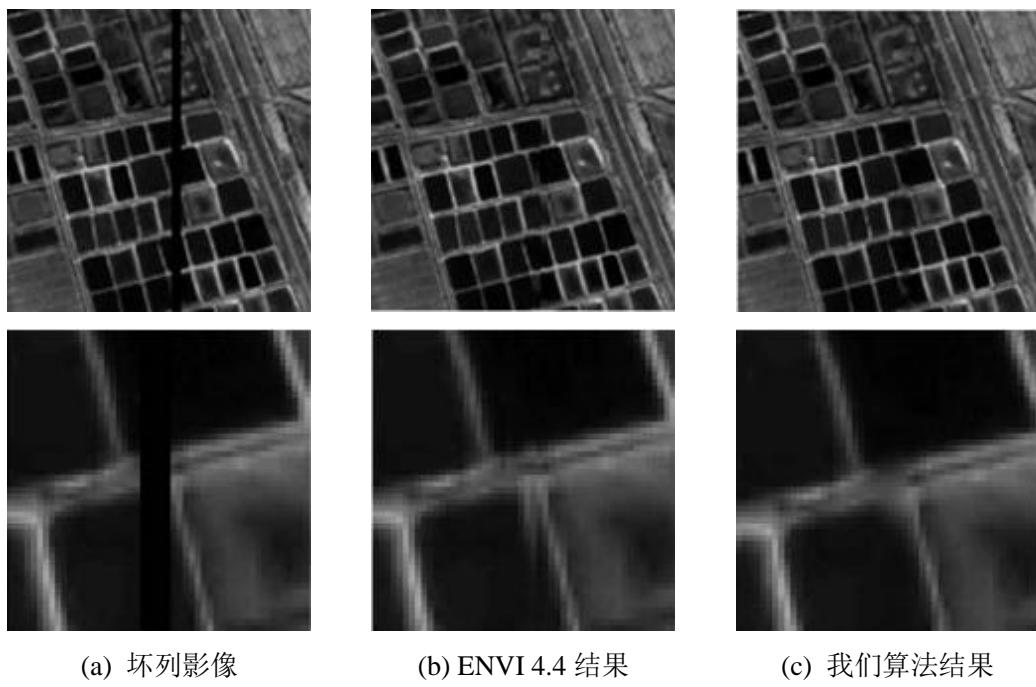


图 19 遥感影像补绘

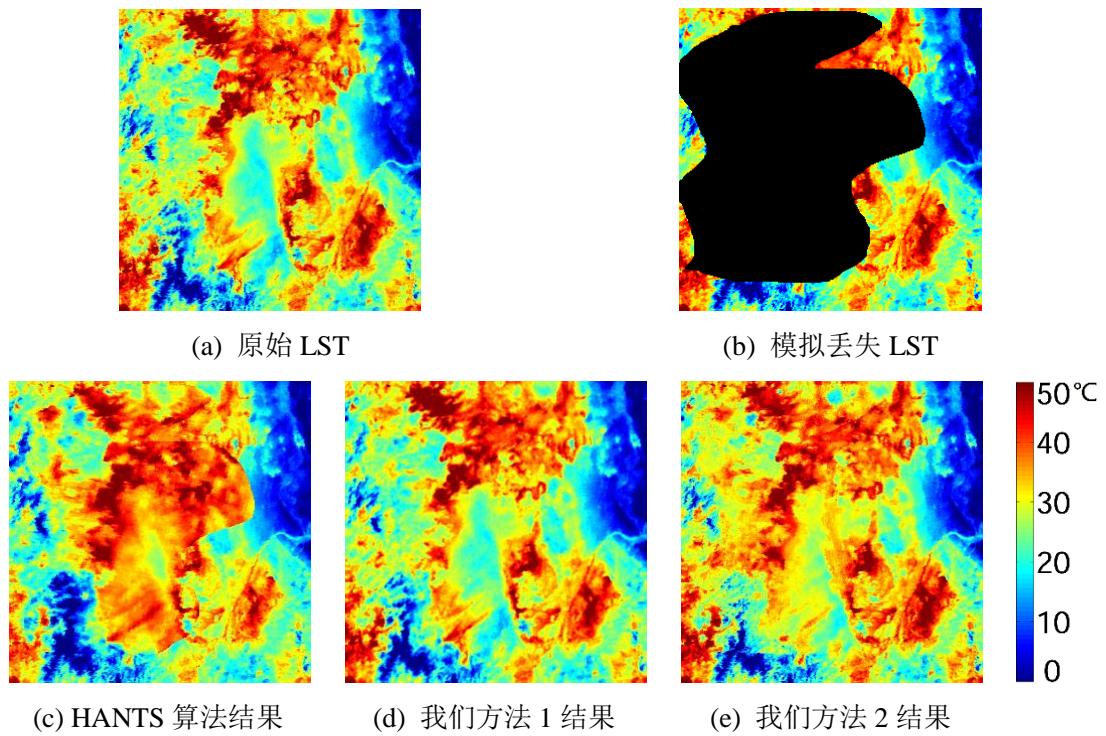


图 20 定量产品 LST 修复

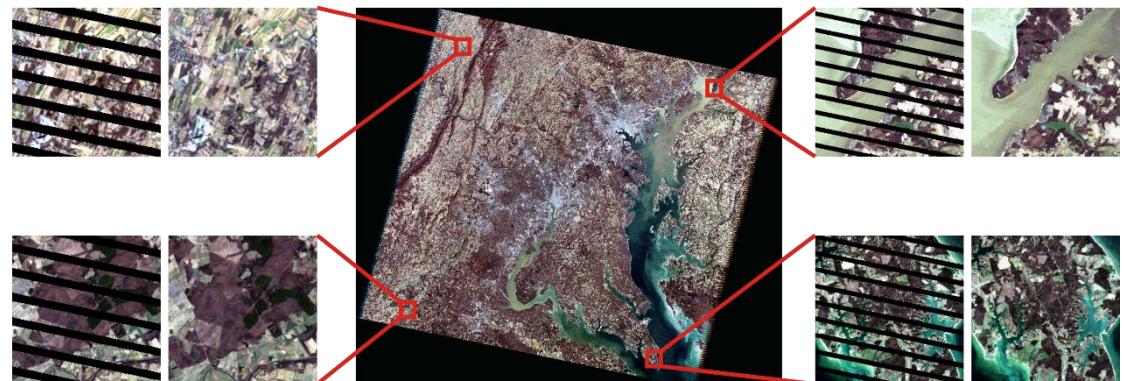
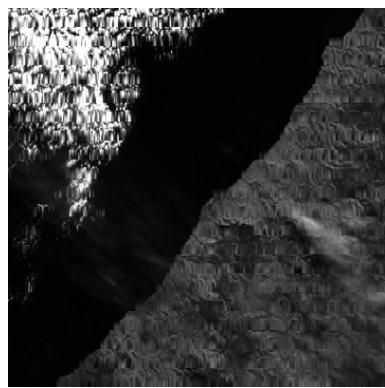


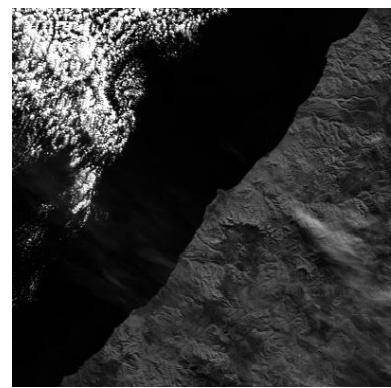
图 21 ETM+ SLC-off 修复



(a) 原始影像



(b) NASA 提供结果



(c) 我们方法结果

图 22 Aqua MODIS band 6 影像修复

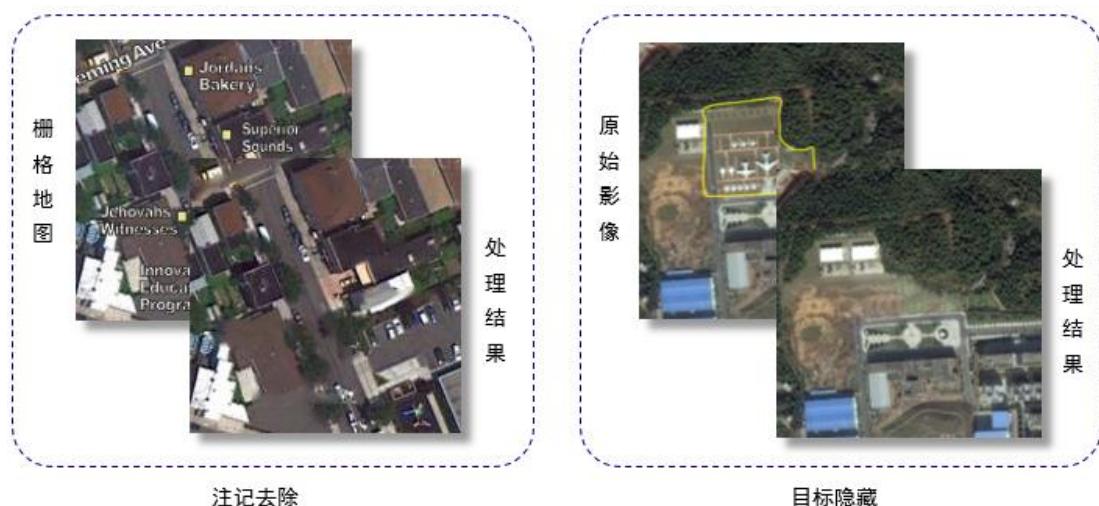


图 23 地图注记去除与目标隐藏

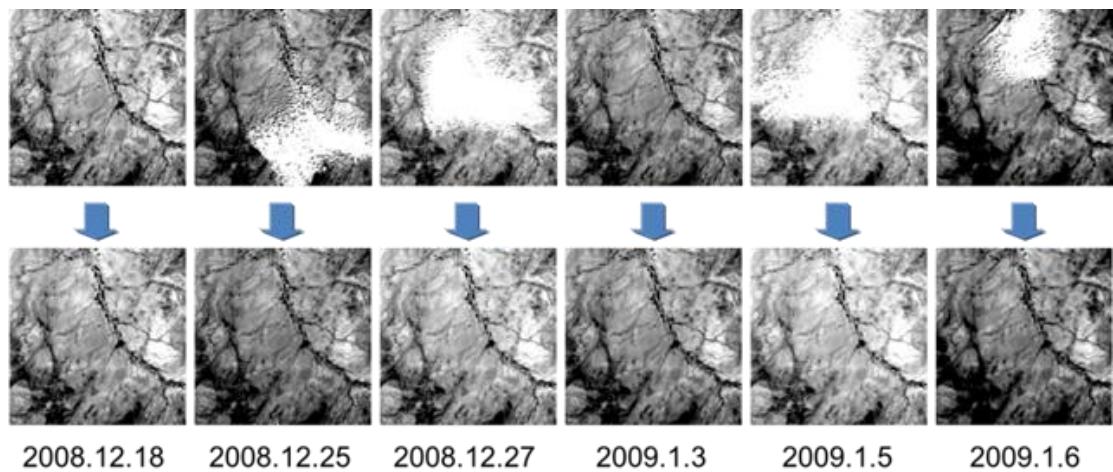


图 24 多时相互补信息云缺失信息重建

已取得研究成果：

- [26] H. Shen, X. Li, Q. Cheng, C. Zeng, G. Yang, H. Li, and L. Zhang, "Missing Information Reconstruction of Remote Sensing Data: A Technical Review," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, vol. 3, no. 3, pp. 61-85, 2015.
- [27] X. Li, H. Shen, L. Zhang, and H. Li, "Sparse-based reconstruction of missing information in remote sensing images from spectral/temporal complementary information," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 106, pp. 1-15, 2015.
- [28] X. Li, H. Shen, H. Li, and L. Zhang, "Patch Matching-Based Multitemporal Group Sparse Representation for the Missing Information Reconstruction of Remote-Sensing Images," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, DOI:10.1109/JSTARS.2016.2533547.
- [29] C. Zeng, H. Shen, M. Zhong, L. Zhang, P. Wu, "Reconstructing MODIS LST Based on Multitemporal Classification and Robust Regression," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 12, no. 3, pp. 512-516, 2015.
- [30] H. Shen, H. Li, Y. Qian, L. Zhang, Q. Yuan, "An effective thin cloud removal procedure for visible remote sensing images," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 96, pp. 224-235, 2014.
- [31] Q. Cheng, H. Shen, L. Zhang, Q. Yuan, C. Zeng, "Cloud removal for remotely sensed images by similar pixel replacement guided with a spatio-temporal MRF model," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 92, pp. 54-68, 2014.
- [32] X. Li, H. Shen, L. Zhang, H. Zhang, Q. Yuan, and G. Yang, "Recovering Quantitative Remote Sensing Products Contaminated by Thick Clouds and Shadows Using Multi-temporal Dictionary Learning," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, no. 11, pp. 7086-7098, 2014.
- [33] X. Li, H. Shen, L. Zhang, H. Zhang, Q. Yuan, "Dead Pixel Completion of Aqua MODIS Band 6 using a Robust M-Estimator Multiregression", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 11, no. 4, pp. 768-772, 2014.
- [34] H. Shen, X. Li, L. Zhang, D. Tao, C. Zeng, "Compressed Sensing-Based Inpainting of Aqua Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer Band 6 Using Adaptive Spectrum-Weighted Sparse Bayesian Dictionary Learning," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, no. 2, pp. 894-906, 2014.
- [35] Q. Cheng, H. Shen, L. Zhang, P. Li, "Inpainting for Remotely Sensed Images with a Multichannel Nonlocal Total Variation Model," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, no. 1, pp. 175-187, 2014.
- [36] C. Zeng, H. Shen, L. Zhang, "Recovering missing pixels for Landsat ETM+ SLC-off imagery using multi-temporal regression analysis and a regularization method," *Remote Sensing of Environment*, vol. 131, pp. 182-194, 2013.
- [37] H. Shen, C. Zeng, and L. Zhang, "Recovering Reflectance of AQUA MODIS Band 6 Based

on Within-Class Local Fitting," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 4, no. 1, pp. 185-192, 2011.

4.3.2 多源遥感信息融合

遥感成像的空间分辨率、时间分辨率、光谱分辨率之间相互制约,集成多源观测的互补信息是进一步提升影像应用潜力的可靠手段。为此,本室开展了系列多源信息融合的理论与方法研究。在国际上率先(2012)提出了时-空-谱一体化遥感信息融合的概念与框架模型;在遥感与站点数据的点面融合、观测数据与模型的同化融合等方面,开展了相关研究探索。系列成果发表于 IEEE TIP 等国际著名期刊,被美国摄影测量与遥感协会授予 ERDAS 最佳遥感科学论文奖。

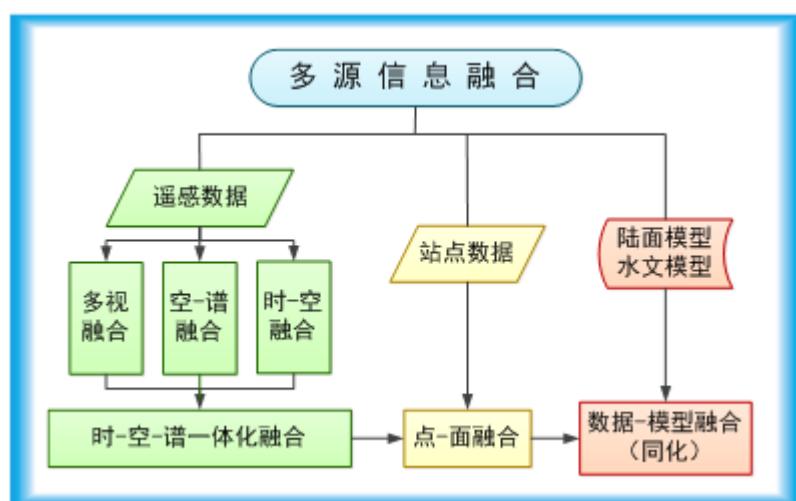
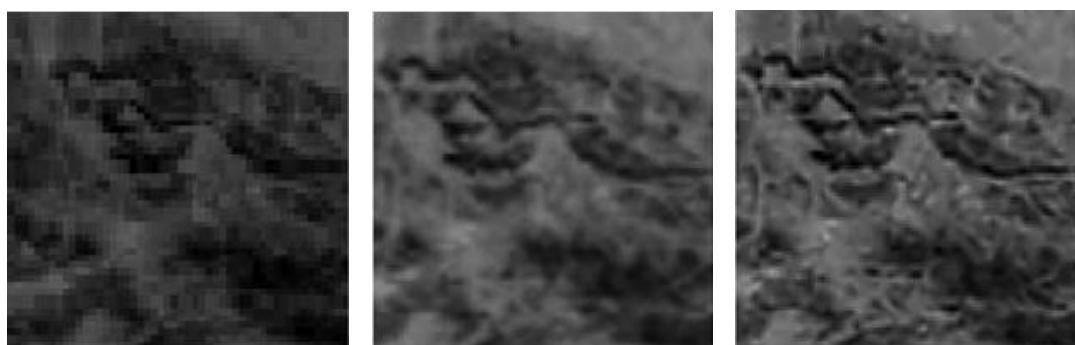
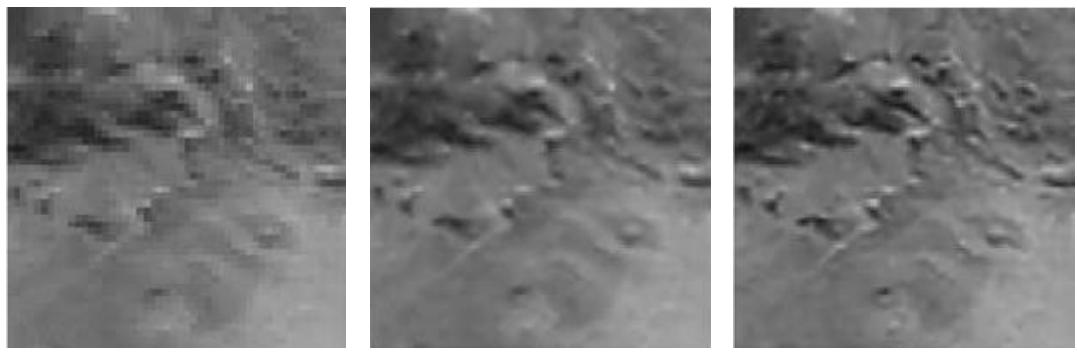


图 25 本小组多源遥感信息融合的研究体系

4.3.2.1 影像超分辨率重建（多视影像融合）

本小组从精度、效率、自适应性等多个角度,发展了复杂多变场景影像超分辨率处理的理论与方法;在国际上较早开展了多时相、多角度遥感影像超分辨率处理的研究,促进了该技术在遥感领域的扩展应用。





(a) 原始低分辨率影像

(b) 双三次内插影像

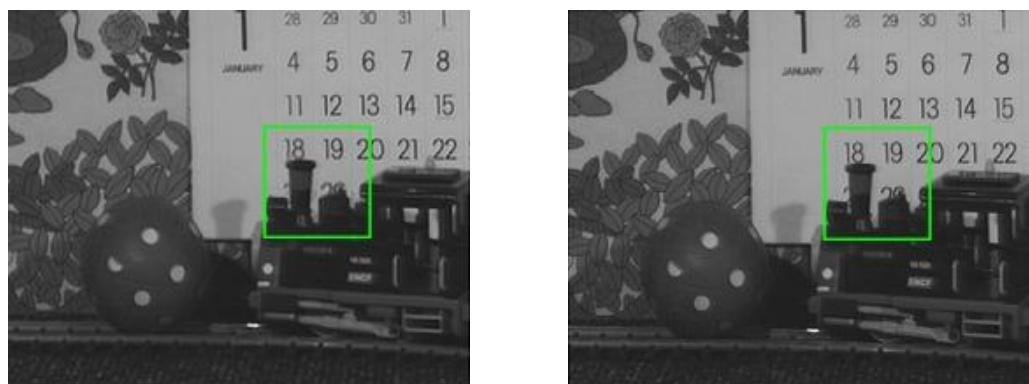
(c) 我们算法结果

图 26 多时相 MODIS 影像超分辨率重建



(a) 低分辨率影像

(b) 传统方法重建结果



(c) 我们方法重建结果

(d) 原高分辨率影像



(e) 传统方法重建结果

(f) 我们方法重建结果

(g) 原高分辨率影像

图 27 视频超分辨率重建

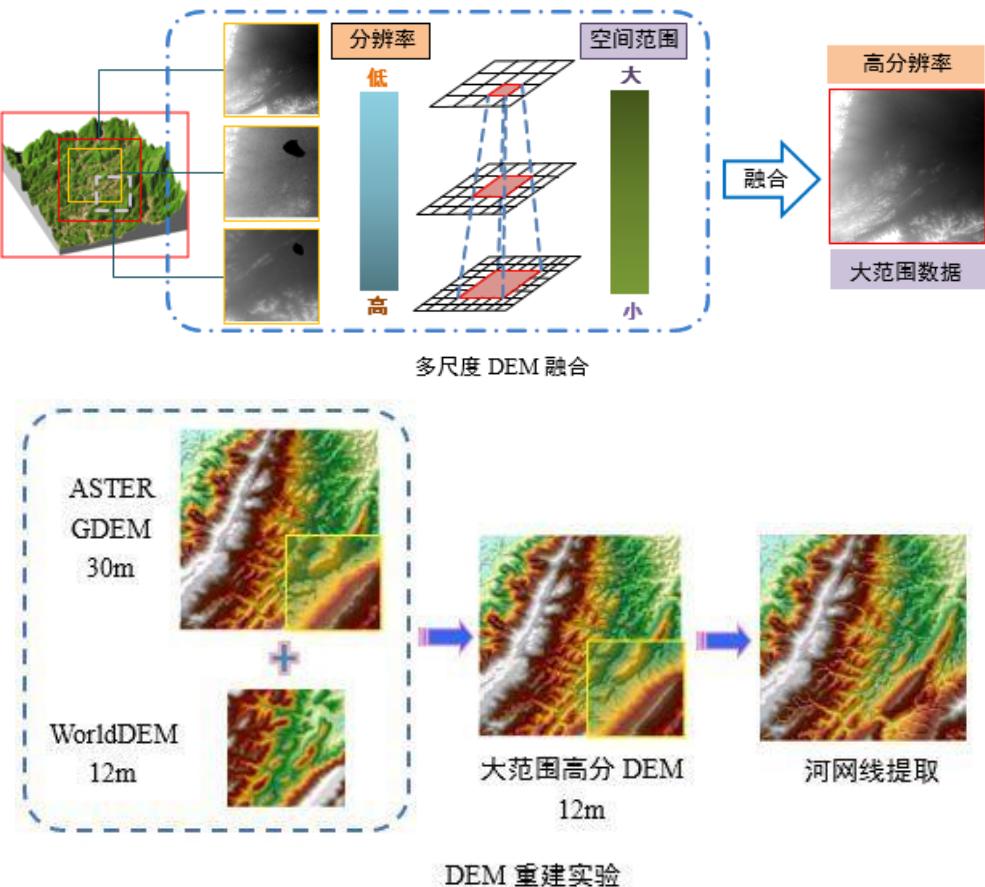


图 28 DEM 数据超分辨率重建

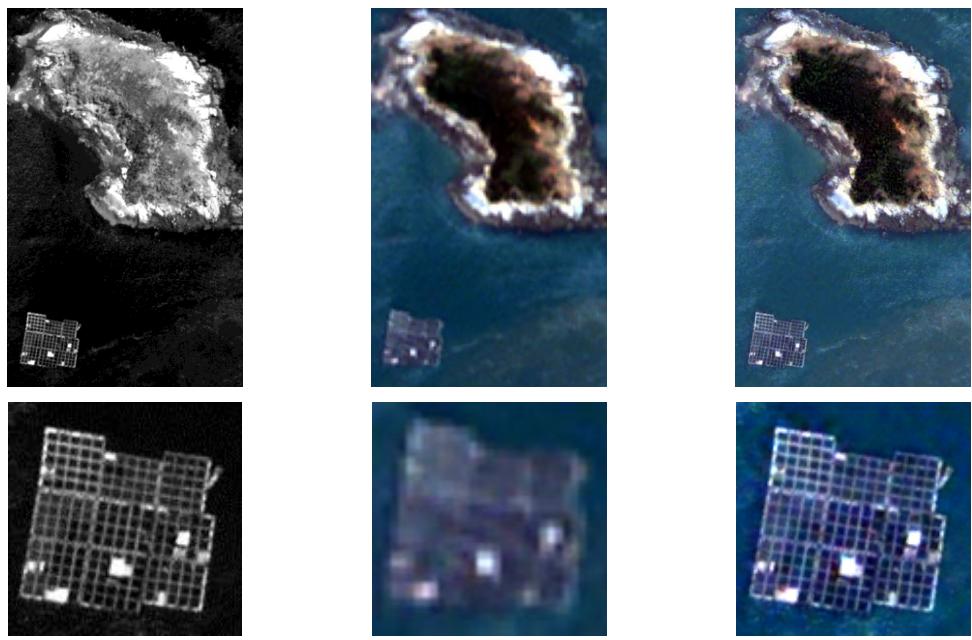
已取得研究成果:

- [38] H. Shen, L. Peng, L. Yue, Q. Yuan, and L. Zhang, "Adaptive Norm Selection for Regularized Image Restoration and Super-Resolution," *IEEE Transactions on Cybernetics*, DOI: 10.1109/TCYB.2015.2446755.2016
- [39] H. Zhang, L. Zhang, and H. Shen, "A Blind Super-Resolution Reconstruction Method Considering Image Registration Errors," *International Journal of Fuzzy Systems*, vol. 17, no. 2, pp. 353-364, 2015.
- [40] L. Yue, H. Shen, Q. Yuan, and L. Zhang, "Fusion of Multi-scale DEMs using Regularized Super-resolution Methods," *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 29, no. 12, pp. 2095-2120, 2015.
- [41] L. Yue, H. Shen, Q. Yuan, L. Zhang, "A locally adaptive L1-L2 norm for multi-frame super-resolution of images with mixed noise and outliers," *Signal Processing*, vol. 105, pp. 156-174, 2014.
- [42] H. Zhang, Z. Yang, L. Zhang, and H. Shen, "Super-Resolution Reconstruction for Multi-Angle Remote Sensing Images Considering Resolution Differences," *Remote Sensing*, vol. 6, no. 1, pp. 637-657, 2014.
- [43] Q. Yuan, L. Zhang, H. Shen, "Regional Spatially Adaptive Total Variation Super-resolution

-
- with Spatial Information Filtering and Clustering," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 22, no. 6, pp. 2327-2342, 2013.
- [44] Q. Yuan, L. Zhang, and H. Shen, "Multiframe Super-Resolution Employing a Spatially Weighted Total Variation Model," *IEEE Transactions On Circuits And Systems For Video Technology*, vol. 22, no. 3, pp. 379-392, 2012.
- [45] H. Zhang, L. Zhang, H. Shen, "A Super-resolution Reconstruction Algorithm for Hyperspectral Images," *Signal Processing*, vol. 92, no. 9, pp. 2082-2096, 2012.
- [46] L. Zhang, Q. Yuan, H. Shen, and P. Li, "Multiframe Image Super-resolution Adapted with Local Spatial Information," *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 28, no. 3, pp. 381-390, 2011.
- [47] Q. Yuan, L. Zhang, H. Shen, P. Li, "Adaptive Multiple-Frame Image Super-resolution Based on U-curve," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, no. 12, pp. 3157-3170, 2010.
- [48] L. Zhang, H. Zhang, H. Shen, and P. Li, "A Super-resolution Reconstruction Algorithm for Surveillance Images," *Signal Processing*, vol. 90, no. 3, pp. 848-859, 2010.
- [49] H. Shen, M. K. Ng, P. Li, L. Zhang, "Super Resolution Reconstruction Algorithm to MODIS Remote Sensing Images," *The Computer Journal*, vol. 52, no. 1, pp. 90-100, 2009.
- [50] H. Shen, L. Zhang, B. Huang, P. Li, "A MAP Approach for Joint Motion Estimation, Segmentation, and Super Resolution," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, no. 2, pp. 479-490, 2007.
- [51] M. K. Ng, H. Shen, L. Zhang, E. Lam, "A Total Variation regularization Based Super-Resolution Reconstruction Algorithm for Digital Video," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2007, no. Article ID 74585, pp. 1-16, 2007.
- [52] M. K. Ng, H. Shen, S. Chaudhuri, A. C. Yau, "Zoom-based super-resolution reconstruction approach using prior total variation," *Optical Engineering*, vol. 46, no. 12, pp. 127003(1-11), 2007.

4.3.2.2 空-谱信息融合

利用高空间分辨率影像和高光谱分辨率影像进行融合，生成同时具有高空间分辨率和高光谱分辨率的遥感影像。

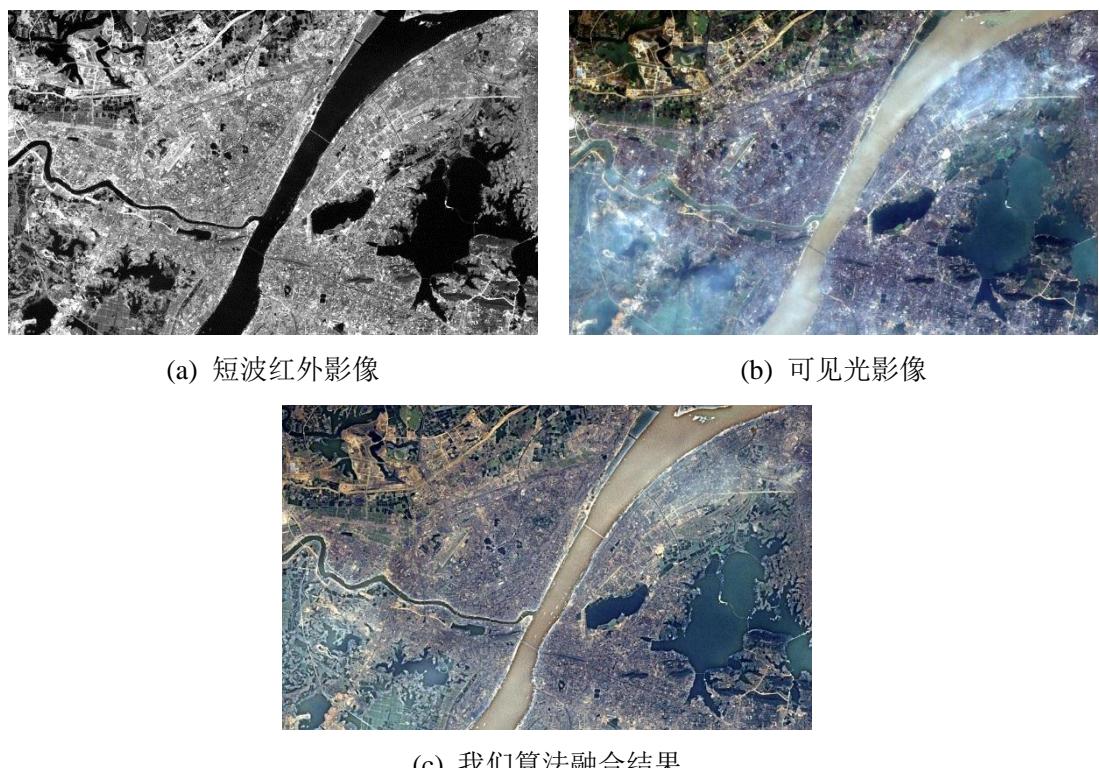


(a) 全色影像

(b) 多光谱影像

(c) 我们算法融合结果

图 29 全色/多光谱融合



(a) 短波红外影像

(b) 可见光影像

(c) 我们算法融合结果

图 30 ETM 影像可见光和近红外波段融合

4.3.2.3 时-空信息融合

利用高空间分辨率影像和高时间分辨率影像进行融合，生成同时具有高空间分辨率和高时间分辨率的遥感影像。

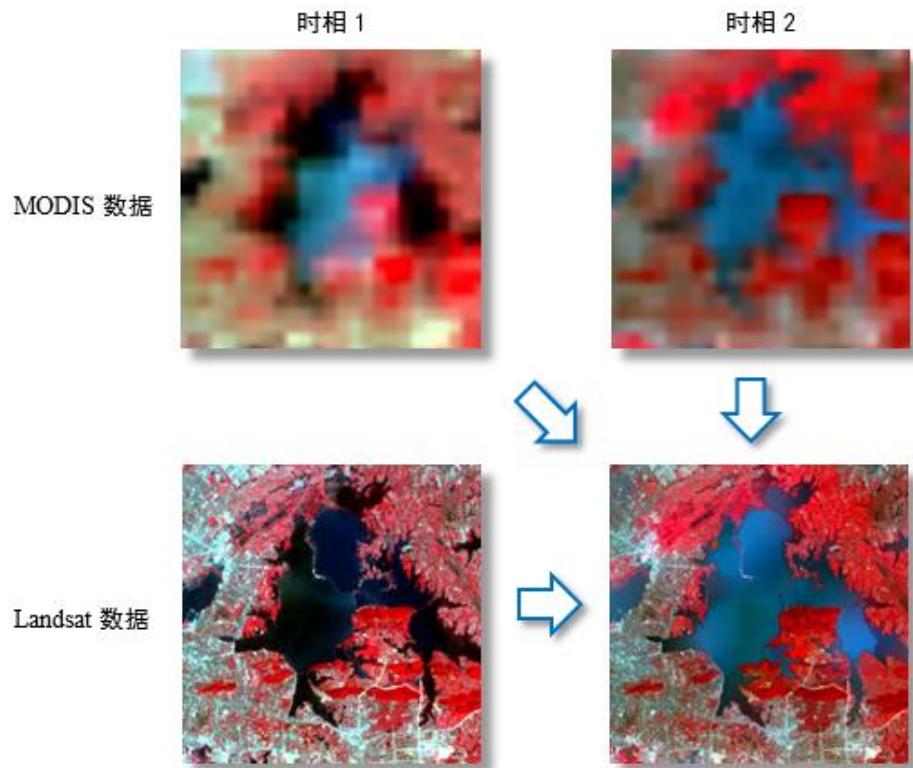
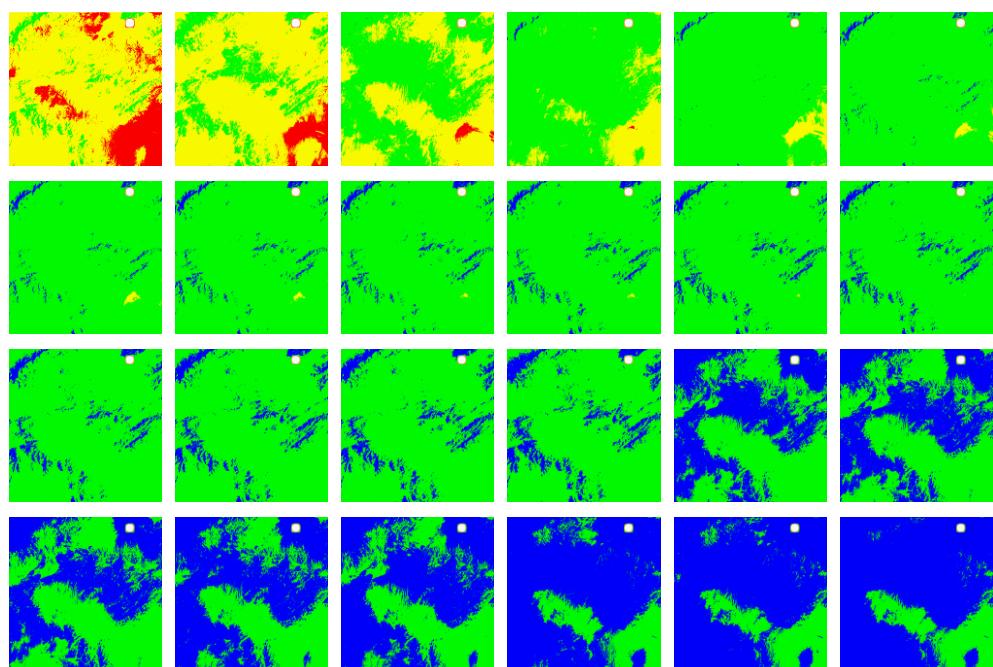


图 31 时空融合基本思想



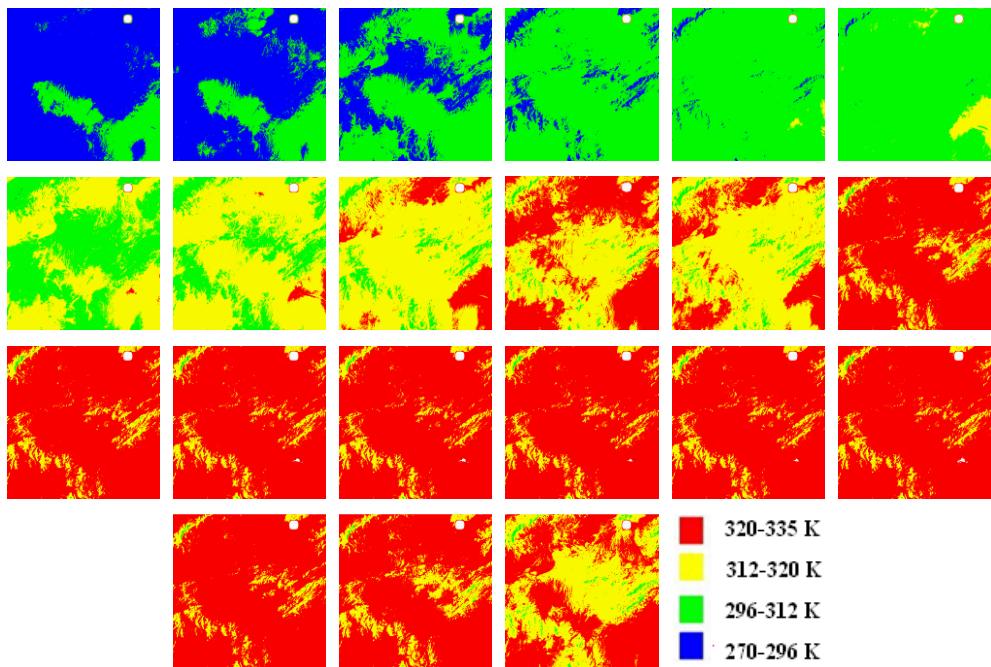


图 32 Landsat + MODIS + GOES 多传感器时空融合结果
(Landsat 尺度下半小时间隔的 LST 产品)

4.3.2.4 时-空-谱一体化信息融合

传统的各种遥感影像融合技术相对独立发展，由于缺乏严谨、统一的理论框架，只能处理单一类型的影像数据。本小组率先提出了时-空-谱影像一体化融合的概念与模型，实现了对多种观测数据的共同描述与统一建模，可同时对多时相、多波段、多角度、多尺度的光学遥感影像序列进行一体化融合处理。

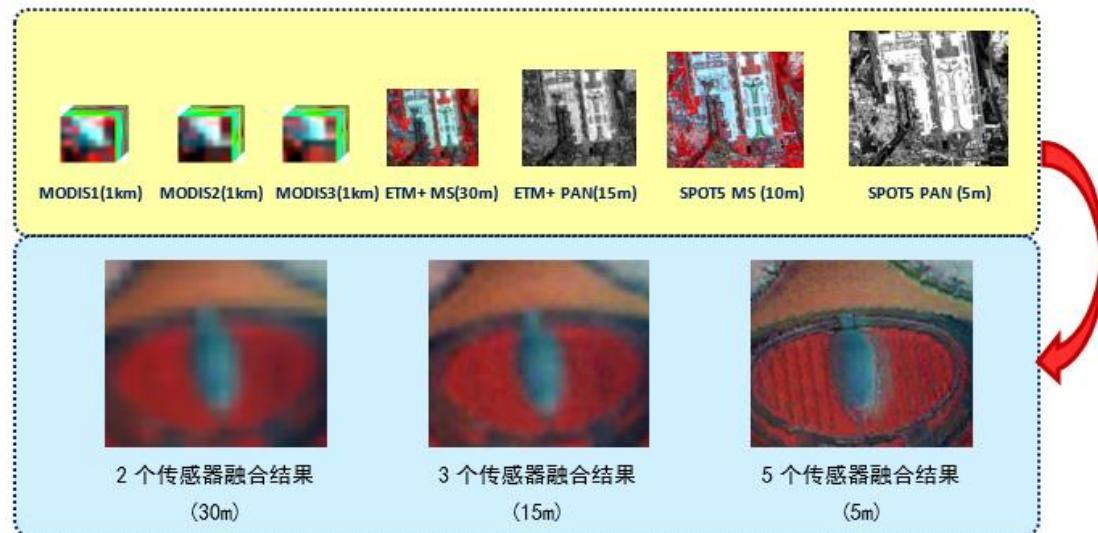


图 33 时-空-谱影像一体化融合

4.3.2.5 空间观测点面信息融合

基于点面融合的思想，结合站点监测数据与卫星观测数据，发挥站点观测精度高与卫星观测空间连续的优势，生成高精度且空间连续的参量数据。

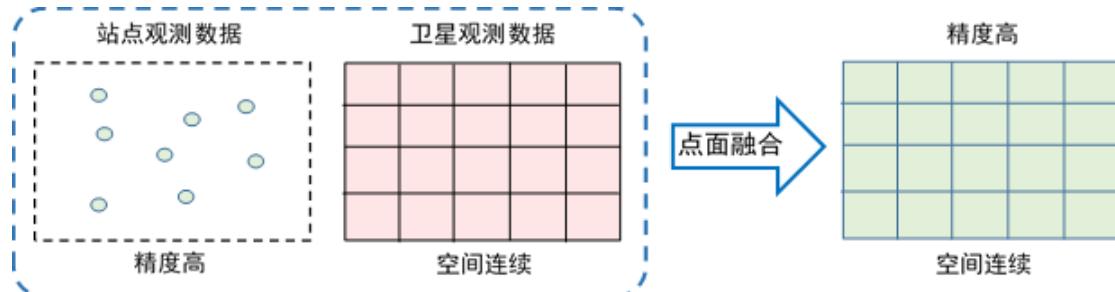


图 34 点面融合的主要思想

已取得研究成果：

- [53] W. Chen, C. Huang, H. Shen, "Comparison of ensemble-based state and parameter estimation methods for soil moisture data assimilation," *Advances in Water Resources*, DOI: 10.1016/j.advwatres.2015.08.003.
- [54] P. Wu, H. Shen, L. Zhang, and F. M. Götsche, "Integrated fusion of multi-scale polar-orbiting and geostationary satellite observations for the mapping of high spatial and temporal resolution land surface temperature," *Remote Sensing of Environment*, vol. 156, pp. 169-181, 2015.
- [55] M. Guo, H. Zhang, J. Li, L. Zhang, H. Shen, "An Online Coupled Dictionary Learning Approach for Remote Sensing Image Fusion," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, no. 4, pp. 1284-1294, 2014.
- [56] X. Meng, H. Shen, H. Zhang, L. Zhang, H. Li, "Maximum a Posteriori Fusion Method Based on Gradient Consistency Constraint for Multispectral/Panchromatic Remote Sensing Images," *Spectroscopy and Spectral Analysis*, vol. 34, no. 5, pp. 1332-1337, 2014.
- [57] C. Jiang, H. Zhang, H. Shen, L. Zhang, "Two-Step Sparse Coding for the Pan-Sharpening of Remote Sensing Images", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, no. 5, pp. 1792-1805, 2014.
- [58] L. Zhang, H. Shen, W. Gong, and H. Zhang, "Adjustable Model-Based Fusion Method for Multispectral and Panchromatic Images," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, vol. 42, no. 6, pp. 1693-1704, 2012.
- [59] C. Jiang, H. Zhang, H. Shen, and L. Zhang, "A Practical Compressed Sensing-Based Pan-Sharpening Method," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 9, no. 4, pp. 629-633, 2012.
- [60] H. Li, L. Zhang, and H. Shen, "A Variational Gradient-based Fusion Method for Visible and SWIR Imagery," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 78, no. 9, pp. 947-958, 2012.

4.4 发展前景与就业领域

影像质量问题普遍存在于各种成像环境中，严重影响了数字影像在各个领域的应用。影像质量改善主要针对影像成像过程中常出现的各种质量问题展开研究，能够在不改变成像条件下通过影像后处理的方式明显提高影像的质量，不仅能够大幅度提高影像的视觉感受，同时也为影像的后续处理如模式识别、目标探测、变化检测等提供高质量数据支持，在数字影像应用领域具有广阔的发展前景和巨大的应用空间。

毕业生毕业后的就业领域主要包括：遥感、电子、计算机、医学等相关高等学校和科研机构，测绘院、勘测院、设计院等应用遥感影像的事业单位，数码相机研制、医学器械研制、公共安全等高科技公司。

4.5 入门资料推荐

超分辨率重建入门文章：

- [1] Chih-Yuan Yang, Chao Ma, and Ming-Hsuan Yang. Single Image Super-Resolution: A Benchmark. *The European Conference on Computer Vision 2014*
- [2] S.C. Park, M.K. Park, M.G. Kang, "Super-resolution image reconstruction: a technical overview," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 20, no. 3, pp. 21–36, 2003.
- [3] M.K. Ng, N.K. Bose, "Mathematical analysis of super-resolution methodology," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 20, no. 3, pp. 62–74, 2003.
- [4] D. Rajan, S. Chaudhuri, M.V. Joshi, "Multi-objective super resolution: concepts and examples," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 20, no. 3, pp. 49–61, 2003.
- [5] C.A. Segall, R. Molina, A.K. Katsaggelos, "High-resolution images from low-resolution compressed video," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 20, no. 3, pp. 37–48, 2003.
- [6] M. Elad, A. Feuer, "Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, no. 12, pp. 1646–1658, 1997.
- [7] S. Farsiu, M.D. Robinson, M. Elad, P. Milanfar, "Fast and robust multiframe super resolution," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 10, pp. 1327–1344, 2004.
- [8] S. Farsiu, M.D. Robinson, M. Elad, P. Milanfar, "Advances and challenges in super-resolution," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 14, no. 2, pp. 47–57, 2004.
- [9] S. Farsiu, M. Elad, P. Milanfar, "Multiframe demosaicing and super-resolution of color images," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, no. 1, pp. 141–159, 2006.
- [10] M. Elad, Y. Hel-Or, "A fast super-resolution reconstruction algorithm for pure translational motion and common space-invariant blur," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 10,

-
- no. 8, pp. 1187–1193, 2001.
- [11] S. Baker and T. Kanade, "Limits on Super-Resolution and How to Break Them," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 9, pp. 1167–1183, 2002.
- [12] Z. Lin and H. Shum, "Fundamental Limits of Reconstruction-Based Superresolution Algorithms under Local Translation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, no. 1, pp. 83–97, 2004.
- [13] A. Zomet, A. Rav-Acha, S. Peleg, "Robust super-resolution," *CVPR*, vol.1, pp. I-645–I-650 vol.1, 2001.
- [14] R.R. Schulz, R.L. Stevenson, "Extraction of high-resolution frames from video sequences," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 5, no. 6, pp. 996–1011, 1996.
- [15] H. Shen, L. Zhang, B. Huang, P. Li, "A MAP Approach for Joint Motion Estimation, Segmentation, and Super Resolution," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, no. 2, pp. 479-490, 2007.

博士论文:

- [16] 场景变化条件下的影像超分辨率重建技术研究 沈焕锋博士论文 武汉大学 2007
- [17] 基于最大后验估计的影像超分辨率重建技术研究 张洪艳博士论文 武汉大学 2010
- [18] Topics in Multiframe Superresolution Restoration Sean Borman PHD Thesis University of Notre Dame 2004
- [19] L.C. Pickup, "Machine Learning in Multi-frame Image Super-resolution," Ph.D. thesis, University of Oxford, 2007
- [20] Multi-Frame Information Fusion For Image And Video Enhancement Bahadir K. Gunturk Ph.D. thesis, Georgia Institute of Technology.

书籍:

- [21] A.K. Katsaggelos, R. Molina, J. Mateos, "Super Resolution of Images and Video." (Morgan and Claypool, 2007).
- [22] S. Chaudhuri (Ed.), "Super-Resolution Imaging,"(Kluwer, 2001).
- [23] P. Milanfar, "Super Resolution imaging," (CRC Press, 2010).

国际上著名的研究小组及个人网站:

1. Michael Elad 教授个人网站: <http://www.cs.technion.ac.il/~elad/index.html>
2. Peyman Milanfar 教授个人网站: <http://users.soe.ucsc.edu/~milanfar/>
3. Aggelos K. Katsaggelos 教授实验室网站:
<http://ivpl.eecs.northwestern.edu/people/akatsaggelos>

-
- 4. Rafael Molina 教授实验室网站: <http://decsai.ugr.es/vip/>
 - 5. Truong Q. Nguyen 教授实验室网站 : <http://videoprocessing.ucsd.edu/>
 - 6. Li xin 教授个人网站: <http://www.csee.wvu.edu/~xinl/>
 - 7. NG, Michael 教授个人网站: <http://www.math.hkbu.edu.hk/~mng/>

实验程序网站 :

- 1. Peyman Milanfar 教授小组程序下载网址:
<http://users.soe.ucsc.edu/~milanfar/software/superresolution.html>
- 2. Yang jianchao 博士超分辨率程序下载网址: <http://www.ifp.illinois.edu/~jyang29/>
- 3. EPFLSabine Süstrunk 教授小组超分辨率程序下载网址
<http://lcav.epfl.ch/software/superresolution>

影像匀光入门材料:

- [24] <http://www.cs.cmu.edu/~chuck/color/research/>
- [25] <http://www.ipol.im/>
- [26] E.H. Land and J. J.McCann, “Lightness and Retinex Theory,” *Journal of Optical Society of America*, vol. 61, no. 1, pp. 1-11, 1971.
- [27] E.H. Land, “The Retinex Theory of Color Vision,” *Scientific American*, vol. 237, no. 6, pp. 108-128, 1977.
- [28] M. Bertalmio, et al., “Perceptual Color Correction Through Variational Techniques,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, no. 4, pp. 1058-1072, 2007.
- [29] E. Provenzi, et al., “A Spatially Variant White-Patch and Gray-World Method for Color Image Enhancement Driven by Local Contrast,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, no. 10, pp. 1757-1770, 2008.

影像融合入门资料:

论文

- [1] Y. Zhang, “Understanding image fusion,” *Photogrammetric engineering and remote sensing*, vol. 70, no. 6, pp. 657-661, 2004.
- [2] V. G. J. L. PohlC, “Multisensor image fusion in remote, sensing: concepts, methods, application,” *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19, no. 5, pp. 823-854, 1998.
- [3] C. Thomas, T. Ranchin, L. Wald *et al.*, “Synthesis of multispectral images to high spatial resolution: A critical review of fusion methods based on remote sensing physics,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 46, no. 5, pp. 1301-1312, 2008.
- [4] L. Alparone, J. Chanussot, M. Dalla Mura *et al.*, “A critical comparison among

-
- pansharpening algorithms,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, no. 5, pp. 2565-2586, 2015.
- [5] L. Loncan, S. Fabre, L. B. Almeida *et al.*, “Hyperspectral pansharpening: a review,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, vol. 3, no. 3, pp. 27-46, 2015.
- [6] B. Chen, B. Huang, and B. Xu, “Comparison of spatiotemporal fusion models: A review,” *Remote Sensing*, vol. 7, no. 2, pp. 1798-1835, 2015.
- [7] J. Zhang, “Multi-source remote sensing data fusion: status and trends,” *International Journal of Image and Data Fusion*, vol. 1, no. 1, pp. 5-24, 2010.
- [8] T.-M. Tu, S.-C. Su, H.-C. Shyu *et al.*, “A new look at IHS-like image fusion methods,” *Information fusion*, vol. 2, no. 3, pp. 177-186, 2001.
- [9] Z. Wang, D. Ziou, C. Armenakis, *et al.* “A comparative analysis of image fusion methods,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vo. 43, no. 6, pp. 1391-1402, 2005
- [10] S. Li, and B. Yang, “A new pan-sharpening method using a compressed sensing technique,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, no. 2, pp. 738-746, 2011.
- [11] L. Alparone, L. Wald, J. Chanussot *et al.*, “Comparison of pansharpening algorithms: Outcome of the 2006 GRS-S data-fusion contest,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 45, no. 10, pp. 3012-3021, 2007.
- [12] G. Vivone, “Multispectral and hyperspectral pansharpening: A critical examination and new developments,” *University of Salerno: PhD dissertation*, 2014.
- [13] C. M. Gevaert, and F. J. Garc á-Haro, “A comparison of STARFM and an unmixing-based algorithm for Landsat and MODIS data fusion,” *Remote sensing of Environment*, vol. 156, pp. 34-44, 2015.
- [14] H. Shen, “Integrated fusion method for multiple temporal-spatial-spectral Images,” in the XXII Congress of International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS), Melbourne, Australia, 2012, pp. 2.
- [15] B. Huang, H. Zhang, H. Song *et al.*, “Unified fusion of remote-sensing imagery: generating simultaneously high-resolution synthetic spatial-temporal-spectral earth observations,” *Remote Sensing Letters*, vol. 4, no. 6, pp. 561-569, 2013.

-
- [16] X. Meng, H. Shen, L. Zhang *et al.*, “A unified framework for spatio-temporal-spectral fusion of remote sensing images,” in IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Milan, Italy, 2015.
 - [17] P. Wu, H. Shen, L. Zhang *et al.*, “Integrated fusion of multi-scale polar-orbiting and geostationary satellite observations for the mapping of high spatial and temporal resolution land surface temperature,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 156, pp. 169-181, 2015.

书籍：

L. Alparone, B. Aiazzi, S. Baronti et al., *Remote sensing image fusion*, Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2015.

国际上著名的研究小组及个人网站：

- 1. 张云教授个人网站: <http://www2.unb.ca/gge/Research/rsgis/rsensing/Publications.php>
- 2. 黄波教授个人网站: http://www.grm.cuhk.edu.hk/eng/admission/adm_ug.html
- 3. 李树涛教授实验室网站: http://eeit.hnu.edu.cn/vipl/publication_ch.html
- 4. Jocelyn Chanussot 教授实验室网站: <http://openremotesensing.net/>

实验程序下载网址：

- 1. 影像融合软件 Fuze go 下载网址: <http://www.fuzego.com/fuze-go-blog>
- 2. 影像融合工具箱 PansharpeningGUI 下载网址: <http://www.math.ucla.edu/~wittman/pansharpening/>
- 3. Jocelyn Chanussot 教授实验室融合程序下载网址: <http://openremotesensing.net/index.php/codes>

5 高维遥感大数据处理中的低维结构建模

5.1 概述

在科学的研究和工程应用中，人们经常遇到维度高、结构复杂和体量大的大数据，如图 1 所示的人脸影像、视频序列、用户数据和遥感数据等，为这些数据的快速有效处理和分析提出了巨大挑战。当我们仔细审视这些数据时会发现，这些高维大数据呈现出丰富的局部规则性、全局对称性、重复模型和重复采样。因此，尽管这些大数据的维度很高，内部却潜藏着低维的结构。很明显，有效挖掘这些数据的潜在低维结构，能够有效提高高维大数据的分析精度和处理效率。因此，近年来高维大数据的低维结构建模理论与方法成为科学的研究的热门话题。其中，稀疏表达和低秩逼近是其中最有效的两种方法。

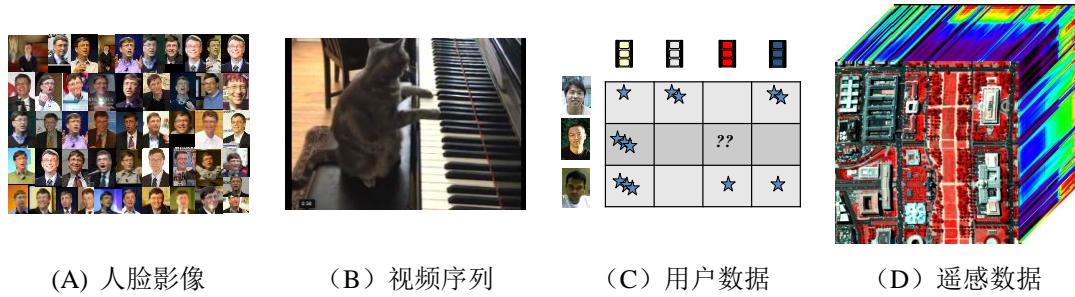


图 1 几种典型的高维度大数据

稀疏表达是过去近十年来信号处理界一个非常引人关注的研究领域，众多研究论文和专题研讨会表明了该领域的蓬勃发展。信号稀疏表达的目的就是在给定的超完备字典中用尽可能少的原子来表示信号，获得信号更为简洁的表示方式，从而使我们更容易地获取信号中所蕴含的信息，更方便进一步对信号进行加工处理，如压缩、编码和分析等。在高维大数据处理中，如高光谱遥感图像处理中，通过稀疏表达的方式，可以有效挖掘高维大数据中潜在的低维结构信息，在降低特征维度的同时去除冗余信息，从而大大提高高维大数据的分析精度和处理效率。

稀疏表达的两大主要任务就是字典的生成和信号的稀疏分解。对于字典生成，一般有分析字典和学习字典两大类。常用的分析字典有小波字典、超完备 DCT 字典和曲波字典等。在用分析字典对信号进行稀疏表达时，虽然简单易实现，但信号的表达形式单一且不具备自适应性；反之，学习字典的自适应能力强，能够更好的适应不同的图像数据。常用的字典学习方法包括：1) Engan 于 1999 年提出的最优方向 (Method Of Optimal Directions, MOD) 算法。该算法是学习字典的鼻祖，它的字典更新方式简单，但与此同时，它的收敛速度很慢。在该算法的基础上，一些研究人员还提出了一些其它的字典学习算法，如 FOCUSS 字典学习算法，广义 PCA (Generalized PCA) 算法等。2) Micheal Elad 于 2006 年提出的基于超完

完备字典稀疏分解的 K-SVD 字典学习算法。该算法相较于 MOD 算法，收敛速度有了很大的提高，但是随着噪声的逐渐加大，使用该算法进行去噪后的图像因纹理细节的丢失会产生模糊的效果。3) Mairal 于 2010 年提出的在线字典学习算法。该算法速度较快，且适用于一些特殊的信号处理，例如视频信号、语音信号等图像处理领域的稀疏表达。

稀疏表达的实质是求解每一个信号 (\mathbf{x}) 在一个过完备字典 (\mathbf{D}) 上最稀疏的表达方式，如图 2 所示。这种数据刻画方式蕴含着丰富的结构信息和潜在的类别信息，使得稀疏表达在合成和分析方面具有很大的潜力。在合成方面，稀疏表达可以恢复丢失的信息，主要应用领域包括压缩、去噪、补绘、去模糊、超分和融合等；在分析方面，稀疏表达可以对各个类别的数据进行区分，主要应用领域包含分类、聚类、分割和目标探测等。

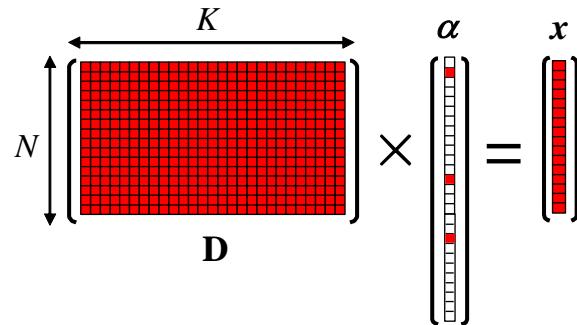


图 2 一维信号的稀疏表达模型

在高维大数据的处理中，矩阵的低秩逼近显示出巨大的优势。通过约束秩极小化的表达方式，低秩逼近可以很好的挖掘高维大数据潜在的低维结构信息，同时对于噪声有很好的鲁棒性。相较于稀疏表达来说，低秩表达能够更好的捕获数据的全局结构信息。近年来，低秩表达(Low-rank representation, LRR)已在图像处理的各个领域得到广泛应用，如去噪，降维，异常探测，背景建模，影像分割等。其中，最为经典的矩阵低秩模型逼近源至 Wright 和 Chandrasekaran 等人提出的鲁棒性主成分分析 (RPCA)，该算法能够很好的恢复数据的本征结构，即低秩部分，同时对于各种噪声有很好的鲁棒性。通过矩阵的低秩稀疏分解，在提取无噪的低秩成分的同时，能够很好的提取出各种噪声成分，如稀疏大噪声和高斯噪声等，从而为图像处理的各种应用提供了可能，具体过程见图 3。

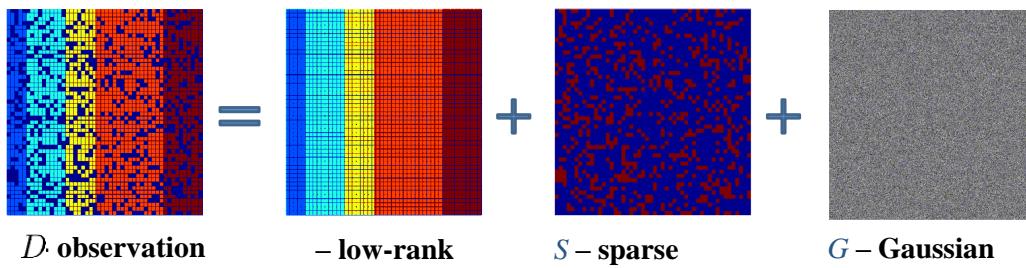


图 3 低秩与稀疏矩阵分解示意图

5.2 研究意义

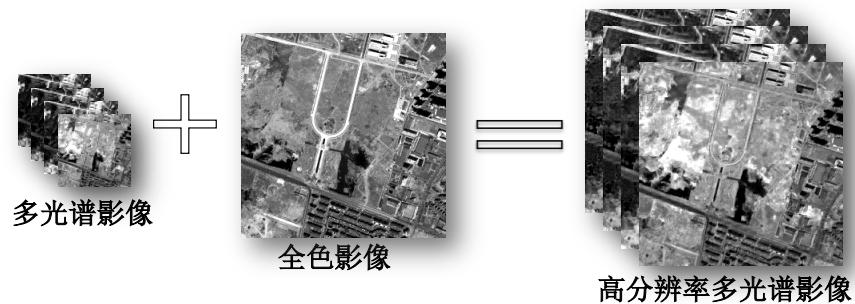
遥感数据是具有超高维度的典型大数据,构建提取高维遥感大数据低维本征结构特征的统计模型和方法,能够有效提高遥感大数据分析的精度、增加数据处理方对各种奇异点的稳健性、加快海量遥感数据处理的效率。近年来,以稀疏表达和低秩逼近为代表的低维结构建模理论和方法,在机器学习、视觉数据分析和遥感影像处理中得到了广泛应用,取得了远优于传统方法的处理效果,相关研究成果呈现指数级增长趋势。因此,进一步挖掘高维遥感数据的本征特征,建立对应的稀疏表达和低秩逼近模型和方法,对于更好的解决在遥感影像处理研究中所遇到的各种问题具有重要的意义。

5.3 研究内容与研究成果

近年来,本研究组以高维遥感数据的空、谱特性为出发点,灵活运用稀疏表达、低秩逼近和深度学习等高维大数据的低维结构建模理论与方法,开展了一系列深度研究,取得了丰硕的研究成果,主要发表在 IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing、IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 和 IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 等国际著名遥感类杂志上。

5.3.1 基于稀疏表达的多源遥感影像空谱融合

受硬件和物理条件制约,星载遥感影像空间分辨率依然较低,从而限制了其在各领域的应用潜力。一般的遥感影像传感器可以同时提供一张高分辨率的全色影像和一张分辨率较低的多光谱影像。影像空谱融合是将全色影像包含的丰富空间细节信息融入到多光谱影像中,使融合影像同时具有全色影像的空间分辨率和多/高光谱影像的光谱分辨率,从而能够更好地实现分类、变化检测和目标识别等后续处理。





原始的多光谱影像

融合后的多光谱影像

图 4 影像空谱融合的定义与实验结果举例

本研究组在稀疏表达框架下,对多源遥感影像空谱融合开展了深度研究,取得一系列研究成就成果。1) 提出了基于压缩感知理论的实用遥感影像融合方法,建立了连接待求融合影像和观测影像的实用观测模型,采用低分辨率影像和全色影像构建联合字典,充分运用压缩感知对高维信号精确恢复的优势,同时实现空间信息的高融入和光谱信息的高保真。真实实验结果如图 5 所示。2) 提出了一种基于双步稀疏编码的遥感影像空谱融合方法,使用的耦合稀疏编码框架可以有效解决压缩感知方法对观测矩阵依赖性强和字典构建复杂度高的问题,发展的双步稀疏编码方法能克服传统稀疏编码方法在编码向量维度较低时的不稳定问题,进一步提高融合结果质量。试验结果如图 6 所示。3) 提出了一种基于在线耦合字典学习 (Online Coupled Dictionary Learning) 的影像融合方法,通过将多光谱影像的信息添加到字典的构造过程中,增加字典原子与待表达影像块之间的相似性,提高表达精度进而获取高质量的融合结果。试验结果如图 7 所示。



(A) 多光谱影像 (4 米)

(B) 全色影像 (1 米)

(C) 快速 HIS 融合



(D) Gram-Schmidt 融合

(E) 小波融合

(F) 压缩感知融合

图 5 基于压缩感知理论的实用遥感影像融合结果

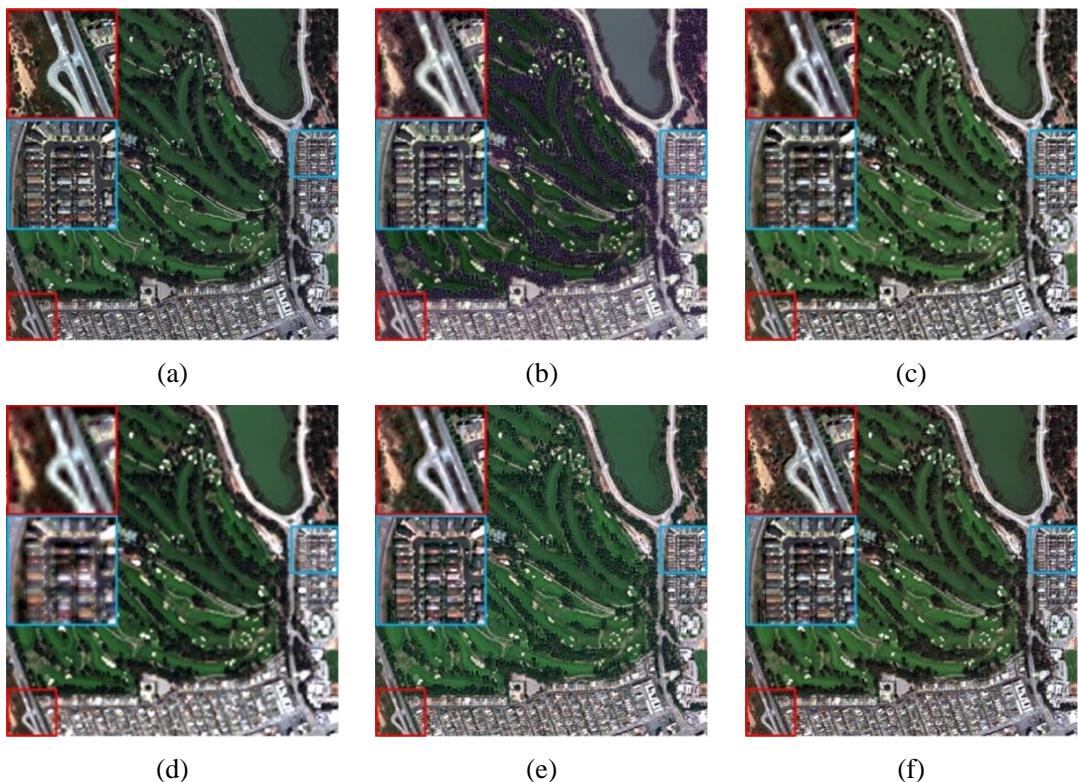


图 6 双步稀疏编码融合融合对比图 (a) 参考融合影像 (b) GIHS 融合 (c) AWLP 融合 (d) GS 融合 (e) AM 融合 (f) 双步稀疏编码融合。

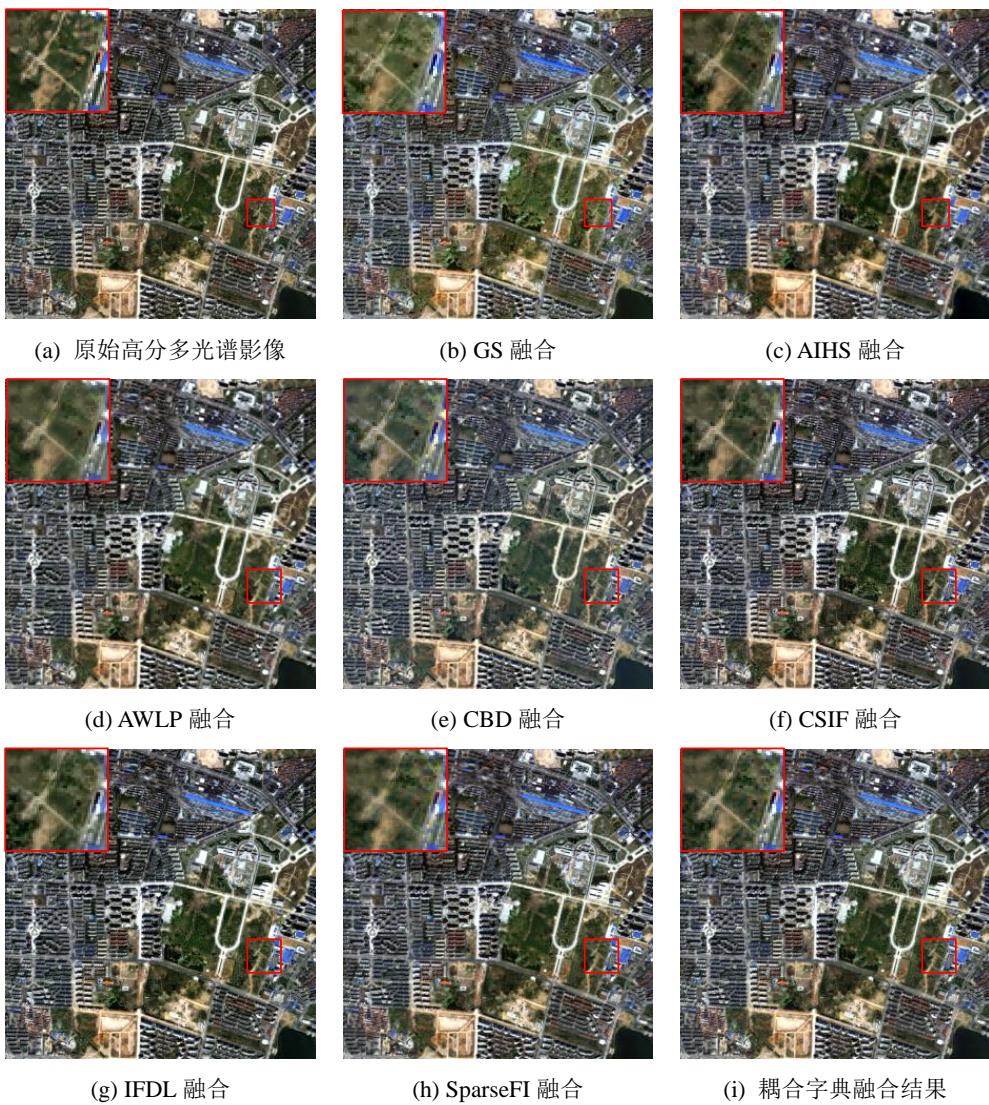


图 7 武汉地区 IKONOS 遥感影像融合结果

已取得研究成果：

- [1] C. Jiang, H. Zhang, H. Shen, L. Zhang, "A Practical Compressed Sensing based Pan-Sharpening Method", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 9, no.4, pp. 629-633, 2012.
- [2] M. Guo, H. Zhang, J. Li, L. Zhang, H. Shen, "An Online Coupled Dictionary Learning Approach for Remote Sensing Image Fusion", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, no. 4, pp. 1284-1294, 2014.
- [3] C. Jiang, H. Zhang, H. Shen, L. Zhang, "Two-Step Sparse Coding for the Pan-Sharpening of Remote Sensing Images", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, no. 5, pp. 1792 - 1805, 2014.
- [4] C. Han, H. Zhang, C. Gao, C. Jiang, N. Sang, L. Zhang, "A Remote Sensing Image Fusion

5.3.2 高光谱遥感影像空-谱稀疏表达分类

高光谱遥感影像特征维度高、光谱特性时空多变、训练样本获取费时费力、小样本问题更加凸显，从而严重影响了高光谱遥感影像分类的精度。高光谱遥感影像稀疏表达分类旨在利用各个类别训练样本间的相互竞争和协同互助机制，在高置信度协同表达的基础上有效突出潜在类别样本在表示过程中的主体地位，能够在有限的监督信息条件下实现有效的地物识别。基于稀疏表达的基本框架如图 8 所示。

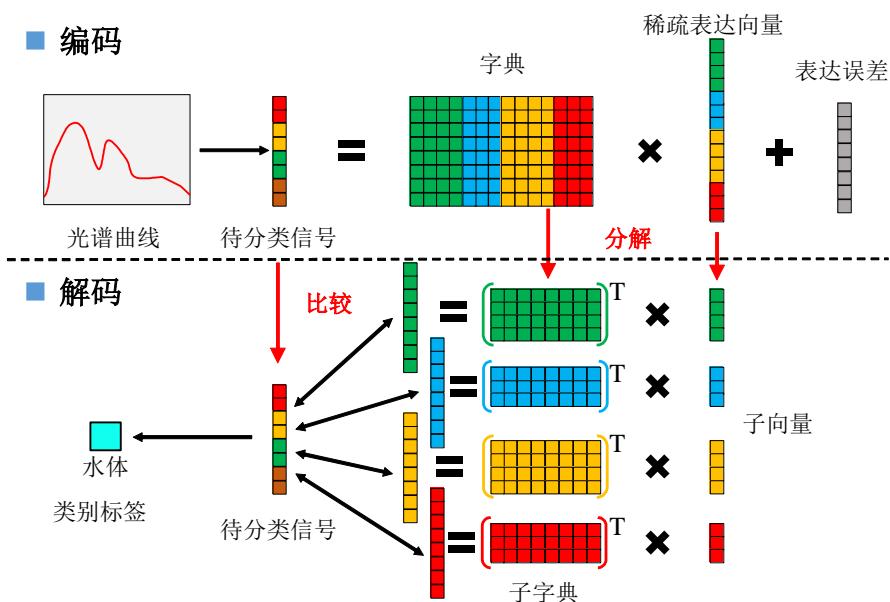


图 8 基于稀疏表达的高光谱遥感影像分类框架

基于稀疏表达理论框架，充分利用高光谱遥感影像丰富的空-谱信息，本研究组通过融合非局部信息（如图 9）、自适应字典学习（如图 10、表 1）、多特征（如图 11、表 2）、非线性分析和超像素分割等理论和方法，提出了一系列有效融合空、谱信息的高光谱遥感影像地物分类算法，切实提高了高光谱遥感影像分类的精度、处理效率和泛化性能。

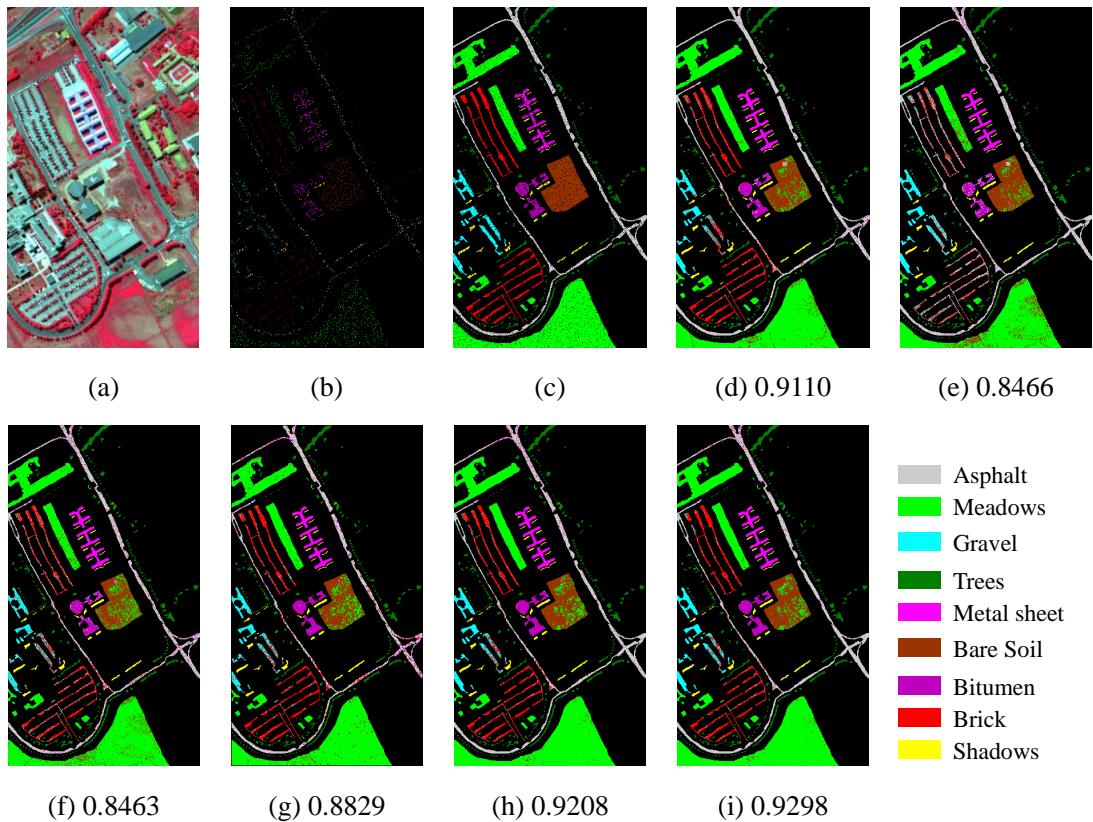


图 9. Pavia University image 分类结果: (a) false color image (R:102, G:56, B:31), (b) training set, (c) test set, (d) SVM, (e) ℓ_1 , (f) OMP, (g) OMP-S, (h) JSRC, (i) 非局部加权联合稀疏分类方法.

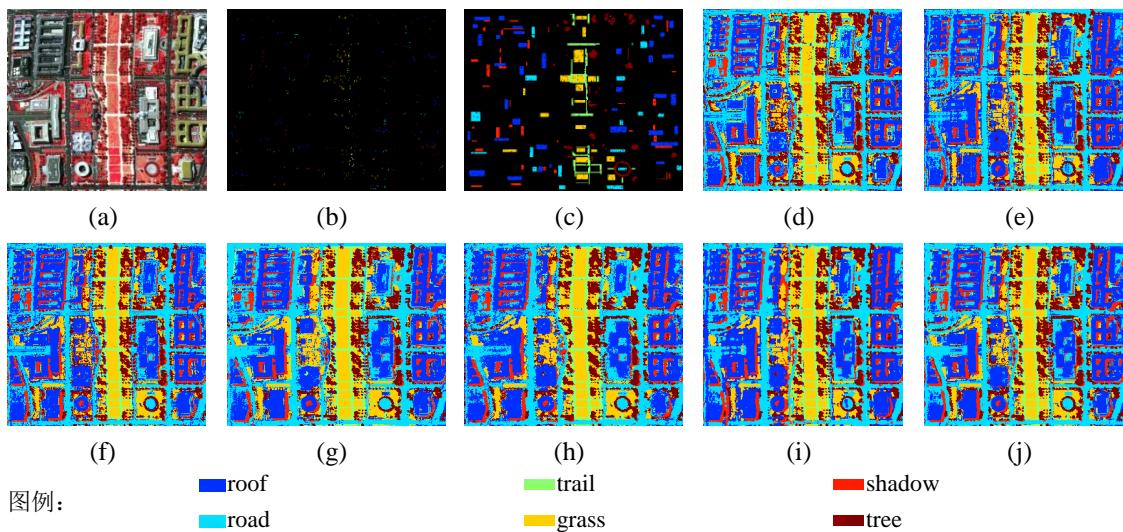


图 10. Washington DC 数据各种方法分类结果。 (a) 假彩色影像(R:63, G:52, B:36), (b) 训练样本位置与类别, (c) 测试样本位置与类别, (d) RBF 核化 SVM 分类结果, (e) CRC 分类结果, (f) SRC 分类结果, (g) 局部子字典约束 CRC 分类结果, (h) 联合稀疏表达分类结果, (i) 非局部联合协同表示分类结果, (j) 本项目提出方法。

表 1 WASHINGTON DC 数据分类精度表

类别	RBF 核化 SVM 分类	CRC 分类	SRC 分类	局部子字典约束 CRC	联合稀疏表达分类	非局部协同表示分类	联合表示分类	本项目提出方法
1	87.39	97.28	98.45	97.34	98.39	97.78	98.52	
2	90.32	89.71	93.09	97.60	99.62	90.62	99.77	
3	92.01	94.34	98.83	96.59	98.42	96.34		98.33
4	97.76	98.88	98.88	99.53	99.41	99.65		99.94
5	99.44	96.99	99.81	99.15	87.41	97.84		99.09
6	93.30	97.18	96.38	97.44	98.41	96.65		97.88
OA	92.37	96.08	97.72	97.89	97.51	96.79		98.92
Kappa	90.54	95.10	97.16	97.38	96.90	96.00		98.65

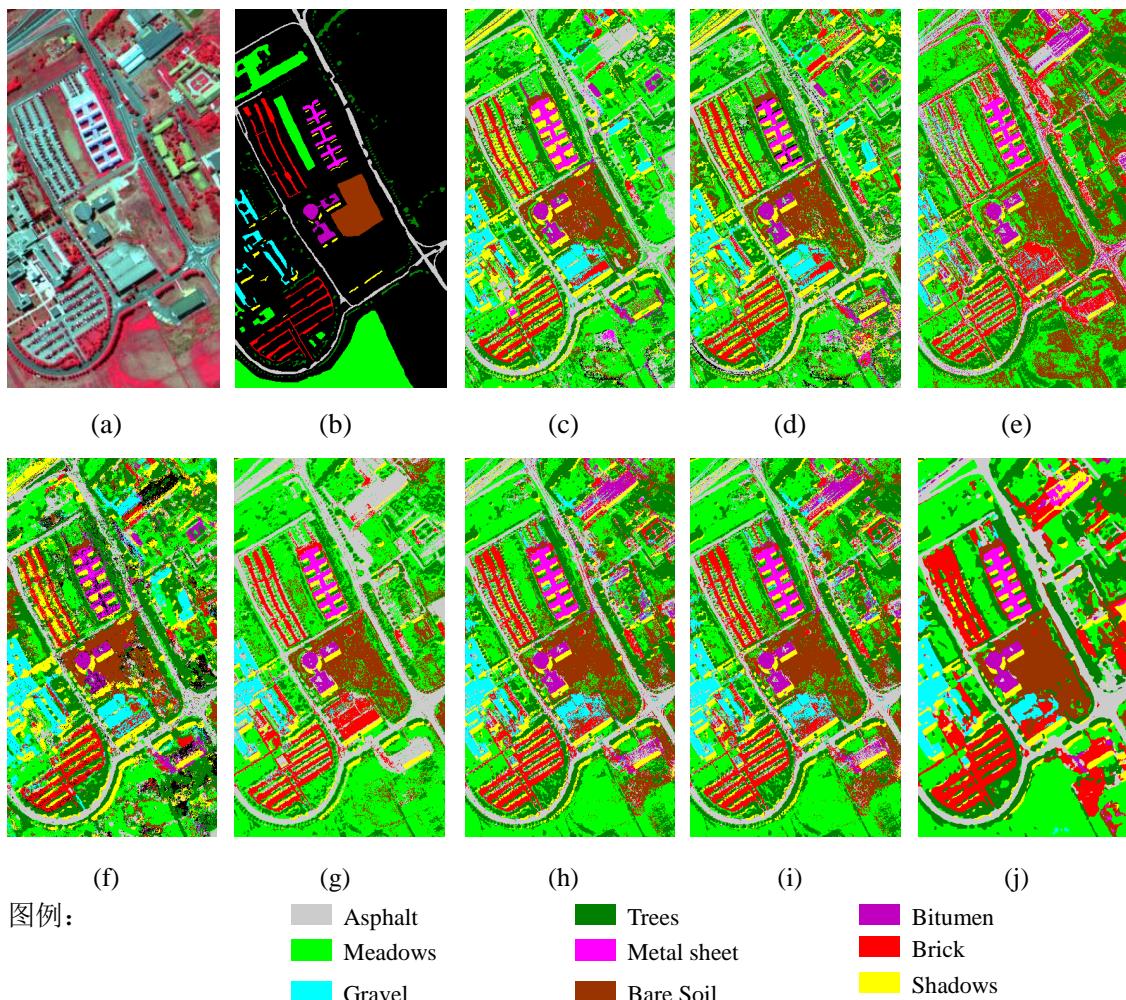


图 11. Pavia 大学数据各种方法分类结果。(a) 假彩色图像 (R:102, G:56, B:31), (b) 参考样本信息与位置, (c) CRC-单特征, (d) SRC 单特征, (e) RBF 核化 SVM 单特征, (f) JSRC 单特征, (g) RBF 核 SVM 多特征堆叠, (h) 联合多特征稀疏表达, (i) 联合多特征协同表示, (n) 联合多特征联合协同表示。

表 2. PAVIA 大学数据集分类精度表

类别	CRC-单特征	SRC 单特征	RBF 核化 SVM 单特征	JSRC 单特征	RBF 核 SVM 多特征堆叠	联合多特征稀疏表达	联合多特征协同表示	联合多特征联合表示
1	0.3095	0.6849	0.6803	0.5001	0.9773	0.8948	0.9135	0.9766
2	0.7168	0.7022	0.7106	0.8845	0.8494	0.8904	0.8964	0.9455
3	0.8403	0.7885	0.7360	0.8430	0.9352	0.9563	0.9564	0.9847
4	0.9467	0.9381	0.9097	0.9137	0.9613	0.9880	0.9905	0.9752
5	0.9992	0.9978	0.9921	1	0.9944	0.9997	0.9993	1
6	0.5415	0.7751	0.7401	0.6889	0.9145	0.9324	0.9421	0.9905
7	0.7626	0.8685	0.8848	0.9368	0.9506	0.9697	0.9735	0.9978
8	0.1460	0.5600	0.7611	0.4531	0.9180	0.9624	0.9679	0.9877
9	0.9534	0.9700	0.9819	0.9473	0.9818	0.9914	0.9942	0.9855
OA	0.6216	0.7546	0.7490	0.7713	0.9054	0.9150	0.9279	0.9674
	±0.0220	±0.0347	±0.0319	±0.0180	±0.0210	±0.0155	±0.0194	±0.0128
K	0.5236	0.7005	0.6826	0.7008	0.8776	0.8898	0.9063	0.9573
	±0.0254	±0.0385	±0.0342	±0.0225	±0.0264	±0.0194	±0.0245	±0.0166

已取得研究成果:

- [5] H. Zhang, J. Li , Y. Huang, L. Zhang, "A **Nonlocal Weighted Joint Sparse Representation Classification Method for Hyperspectral Imagery**", IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 7, no. 6, pp. 2056 - 2065, 2014.
- [6] J. Li, H. Zhang, Y. Huang, L. Zhang, "Hyperspectral Image Classification by Nonlocal Joint Collaborative Representation with a Locally Adaptive Dictionary", **IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing**, vol. 52, no. 6, pp. 3707-3719, 2014.
- [7] J. Li, H. Zhang, L. Zhang, X. Huang, L. Zhang, "Joint Collaborative Representation with Multitask Learning for Hyperspectral Image Classification", **IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing**, vol. 52, no. 9, pp. 5923-5936, 2014.
- [8] J. Li, H. Zhang, L. Zhang, "Column-Generation Kernel Nonlocal Joint Collaborative Representation for Hyperspectral Image Classification", **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, vol. 94, no. 8, pp. 25-36, 2014.
- [9] J. Li, H. Zhang, L. Zhang, "Supervised Segmentation of Very High Resolution Images by the Use of Extended Morphological Attribute Profiles and a Sparse Transform", **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, vol. 11, no. 8, pp. 1409-1413, 2014.
- [10] J. Li, H. Zhang, L. Zhang, "A Nonlinear Multiple Features Learning Classifier for

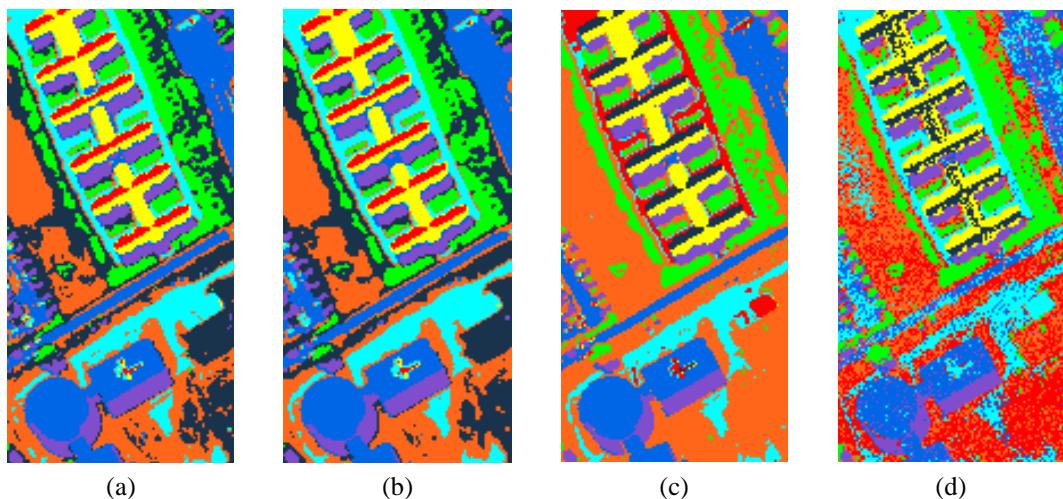
Hyperspectral Image with Limited Training Samples", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 8, no. 6, pp. 2728 - 2738, 2015.

- [11] J. Li, H. Zhang, L. Zhang, "Efficient Superpixel-level Multitask Joint Sparse Representation for Hyperspectral Image Classification", *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, no. 10, pp. 5338-5351, 2015.
- [12] J. Li, H. Zhang, M. Guo, L. Zhang, H. Shen and Q. Du, "Urban Classification by the Fusion of Thermal Infrared Hyperspectral and Visible Data", *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 81, no. 12, pp. 901-911. 2015.

5.3.3 高光谱遥感影像空-谱稀疏表达聚类

高光谱遥感影像在提供丰富的光谱信息、地物诊断特征的同时，也带来了维度灾难问题。面对训练样本不足或者难以获取的问题，作为非监督信息提取的主要方法，聚类便成为解决上述瓶颈的有效手段。然而，高光谱数据内部结构复杂、光谱相关性高、“同物异谱，异物同谱”现象严重，严重影响了高光谱遥感影像聚类的精度。高光谱遥感影像稀疏表达聚类旨在利用同类像素积极表达、异类像素消极表达的机制，利用稀疏表达系数矩阵所蕴含的潜在结构信息实现像素的精确划分。

基于稀疏表达理论框架，充分利用高光谱遥感影像丰富的空-谱信息，本研究组通过子空间建模、光谱加权突出同类像素在稀疏表达过程中的地位，融合局部空间邻域信息，提出了有效融合空、谱信息的高光谱遥感影像地物聚类算法，切实提高了高光谱遥感影像聚类的精度。试验结果如图 12、表 3 所示。



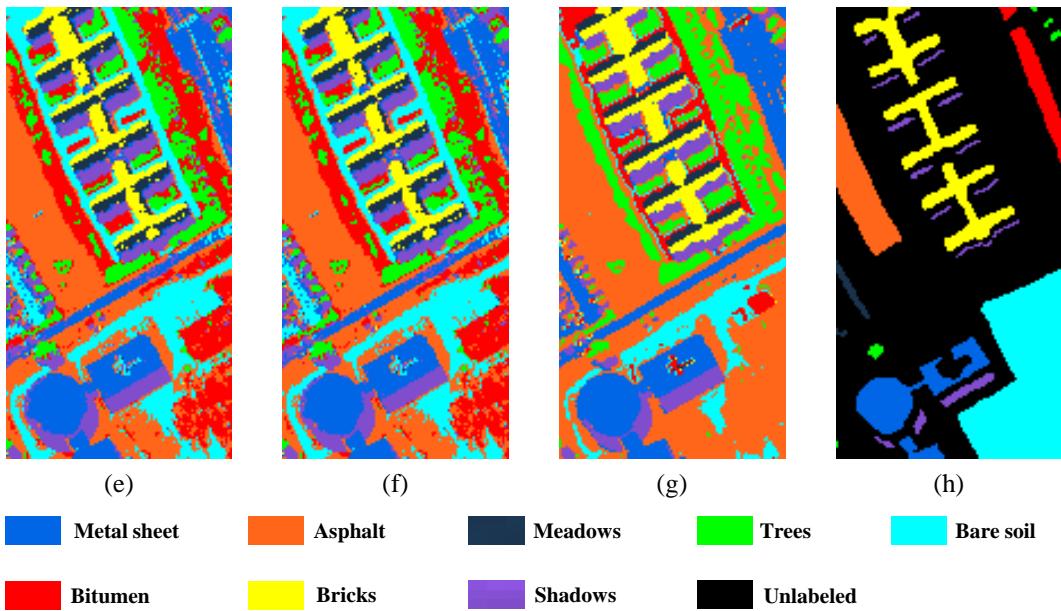


图 12. Pavia University image 聚类结果: (a) FCM, (b) FCM_S1, (C) CFSFDP, (d) 稀疏子空间聚类, (e) 光谱加权稀疏子空间聚类, (f) 空-谱稀疏子空间聚类, (g) 空-谱光谱加权稀疏子空间聚类, (h) 参照样本信息和位置.

表 3. PAVIA大学数据集聚类精度表

方法	类别	FCM	FCM_S	CFSFD	稀疏子空间聚类	光谱加权稀疏子空间聚类	空-谱稀疏子空间聚类	空-谱光谱加权稀疏子空间聚类
		1	P					
生产者精度(100%)	Metal sheet	100	<u>99.72</u>	100	85.58	98.61	98.60	99.09
	Asphalt	60.32	58.73	74.60	52.60	<u>87.30</u>	95.83	<u>87.30</u>
	Meadows	0	0	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>	60.64
	Trees	86.33	87.63	100	100	98.14	100	<u>98.61</u>
	Bare soil	23.29	24.97	20.59	22.04	34.90	25.79	<u>31.93</u>
	Bitumen	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>	0.71	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>
	Bricks	61.37	60.99	60.61	53.84	<u>63.88</u>	52.32	98.37
用户精度(100%)	Shadows	100	100	<u>99.87</u>	98.61	99.35	99.45	99.09
	Metal sheet	<u>98.63</u>	98.90	63.28	48.46	77.39	63.19	52.41
	Asphalt	<u>90.48</u>	100	73.44	42.84	60.44	45.10	57.29
	Meadows	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>	22.44
	Trees	41.26	41.93	100	65.13	<u>88.59</u>	57.80	80.73
	Bare soil	<u>98.03</u>	96.53	99.26	64.75	72.14	87.19	96.12
	Bitumen	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>	0.21	<u>0</u>	<u>0</u>	<u>0</u>
OA	Bricks	99.63	<u>99.75</u>	99.62	<u>99.86</u>	88.59	99.57	71.57
	Shadows	63.42	63.00	28.23	58.65	51.62	<u>90.89</u>	99.77
	Kappa	0.4425	0.4486	0.4421	0.3495	<u>0.5053</u>	0.4419	0.5852

已取得研究成果:

- [13] H. Zhang, H. Zhai, L. Zhang, P. Li, "Spectral-Spatial Sparse Subspace Clustering for Hyperspectral Remote Sensing Images", *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, DOI: 10.1109/TGRS.2016.2524557, 2016.

5.3.4 基于稀疏表达的高光谱影像亚像素异常探测

基于联合稀疏表达理论与线性解混理论,利用联合稀疏表达框架下待测试像素的残差能量判断异常像素的归属,本项目提出了一种新型的高光谱异常探测算法。该方法受影像局部背景干扰小,对细微异常成分敏感,能够实现高置信度的异常探测。探测结果如图 13、表 4 所示。

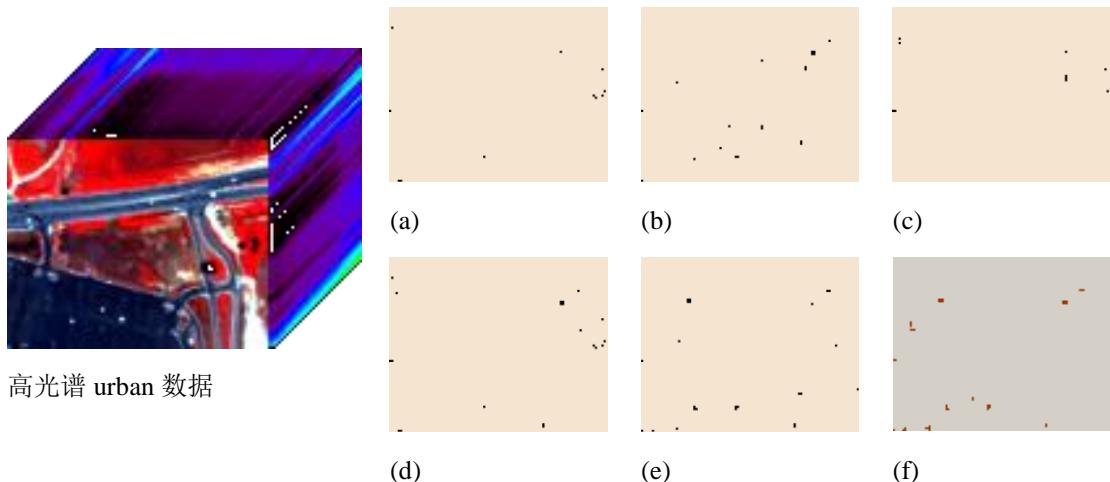


图 13. 各探测器探测结果: (a) GRXD 结果; (b) LRD 结果; (c) LPD 结果; (d) 低秩约束下 GRXD 结果; (e) 本项目提出方法; (f) 异常目标真实位置.

表 4 各种探测算法性能比较

探测算法	GRXD	LRD	LPD	低秩约束 下 GRXD	本项目提 出方法
AUC	0.94103	<u>0.98326</u>	0.92442	0.94916	0.99656
AFAR	0.05859	<u>0.01654</u>	0.07513	0.05049	0.00318
TIME	<u>0.62</u>	114.64	0.58	4.06	38.69

已取得研究成果:

- [14] J. Li, H. Zhang, L. Zhang, L. Ma, "Hyperspectral Anomaly Detection by the Use of Background Joint Sparse Representation", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 8, no. 6, pp. 2523 - 2533, 2015.

5.3.5 基于稀疏构图的高光谱影像特征提取

高光谱降维有两个目的：一是减少光谱维度，使得数据点分布由稀疏变得稠密，同时消除 Hughes 现象，使得传统的模式识别方法可以适用，如应用广泛的最大似然分类法；二是使类与类之间的可分度在降维后的子空间中得以增加，在后续的分类步骤中不同类别更易得到区分。本研究根据样本自表示的稀疏性以及局部相似性，提出了加权稀疏构图方法，并将稀疏图应用于高光谱图像特征提取与降维。试验成果如图 14 所示。

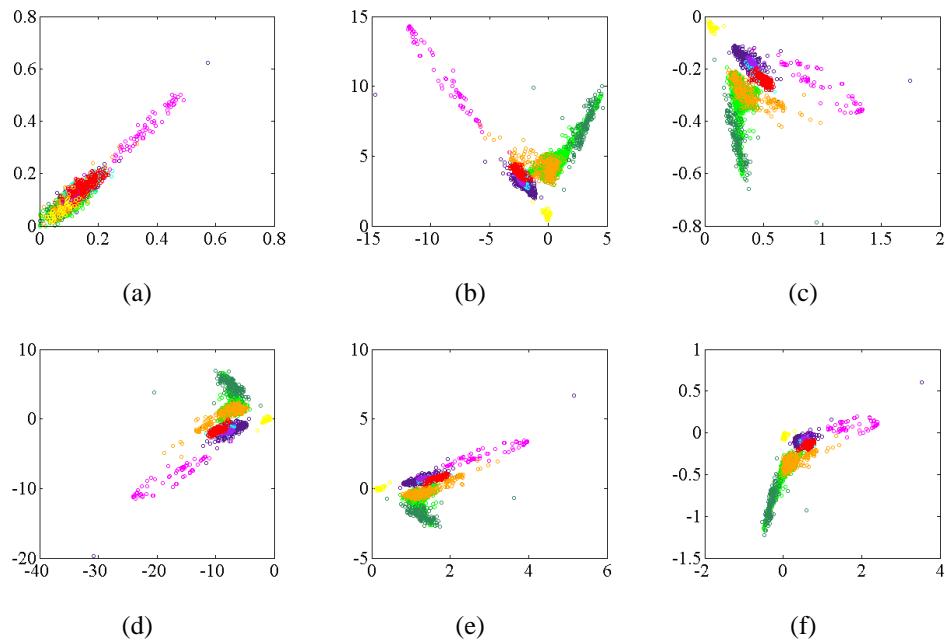


图 14. 不同特征提取方法的散点图展示。(a) 原始影像结果; (b) LFDA 结果; (c) NPE 结果; (d) 稀疏图方法结果; (e) 监督稀疏图方法结果; (f) 本研究提出方法结果。

已取得研究成果：

- [15] W. He, H. Zhang, L. Zhang, W. Philips, W. Liao, "Weighted Sparse Graph Based Dimensionality Reduction for Hyperspectral Images", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, DOI: 10.1109/LGRS.2016.2536658, 2016.

5.3.6 基于低秩矩阵分解的高光谱遥感影像复原

高光谱影像在太阳一大气一目标一大气一传感器的电磁辐射传播路径中，受到很多复杂因素的影响，会引入了大量的噪声，从而对特征提取带来不利影响，进而影像后续地物识别与分类效率。高光谱影像噪声主要有两个特点：不同波段上噪声的强度不同（图 15），不同波段上噪声的类型不同（图 16）。高光谱噪声独有的特点为高光谱噪声的探测与去除带来了很大的困难与挑战。

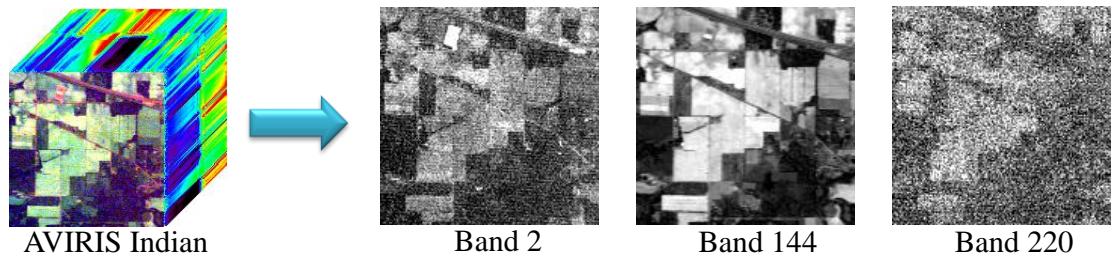


图 15 高光谱影像不同波段上噪声强度不同

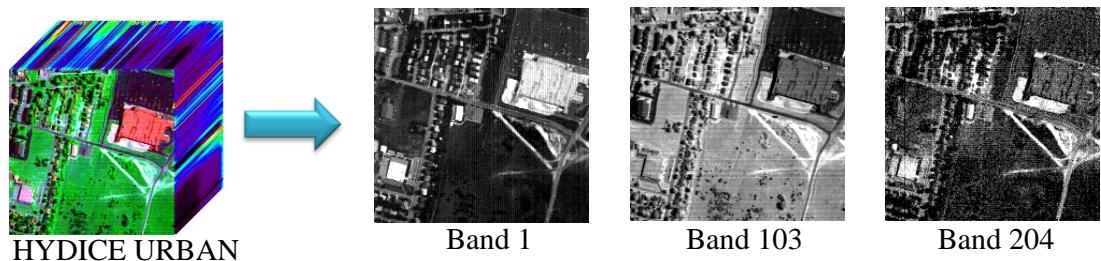


图 16 高光谱影像不同波段上噪声类型不同

基于低秩与稀疏分解理论框架,充分利用无噪高光谱影像的低秩信息先验,本研究组通过对不同类型噪声分别建模(如图 17)、自适应迭代更新学习(如图 18)、全变分空间平滑性约束(如图 19)等理论和方法,提出了一系列有效的高光谱遥感影像噪声出去方法,切实提高了高光谱遥感影像的辐射质量,为后续高精度的地物分类和目标探测奠定了数据基础。

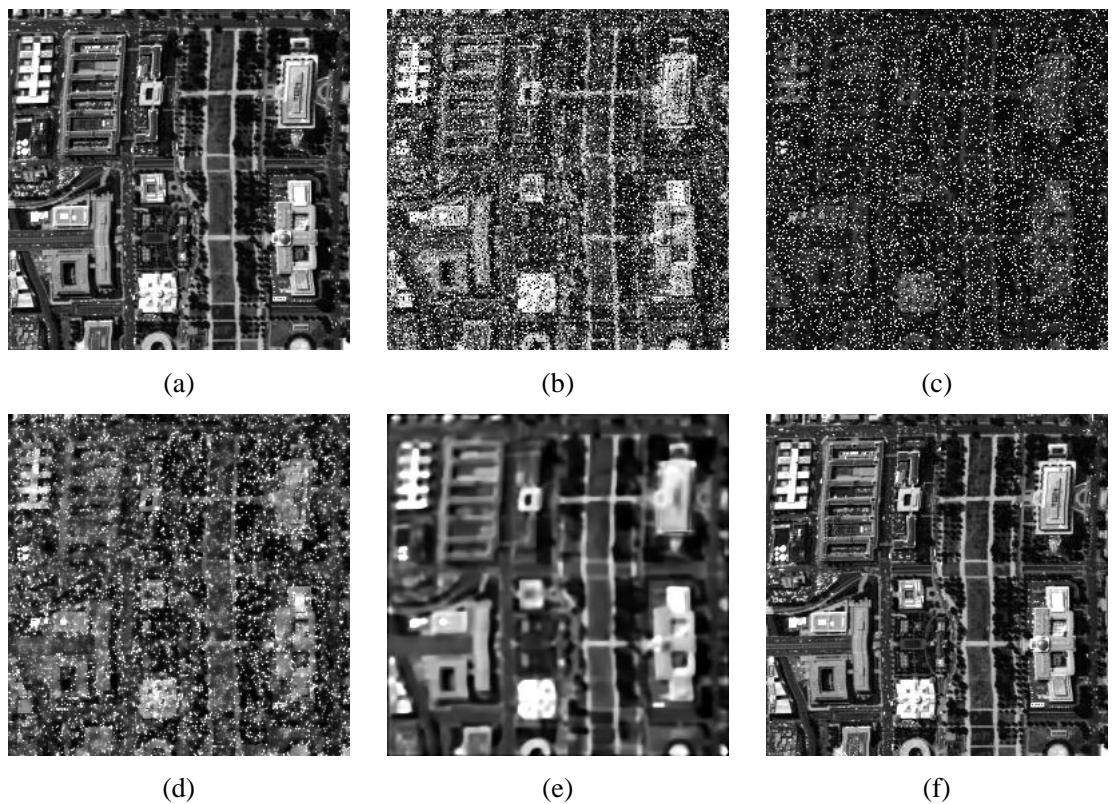


图17 各种方法去除噪声后的结果。(a) 原始影像第22个波段, (b) 同时受到高斯噪声以及椒盐噪声影响的噪声影像, (c) 小波修复, (d) SSAHTV修复, (e) VBM3D修复, (f) 低秩方法。

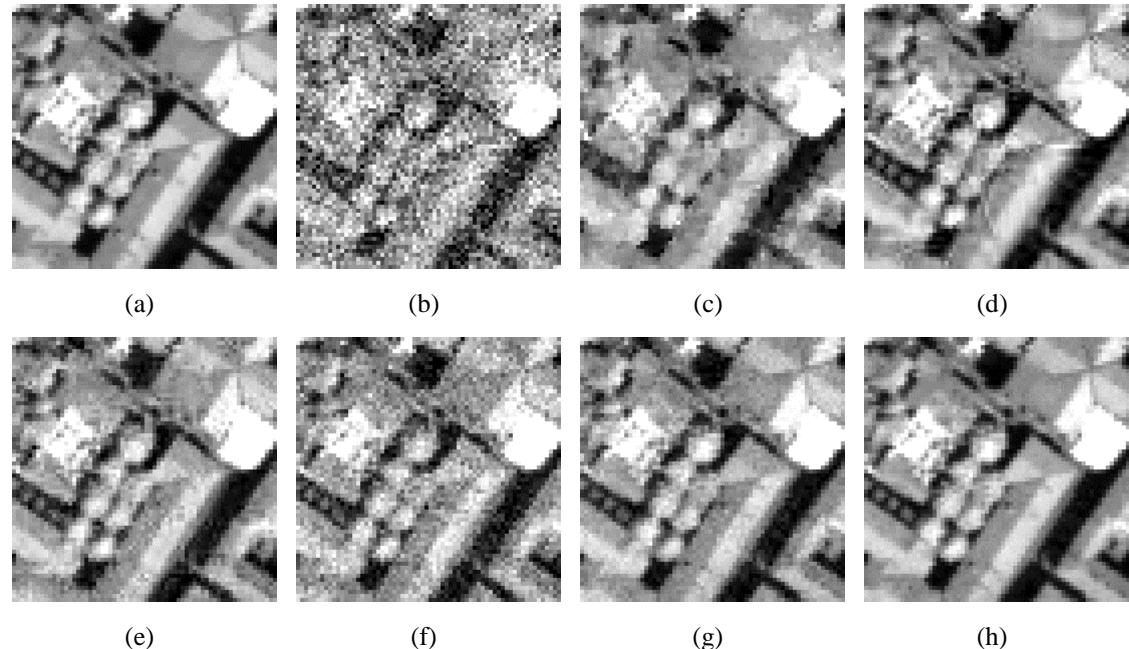


图 18 各种方法去除噪声后的结果。(a) 原始影像第 59 个波段, (b) 噪声影像 (c) SSAHTV 修复, (d) VBM3D 修复, (e) BM4D 修复, (f) SURE-SVT 修复, (g) 低秩方法, (h) 自适应迭代更新学习方法。

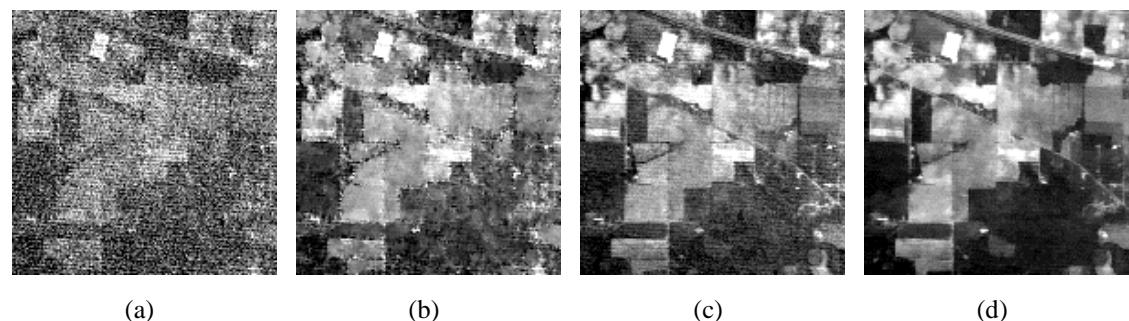


图 19 各种方法去除噪声后的结果。(a) 噪声影像, (b) SSAHTV 修复 (c) 低秩方法 (d) 低秩联合全变分方法。

已取得研究成果:

- [16] H. Zhang, W. He, L. Zhang, H. Shen, Q. Yuan, "Hyperspectral Image Restoration Using Low-Rank Matrix Recovery", *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, no. 8, pp. 4729-4743, 2014.
- [17] W. He, H. Zhang, L. Zhang, H. Shen, "Hyperspectral Image Denoising via Noise-Adjusted Iterative Low-Rank Matrix Approximation", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied*

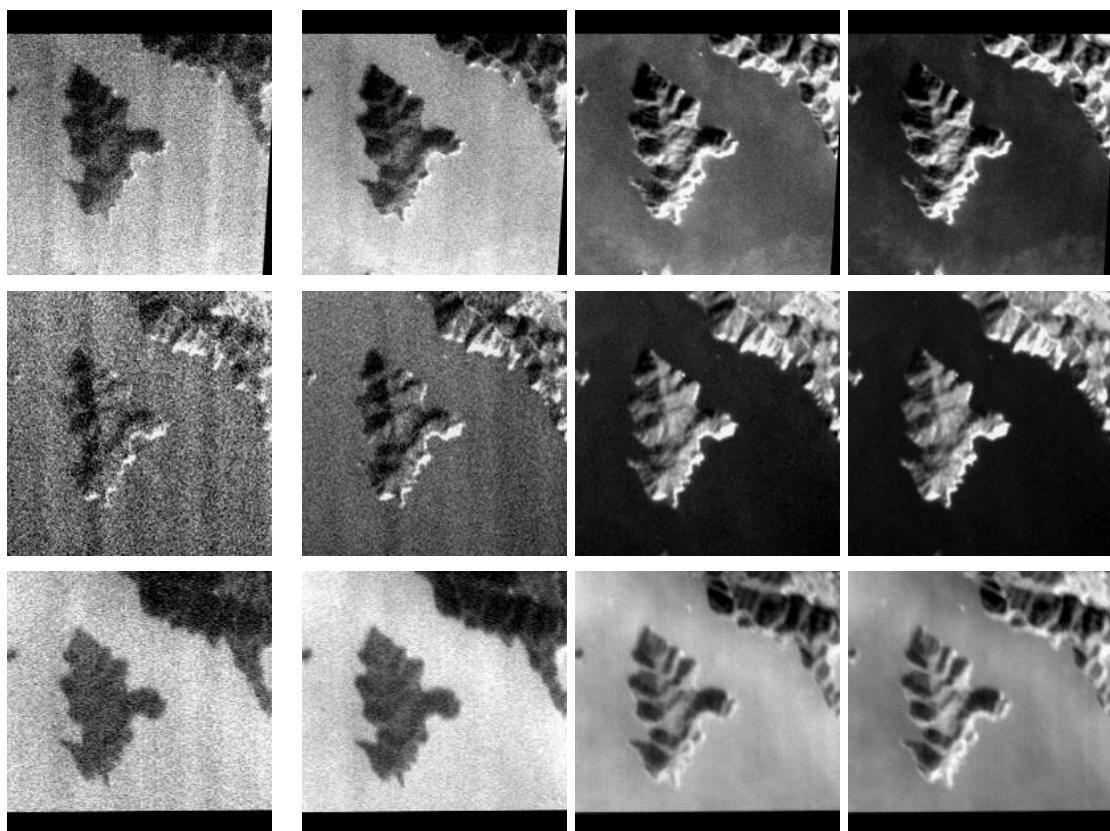
- [18] W. He, H. Zhang, L. Zhang, H. Shen, "Total-Variation-Regularized Low-rank Matrix Factorization for Hyperspectral Image Restoration", *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 54, no. 1, pp. 176 - 188, 2016.

5.3.7 基于秩最小化的多角度影像配准

高光谱影像不论在空间维还是光谱维都具有高相关性，因此可以通过规模更小的数据（例如 PCA 变换）来表示高光谱数据，也即高光谱数据具有低秩的特性。从另一个角度出发，地物中存在的纯净端元种类数量有限，尤其是相对高光谱数据的维度，高光谱影像中每一个像元可以视为各种纯净端元的线性组合，所以高光谱数据具有低秩的性质。

以 CHRIS/Proba 影像为例，具有 5 个角度，每张角影像也具有多个波段信息。当这些影像经过高精度的配准后，将它们叠合在一起组成的影像则应该具有低秩的性质。因此我们的做法为通过寻找最优变换模型参数 T 使组合得到的影像矩阵具有最低的秩。

模型在建立的过程中充分考虑高斯噪声以及遮挡等导致的奇异点，因此对噪声和遮挡现象具有鲁棒性。模型的求解采用逐步线性化以及凸优化迭代求解的方法。另外，由于多角度影像存在局部几何畸变，整幅影像采用分块处理的方式进行配准。试验结果如图 20、21 所示。



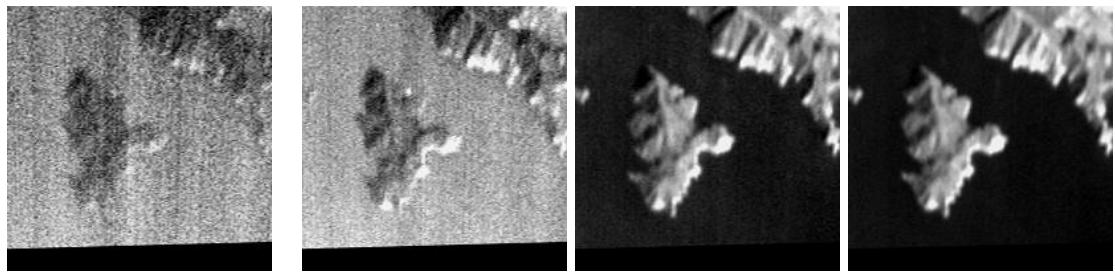


图 20 CHRIS/Proba 影像配准结果

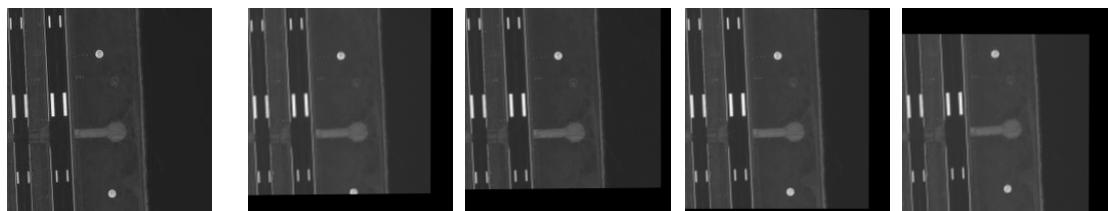


图 21 WorldView-2 影像配准结果

已取得研究成果:

- [19] T. Hu, H. Zhang, H. Shen, L. Zhang, "Robust Registration by Rank Minimization for Multiangle Hyper/Multispectral Remotely Sensed Imagery", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, no. 6, pp. 2443 - 2457, 2014.

5.3.8 基于低秩矩阵分解的高光谱影像混合像元分解

受硬件和物理条件制约,高光谱传感器一般具有较低的空间分辨率。在进行对地成像时,受自然界地物分布复杂多样性的影响,导致象元一般由几种地物混合组成,即混合像元。传统的基于像元级的分类方法并不适合混合象元的解译,因为无论将其归属于任何一类都是不准确的。本研究提出了一种鲁棒性的基于非负矩阵分解的高光谱混合象元分解方法,在建模过程中充分考虑高斯噪声以及稀疏噪声等的影响,对不同类型噪声分类建模,极大的提高了算法的实际应用效果。试验结果如图 22 所示。

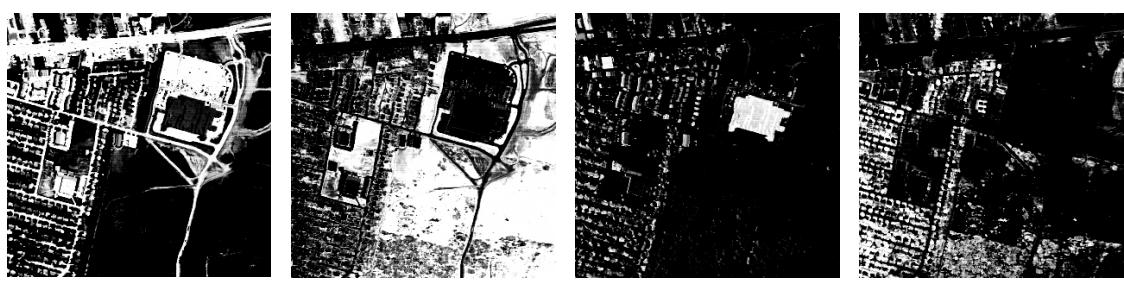


图 22 我们方法提取的城市影像丰度图. (a) 柏油路, (b) 草地, (c) 屋顶, (d) 树木。

已取得研究成果：

- [20] W. He, H. Zhang, L. Zhang, "Sparsity-Regularized Robust Non-Negative Matrix Factorization for Hyperspectral Unmixing", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2519498, 2016.

5.4 发展前景与就业前景

研究稀疏表达和低秩逼近理论，能够准确发现与捕捉高维遥感数据的低维本征特征，可以解决遥感图像处理中现存的众多难题。通过对这些理论的学习，有利于在博士研究生期间发表大量创新性学术论文。毕业生毕业后的就业领域主要包括：遥感、电子、计算机、医学等相关高等学校和科研机构，测绘院、勘测院、设计院等应用遥感影像的事业单位，数码相机研制、医学器械研制、公共安全等高科技公司。

5.5 入门资料推荐

Book:

M. Elad, Sparse and Redundant Representations: From Theory to Applications in Signal and Image Processing. New York: Springer, 2010.

Website:

<http://www.cs.technion.ac.il/~elad/>;

<http://yima.csl.illinois.edu/>;

<http://statweb.stanford.edu/~candes/index.html>;

Papers:

- [1] M. Elad and M. Aharon, "Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 15, no. 12, pp. 3736–3745, Dec. 2006.
- [2] J.C. Yang, J. Wright, T. Huang and Y. Ma. "Image Super-Resolution via Sparse Representation", *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 19, no. 11, pp. 2861-2873, 2010.
- [3] Elad, Michael, Mario AT Figueiredo, and Yi Ma. "On the role of sparse and redundant representations in image processing," *Proceedings of the IEEE*, vol. 98 no. 6, pp. 972-982, 2010.
- [4] E. J. Candès and B. Recht, "Exact matrix completion via convex optimization," *Foundations of Computational mathematics*, vol. 9, pp. 717-772, 2009.
- [5] E. J. Candès and T. Tao, "The power of convex relaxation: Near-optimal matrix completion," *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 56, pp. 2053-2080, 2010.
- [6] D. L. Donoho, and M. Elad, "Optimally sparse representation in general (nonorthogonal) dictionaries via L1 minimization," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol.

-
- 100, no. 5, pp. 2197-2202, 2003.
- [7] J. Wright, Y. Ma, J. Mairal, G. Sapiro, T. S. Huang, and S. Yan, “Sparse representation for computer vision and pattern recognition,” Proceedings of the IEEE, vol. 98, no. 6, 1031-1044.
- [8] J. Mairal, M. Elad, and G. Sapiro, “Sparse representation for color image restoration,” IEEE Trans. Image Processing, vol. 17, no. 1, pp. 53-69, 2008.
- [9] J. Wright, A. Y. Yang, A. Ganesh, S. S. Sastry, and Y. Ma, “Robust face recognition via sparse representation,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 31, no. 2, pp. 210-227, 2009.
- [10] K. Huang, and S. Aviyente, “Sparse representation for signal classification.” In Advances in neural information processing systems, pp. 609-616, 2006.
- [11] R. Rubinstein, A. M. Bruckstein, and M. Elad, “Dictionaries for sparse representation modeling,” Proceedings of the IEEE, vol. 98, no. 6, pp. 1045-1057.
- [12] M. Yang, L. Zhang, X. Feng, and D. Zhang, “Fisher discrimination dictionary learning for sparse representation,” 2011 IEEE International Conference on. Computer Vision (ICCV), pp. 543-550, 2011.
- [13] M. Elad, and M. Aharon, “Image denoising via learned dictionaries and sparse representation,” 2006 IEEE Computer Society Conference on. Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 1, pp. 895-900, 2006.
- [14] Z. Lin, M. Chen, and Y. Ma, “The augmented lagrange multipelier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices,” arXiv preprint arXiv: 1009. 5055, 2010.
- [15] H. Xu, C. Caramanis, and S. Sanghavi, “Robust PCA via outlier pursuit,” In Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 2496-2504, 2010.
- [16] J. Wright, A. Ganesh, S. Rao, Y. Peng and Y. Ma, “Robust principal component analysis: Exact recovery of corrupted low-rank matrices via convex optimization,” In Advances in neural information processing systems, pp. 2080-2088, 2009.
- [17] J. Feng, H. Xu, and S. Yan, “Online robust pca via stochastic optimization,” In Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 404-412, 2013.
- [18] W. Dong, G. Shi, and X. Li, “Nonlocal image restoration with bilateral variance estimation: a low-rank approach,” IEEE Trans. Image Processing, vol. 22, no. 2, pp. 700-711, 2013.
- [19] X. Lu, Y. Wang, and Y. Yuan, “Graph-regularized low-rank representation of destriping of hyperspectral images,” IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, vol. 51, no. 7, pp. 4009-4018, 2013.
- [20] M. Belkin, and P. Niyogi, “Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation,” Neural computation, vol. 15, no. 6, pp. 1373-1396, 2003.

6 遥感影像处理中的机器学习新方法

6.1 概述

人机交互的经验式提取方法和纯人工提取方法是重要的传统遥感影像信息提取方式,然而,遥感影像的视觉信息非常有限、数据量极大,因此需要发展遥感影像处理的机器学习新方法,提高信息提取的自动化和可靠性。随着机器学习理论、计算机视觉理论在遥感影像信息提取中的应用,面向人类认知规律的方法得到发展,例如高精度的图像分类、复杂目标识别、多层次场景分类、基于语义关系图像检索等。由于遥感影像信息提取是一种面向应用的地学信息提取方式,有监督的机器学习方法通常需要使用合适的训练样本,以及精确的地面验证数据进行评价,然而由于遥感传感器拍摄区域地面环境复杂,野外地面调绘困难,训练样本的数目往往很少。因此,面向小样本的机器学习问题在遥感影像处理中得到了广泛研究,例如支持向量机、半监督学习、稀疏学习等方法。

近年来,作为机器学习领域里一种有效的新方法,深度学习技术也被证明在遥感影像分类、目标识别和场景理解中取得了惊人的效果。深度学习的概念源于人工神经网络的研究,含多隐层的多层感知器 (MLP) 就是一种深度学习结构。深度学习通过组合低层特征形成更加抽象的高层表示 (属性类别或特征),以发现数据的分布式特征表示。BP 算法作为传统训练多层网络的典型算法。实际上对于仅含几层网络,该训练方法就已很不理想。深度结构 (涉及多个非线性处理单元层) 非凸目标代价函数中普遍存在的局部最小是训练困难的主要来源。2006 年, Hinton 等人提出基于深信度网 (DBN) 提出非监督贪心逐层训练算法,为解决深层结构相关的优化难题带来希望,随后提出多层自动编码器深层结构。此外 Leeun 等人提出的卷积神经网络 (CNNs) 是第一个真正多层结构学习算法,它利用空间相对关系减少参数数目以提高 BP 训练性能,学习数据的层次化特征表达,如图 1 表示。此外深度学习还出现许多变形结构如自动编码器 (sparse auto-encoder) 等。

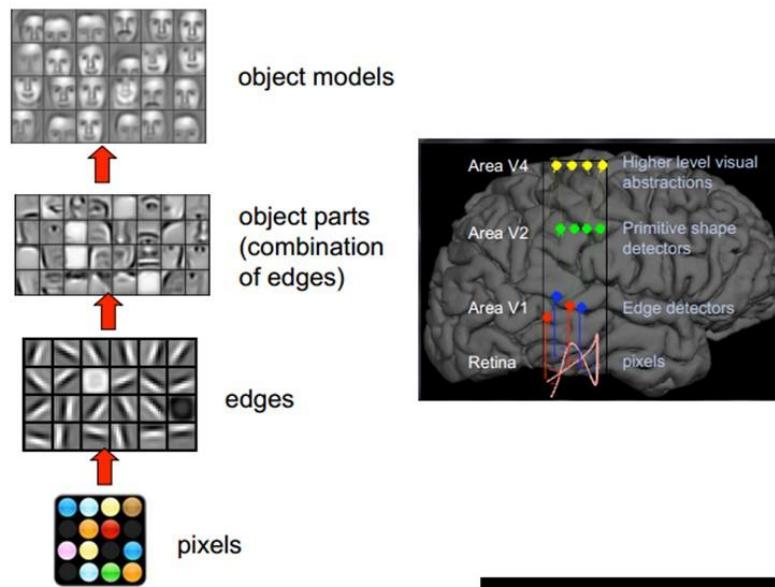


图 1 数据的层次化特征表达

当前多数分类、回归等学习方法为浅层结构算法，其局限性在于有限样本和计算单元情况下对复杂函数的表示能力有限，针对复杂分类问题其泛化能力受到一定制约。深度学习可通过学习一种深层非线性网络结构。实现复杂函数逼近，表征输入数据分布式表示，并展现了强大的从少数样本集中学习数据集本质特征的能力。

6.2 研究意义

遥感影像进行分类、端元提取等应用时降维是必要的处理。基于线性变换的降维方法是高光谱遥感影像处理中应用广泛的方法。主成分分析将影像投影到主要的方差所在方向上，且影像波段相关性最小，从而保持影像绝大多数信息并且有效减少数据维数；最小噪声分离变化通常应用于端元提取等处理中，通过噪声估计和两次主成分变换得到分离噪声的数据。然而，高光谱遥感影像中非线性混合像素普遍存在，因此如何顾及高光谱遥感影像非线性结构的同时降低其数据维数，是值得研究的重要问题。

张量表达是常规向量表达在多维空间中的延伸与推广，因此本研究可以完全包含现有的基于向量的机器学习方法和遥感影像分析方法。同时，由于张量本身的多维特性，它能够有效的表达多维空间中的特征，保持特征结构的完整性，因此使用张量表达作为训练样本更有利与机器学习。同时，机器学习中对应的分类器：Fisher 判别式分析、最大似然分类器、支持向量机分类器、神经网络分类器等都可以推广为以张量作为训练样本的多维版本，使得这些分类器有更广泛的应用。

主动学习是机器学习领域中的热门研究领域之一，其主要是为了增强数据处理中分类阶段的先验知识。主动学习通过循环迭代的方式从大量的未知数据中找到能够最大限度提升识别这些未知数据的样本，进行人工标注，加入到先验数据中，训练学习模型，使得模型对大

量未知的数据具有很好的识别能力，逐步增强模型的泛化能力。通过主动学习方式进行样本的标记，不仅减少了标记样本的冗余，同时也降低了人工耗费。当前多数分类模型对先验样本的质量和数量要求相对较高，面对有限的样本数量和信息冗余的样本质量，在训练学习过程中其泛化能力受到一定的约束。主动学习一般通过不确定性选取高质量样本，多样化性去除高质量样本中的冗余。实现其在小样本情况下，强化训练模型，降低人工消耗的能力。近年来，主动学习在图像处理、异常探测、文本分类、视频处理、生物医学等各个领域取得了广泛的应用。因为主动学习方法可以有效的解决小样本问题，因此对于先验知识有限的模型，其可以很好地提升模型效果。而且对于遥感影像，由于影像光谱分辨率和空间分辨率的限制，基于专家知识进行标注和到实地进行调绘在影像上标记的地物像元有限，因此在遥感影像处理过程中，小样本问题是其主要问题之一。因此，主动学习可以很好地解决遥感影像处理过程中的小样本问题，在遥感影像处理中具有重要的研究意义。

深度学习的概念源于人工神经网络的研究。当前多数分类、回归等学习方法为浅层结构算法，其局限性在于有限样本和计算单元情况下对复杂函数的表示能力有限，针对复杂分类问题其泛化能力受到一定制约。深度学习可通过学习一种深层非线性网络结构。实现复杂函数逼近，表征输入数据分布式表示，并展现了强大的从少数样本集中学习数据集本质特征的能力。近年来，基于深度学习的文章数目呈指数级增长趋势，在图像和视频处理的各个领域，采用深度学习理论都可以取得远远优于常规方法的效果。因此，对于深度学习理论的学习可以更好的解决在遥感影像处理研究中所遇到的问题，其涉及的应用十分广泛，在各个领域均有重要的研究意义。

6.3 典型应用

主要介绍源自机器学习与计算机视觉领域的的新方法在遥感影像处理中的典型应用，包括张量学习、流形学习、主动学习、深度学习等方法。

6.3.1 张量学习

遥感图像处理中将数字图像看作离散的二维矩阵。经典的线性代数研究了有关矩阵的基本理论：包括矩阵的内积与外积、矩阵的秩、特征值与特征向量、各种矩阵分解等运算，这些运算已经在数字图像处理领域中有了相当广泛的应用。然而，向量和矩阵的本质仅仅是一维数组和二维数组，对于多维数组，常规的线性代数没有研究。最新的研究结果表明，多维数组同样具有乘积、秩、特征值与特征向量、各种分解等性质，并且已经在模式分析和机器智能的领域有了一定的应用。具有上述这些运算性质的多维数组叫做张量（tensor），关于张量的乘积、秩、特征值与特征向量、各种分解等的理论就是多维线性代数[1]。对于各种传感器获取的大量高分辨率遥感数据，影像分类是遥感影像处理中的一个核心问题。支持向量

机充分利用了影像中各类地物的光谱信息，将像素的光谱特征表征为特征向量的形式，对各类的训练样本进行监督学习。然而，随着遥感影像分辨率的提高，在单个像素尺度上描述地物会出现同质异谱或异质同谱的现象，因此在分类中不能再仅仅使用一维的光谱特征作为特征向量，而是需要考虑使用多维数组进行多特征的描述。对于多光谱或高光谱影像，它们本质上就是以三维数组这种数据立方的形式存在的。因此，针对高光谱、高分辨率遥感影像的分类问题，同样应该使用数据立方来描述考虑像素邻域的待分类地物。在引入了张量这种能够描述多维数组的数据模型后，将考虑多特征以张量描述代替常规向量特征作为机器学习所需的先验知识，更好地对遥感影像进行分析应用，例如影像分类、目标识别等方面。

法国马赛的研究小组做了大量基于张量的高光谱遥感影像滤波工作[2-6]，该系列成果将高光谱遥感影像考虑成为三阶张量，使用同时考虑空间信息和光谱信息的高光谱遥感影像滤波方法，通过分类、目标探测的结果证明改进的高光谱遥感影像滤波的有效性。系列成果发表在 IEEE Trans. 和 letters 上。例如：

a. 同时考虑空间信息和光谱信息的高光谱遥感影像降维（自适应 Wiener 滤波）[7]：

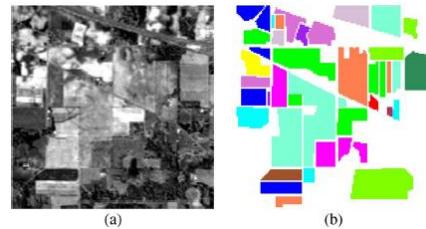


图 2 降维实验

用于检验降维结果的高光谱影像和真实地物分布数据

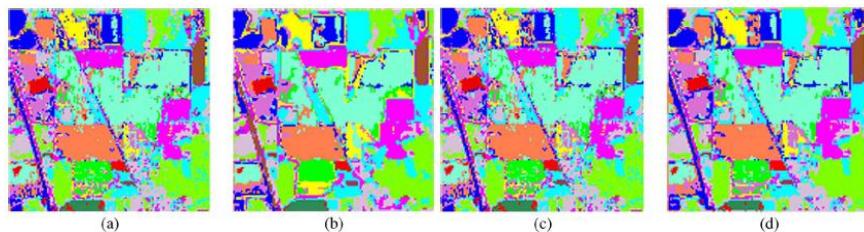


图 3 分类结果

分类结果：原始影像分类结果；Wiener 滤波后分类结果；MWF 处理后分类结果；自适应多维 Wiener 滤波后分类结果。

b. 同时考虑空间信息和光谱信息的高光谱遥感影像降维（空间-光谱维度的正交子空间投影）[4]



HYDICE 影像 HSI02

HYDICE 影像 HSI03

图 4 实验数据和真实地物分布数据

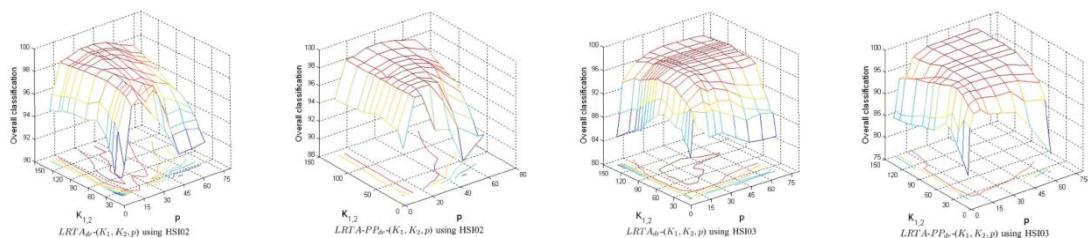


图 5 两组实验数据降维后分类结果

c. 基于多维滤波的目标探测 (Multiway Filtering) [5]

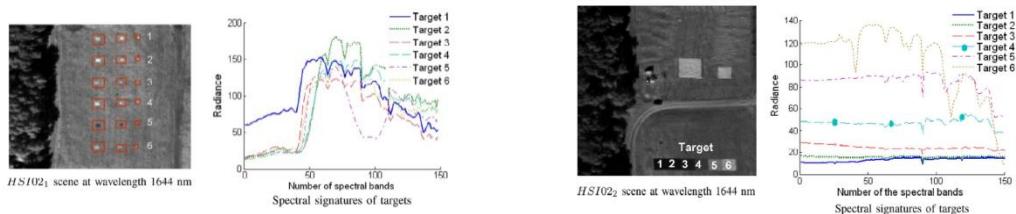


图 6 两组目标探测试验数据

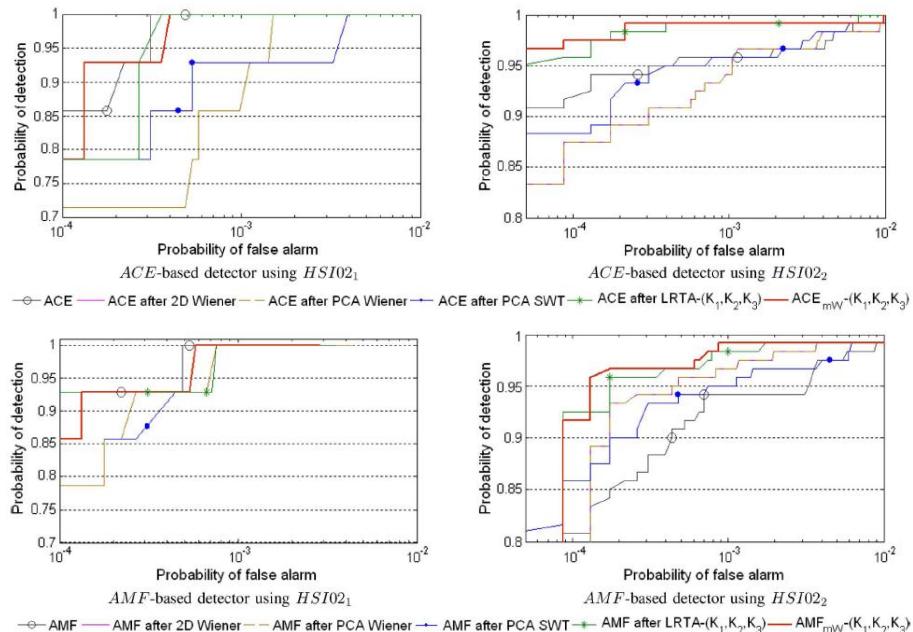


图 7 两组影像分别用 ACE 和 AMF 探测器的结果 ROC 曲线

6.3.2 流形学习

流形学习方法在遥感影像处理中的应用的开创性文献是 2005 年美国海军研究实验室的 Bachmann 等人将流形学习方法应用于高光谱影像降维的工作[8]。在该工作中，作者将高光谱影像分成不重叠的子图像块，然后对每个子块的数据进行 ISOMAP 算法，最后将各子块的流形坐标融合为统一的流形坐标。实验证明，与经典的最小噪声分离（Minimum Noise Fraction, MNF）[9]算法相比，流形学习方法能够取得较好的高光谱影像降维结果，使数据降维后地物的可分离度提高。此外，论文中还分析了高光谱数据中存在的本质的非线性因素，并显示了高光谱数据的非线性结构。随后，Bachmann 等人在 2006 年还针对流形学习方法如 ISOMAP 等计算量大的问题，提出了一些简化计算量的解决方案[10]。其中包括从影像中选择部分有代表性的样本进行流形学习，而其它大部分样本的低维特征表示则通过插值获得。

除了上述两篇经典的 IEEE TGRS 长文以外，各国学者在 IGARSS 上也报道了流形学习的遥感影像非线性分析方法。例如，加拿大 Victoria 大学的 T. Han 及 D. Goodenough 教授采用 LLE 算法对高光谱影像进行非线性特征降维，并使用影像空间信息保持和纯净端元提取两项指标验证了该方法的有效性[11]。美国 Purdue 大学的 Y. Chen 和 M. Crawford 教授则基于 ISOMAP 算法提出了一种最短路径 k 近邻分类器（Shortest Path k Nearest Neighbor Classifier）用于高光谱影像分类，实验证明影像分类精度优于 k 近邻和 SVM 分类器[12]。Purdue 大学的 W. Kim 等人的工作则采用了一种多层次空间-光谱分割算法找到能够代表影像中全部样本的子集，建立多分辨率的数据流形[13]，并证明使用该方法的影像分类精度更优于 2005 年 IGARSS 论文中提到的方法。与该方法不同的是，该研究小组还提出了采用最小扩张树（Minimum Spanning Tree, MST）来选择代表影像中全部样本的标志点（Landmark）的方法，并使用 ISOMAP 算法进行非线性特征降维[14]。加拿大空间研究中心的 S. Qian 和 G. Chen 结合 LLE 和 LE 两种流形学习算法对高光谱影像进行特征降维，实验证明了该方法能够提高对高光谱影像的端元提取精度[15]。此外，Bachmann 等人在 2008 年的 IGARSS 论文中还提到了自动估计流形参数的问题[16]。

至今为止，国际上对流形学习算法在高光谱影像中的应用工作最全面的是 Purdue 大学遥感应用实验室的 M. Crawford 教授研究小组。除了上述已经介绍的几项工作以外，还包括 W. Kim 的流形正则化高光谱影像自适应分类的工作[17]等。此外，该小组的中国学生马丽的也做了大量流形学习的研究工作，包括采用 LLE 和 LTSA 算法进行高光谱影像异常探测的工作[18]、比较多种流形学习方法在高光谱影像分类中的应用[19]，以及一种基于监督局部流形学习算法的加权 k 近邻分类器[20]等，具体内容也可参阅博士论文[21]。

值得注意的是，近两年来，随着更多新颖且有效的机器学习与模式分析算法的提出并成功应用，IEEE TGRS 陆续发表了一些与机器学习方法结合更紧密的流形学习方法。例如，基于局部 Fisher 判别分析的邻域特征保持方法[22]、多特征流形学习方法[23]、高阶特征空

间中的张量流形学习方法[24]、半监督局部判别分析方法[25]、球面随机邻域嵌入方法[26]以及半监督局部判别排列方法[27]等。此外, IEEE GRSS 的期刊上还出现了一些流形学习方法用于雷达影像处理的研究,例如基于 LE 的非线性 PolSAR 数据降维方法[28]以及基于监督流形学习的 PolSAR 数据降维方法[29]。上述这些信号都预示了流形学习方法在遥感影像信息提取领域中的新一个黄金时代的到来。

6.3.3 主动学习

主动学习在分类中的应用:分类是数据处理中最基本的步骤之一,也是最重要的处理阶段之一,而好的分类器的建立不仅需要大量的标记样本,也需要高质量的样本。而人工标记的样本往往存在大量的信息冗余,不仅会造成训练模型产生偏差,也会造成信息匮乏,使得训练模型泛化能力差。主动学习通过机器学习的方式查询到影像中具有代表性的样本进行人工标注,加入到标记集中,使得每次查询到的样本与现有标记样本不存在冗余,逐步的增强标记集的数量和质量。

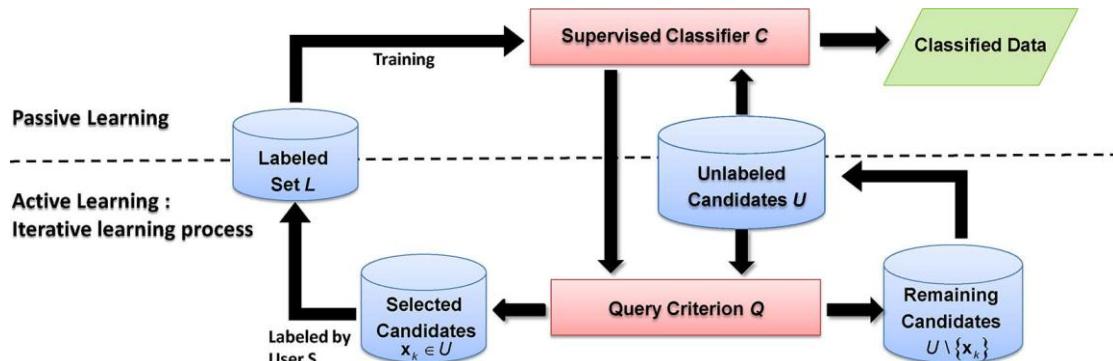


图 8 主动学习流程图

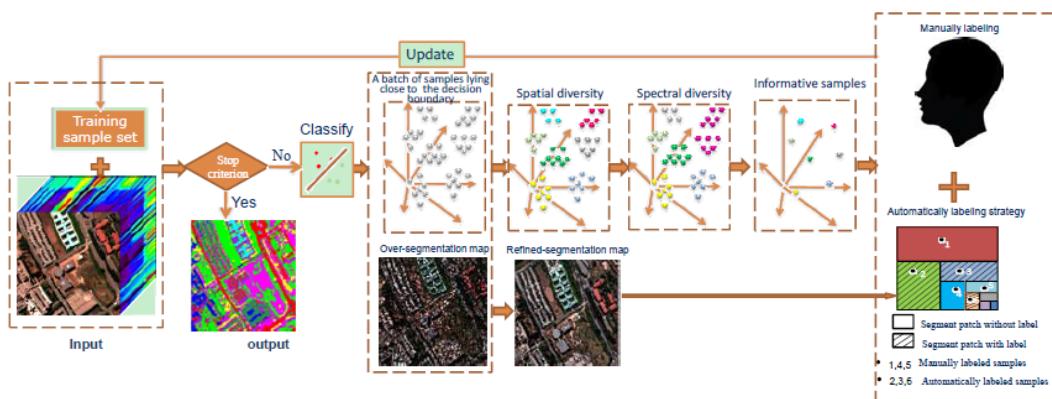


图 9 遥感图像分类中的主动学习方法

6.3.4 深度学习

传统的深度学习方法基于视觉词汇(Visual Words)。Quelhas 提出 (并由 Adam Coates 在 2012 年推广) 词袋模型 (Bag of Visual Words), 这个模型利用 K-means 聚类算法从原始图

像中获取视觉字典 (Visual Dictionary)，然后通过获得的字典重新表达原图像，以获取好的特征。这在图像分类领域是一个开创性的工作，但该模型并没有完全利用图像中的空间信息。Lazebnik 提出了空间金字塔模型 (Spatial Pyramid Matching, SPM)，这种方法在词袋模型的基础上保留了原图像的空间信息。空间金字塔模型的基本思想是将特征空间划分为一系列网格，然后在每一个分辨率层面上计算视觉词汇的权重直方图，形成一个金字塔状。然而，上述模型都是人工设计的，当遇到分布复杂的数据集时，这些模型没法找到一个有效的视觉字典，从而没法获得原始图像的有效特征表达。在面对不同分布的数据集时，为了能自动生成对应的视觉字典，Lee 等人提出了有效稀疏编码模型 (Efficient Sparse Coding, SC)，这种模型通过对原始数据集进行自分解，得到字典和对应编码。为了使得字典能够自动选择有区分的特征，编码系数被加上了稀疏约束。

这些基于视觉词汇的模型核心思想是学习有区分度的视觉字典，这恰恰局限了这类模型的发展。因为对于分类模型，寻找到原始图像的最有区分度的特征是最终目的，而学习视觉字典只是获取有用特征表达的一种方式。为了获取场景图像中最有效的特征，深度神经网络被再度应用起来。神经网络参数众多，每一个神经元的状态变化（激活与关闭）都能导致模型的改变，这样，一个模型经过训练，可以自动学习特征，刻画出非常复杂的数据分布。Salakhutdinov 提出了一个两层神经网络，叫做限制性玻尔兹曼机 (Restricted Boltzmann Machines, RBM)。RBM 通过最小化能量函数，从训练集中学习一个投影矩阵，将高维的输入数据映射成低维的输出特征，达到数据降维的效果。稀疏自编码机 (sparse autoencoder, SAE) 是一种对称非监督网络模型。在编码层，输入图像被编码成有效特征，而这些特征在解码层被重构为原始输入数据。通过最小化重构误差（即解码层重构出来的数据与原始输入数据之间的均方差），我们可以在编码层获得区分度较高的特征，作为原始输入数据的一种表达。为了使得特征表达更有利于分类，在训练过程中，得到的特征被施加稀疏约束。

词袋模型、稀疏编码、RBM 和 SAE 等均为浅层模型，它们仅仅能学习到原始场景图像数据的低层次边缘特征和纹理特征。Hinton 证明了将浅层模型堆叠成深度模型，可以获得更好的特征表达。Erhan 通过可视化高层特征，直观地解释了其中的原理。深度模型在更深的神经元层可以学习到更基本的特征，这些特征由浅层次的特征组合而成。例如，对于一个飞机的场景图像集合，浅层模型只能学习到飞机的边缘特征和颜色特征，这对于分类来说，已经很有区分度。但是深度模型的深层网络可以学习到整个飞机的轮廓，这样当飞机场景图投影到这个轮廓空间，可以获得更有区分度的特征编码。基于这种思想，通过堆叠浅层 RBM，我们可以得到深信网络 (Deep Belief Network, DBN)。通过堆叠浅层自编码机，我们可以得到深度自编码机 (Stacked AutoEncoder)，这些模型在很多标准场景数据集上都取得了很好的效果。

深度模型能自动拟合各种各样的数据分布，提取有利的特征，但由于参数多，深度模型很难训练。当数据集中的数据远远小于模型的参数个数的时候，很容易导致过拟合问题的产

生。过拟合问题就是数据的数量小于模型参数个数，使得模型过于拟合训练集，而在测试集中效果很差。2012 年以来，一些行之有效的能提高模型泛化能力，防止过拟合的技巧被相继提出。Hinton 于 2012 年提出 Dropout 方法，这种方法以一定概率随机关闭全连接层的神经元，从而达到神经网络模型平均的效果。在 Dropout 的基础上，Li Wan 提出了 Dropconnect，这种方法以一定概率随机断开两层的神经元之间的连接，从而达到更好的模型平均的效果。

除了上述泛化方法外，Vincent 提出了一种降噪自编码机(Denoising AutoEncoder, DAE)模型，这种非监督网络在训练中为输入数据加入噪声，然后重构出没有加入噪声的原始数据。通过这种操作，自编码机网络拥有了自动去噪的功能。这使得模型学到的特征更具有鲁棒性。通过堆叠降噪自编码机，Vincent 得到了深度降噪自编码机(Staged Denoising AutoEncoder, SDAE)，从而学到深层次的鲁棒特征。

前文所述的深层网络中，往往都是简单的浅层网络叠加，并且图像块都是首先被重排列成向量作为网络的输入，这在一定程度上损失了数据的局部关联性。卷积神经网络(Convolutional Neural Network[13], CNN)很好地利用了数据本身的局部关联性。卷积网络以一幅图像为输入，通过卷积操作将输出组织成特征图的形式，紧接着通过下采样操作，提取特征图中最有区分性的特征，并仍组织成特征图，作为下一个卷积层的输入。卷积神经网络的最后一层是全连接分类层，因此它是一种有监督模型。卷积网络以特征图的形式，保留了输入图像像素点之间的局部关联性，因此在各种分类问题中取得了较好的效果。

6.4 已取得的研究成果

6.4.1 基于支持张量机的遥感影像目标探测

提出了一种基于张量学习机的遥感影像目标探测方法[30]。该方法基于张量数据模型和张量代数运算，针对遥感影像数据多维或高维的特点，将基于向量的监督法学习机扩展为基于张量的监督法学习机，然后利用凸函数最优化理论和交互投影迭代法求得张量学习机的最优解。最后分别以高光谱遥感影像和高分辨率遥感影像为例，使用张量学习机进行目标探测。实验表明，与支持向量机等方法相比，本文的方法在保持较高探测成功率的同时更好的抑制了虚警。支持张量机方法的分类原理如下图所示：

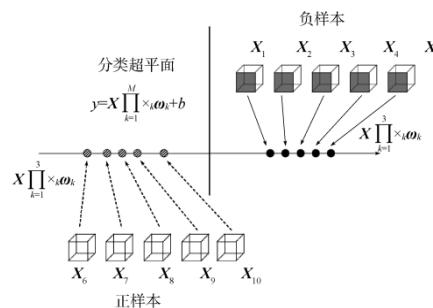


图 10 支持张量分机类示意图

该成果的实验数据和实验结果如下：

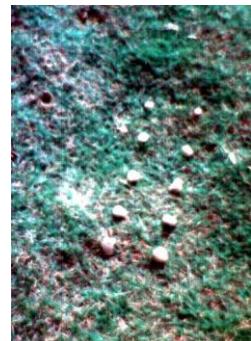


图 11 原始遥感影像

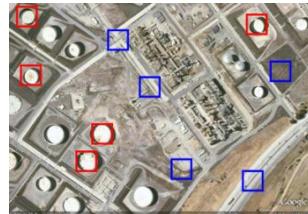
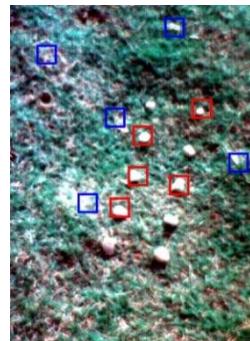


图 12 训练样本

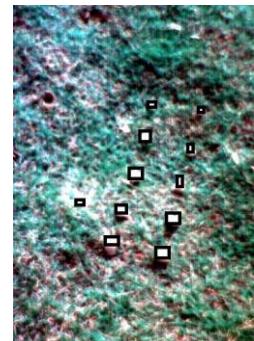


图 13 支持张量机目标探测结果

6.4.2 基于多特征张量描述方法的遥感影像目标探测

提出了一种用高阶张量描述高光谱图像中地物特征的目标探测方法[31]。该方法将地物的光谱信息和纹理信息描述为多特征张量，基于多维线性代数理论，提出针对多特征张量的支持张量机分类器对目标和背景地物分类。该方法将地物的 Gabor 纹理特征和光谱特征排列为 5 阶张量，多特征张量描述方法完整的保持了特征原始结构中的判别信息，极大的降低了分类器中独立未知参数的数量，使得支持张量机能够在少量训练样本时表现出较高的分类精度。本技术路线如下图所示。

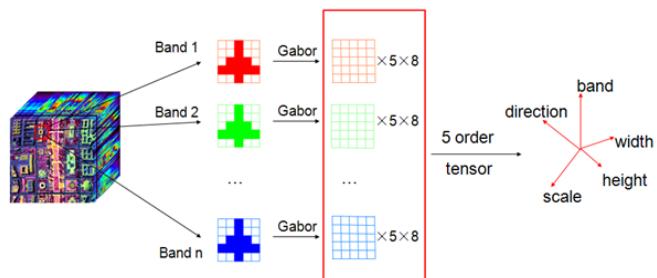
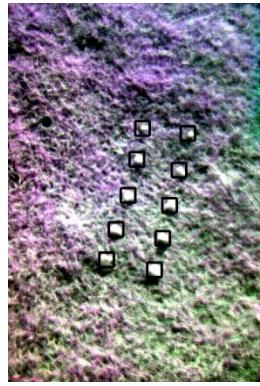


图 14 多特征张量描述方法技术路线图

实验结果表明，该方法能够更好的表征地物特征，与现有的支持向量机分类器相比，多特征张量描述的目标探测方法在各种复杂背景的目标探测实验中能够利用少量的训练样本实现最优的探测率和虚警率。具体结果如下图所示。研究结果发表在国际著名杂志“IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters”（vol.8, no.2）上。



	Identification Rate		Correct Rate	
	STSTensor-based	Vector-based	Tensor-based	Vector-based
5	100%	100%	92.72%	87.30%
10	100%	100%	92.68%	92.25%
15	100%	100%	95.47%	94.75%
20	100%	100%	96.39%	94.91%
25	100%	100%	98.91%	97.47%
30	100%	100%	100%	97.91%

图 15 实验影像 1 和在不同数量训练样本下的目标探测结果

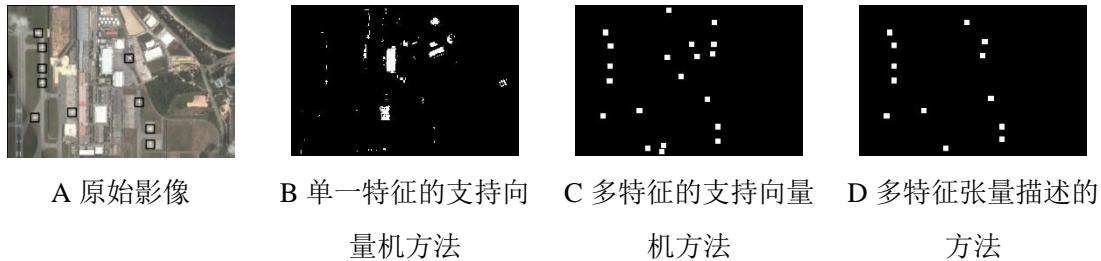


图 16 实验影像 2 的目标探测结果

6.4.3 基于 Rank-1 张量分解的高光谱遥感影像降噪

提出了一种基于 Rank-1 张量分解 (R1TD) 的高光谱遥感影像降噪方法。该方法研究了影像各部分信息 (包括噪声与信号) 与分解方式间的关系, 首次将基于 Rank-1 的张量分解应用于高光谱遥感影像获得若干影像子成分, 结合能量分布准则确定阈值分离噪声和信号。R1TD 影像降噪的技术路线如下图所示:

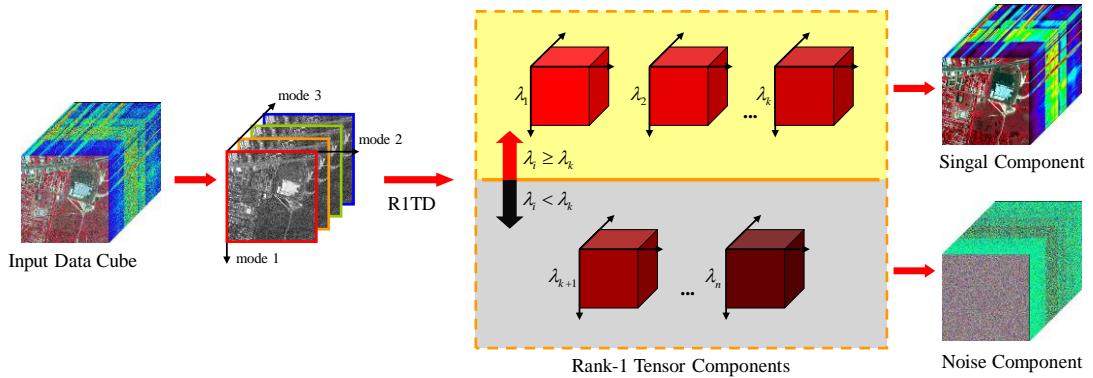


图 17 R1TD 影像降噪的技术路线图

实验分别对模拟含噪高光谱遥感影像数据进行测试, 采用峰值性噪比 (PSNR)、结构相似性 (SSIM) 为空间相关性测度; 支持向量机分类结果作为光谱相似性测度。结果表明, 相比逐波段二维影像降噪和基于张量的 MWF 算法, 本文的方法在保持较高空间-光谱相关

性时更好地滤除噪声。下图显示了多种算法的降噪结果和测度统计。

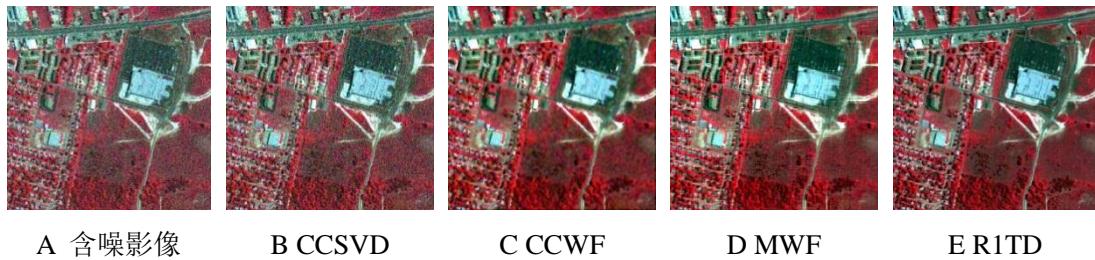


图 18 HYDICE 影像的多种降噪算法目视结果对比

A 平均峰值性噪比 (MPSNR) 指数

B 平均结构相似性 (MSSIM) 指数

MPSNR	CCSVD	CCWF	MWF	R1TD	MSSIM	CCSVD	CCWF	MWF	R1TD
SNR=5db	14.087	17.252	18.437	24.509	SNR=5db	0.329	0.493	0.606	0.822
SNR=10db	17.607	18.686	22.447	29.604	SNR=10db	0.516	0.658	0.769	0.906
SNR=15db	21.786	25.476	27.037	32.817	SNR=15db	0.692	0.813	0.853	0.946
SNR=20db	26.519	29.006	30.019	36.656	SNR=20db	0.846	0.871	0.918	0.967
SNR=25db	31.632	32.402	32.970	39.857	SNR=25db	0.931	0.905	0.956	0.979

图 19 HYDICE 影像的多种降噪算法结果的测度对比

此外，本阶段对 AVIRIS 真实含噪高光谱影像进行了研究，采用支持向量机分类器处理降噪后影像。实验结果显示，对比其他常规降噪算法，R1TD 算法有效提升影像质量，帮助提高分类精度。下图显示了多种算法降噪后结果的分类图。

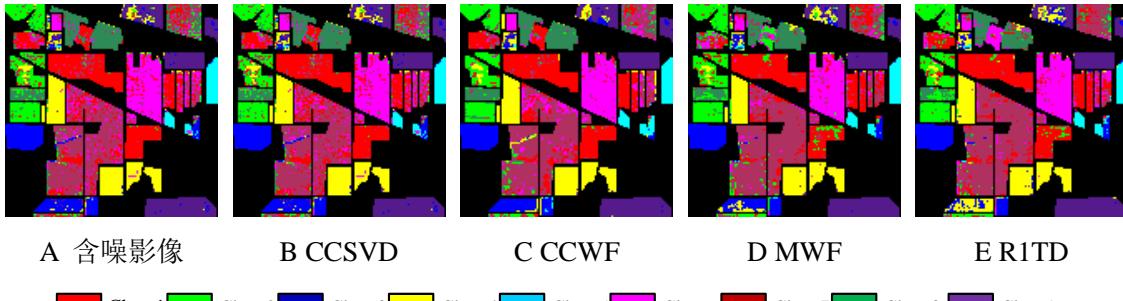


图 20 AVIRIS 影像的多种算法降噪后结果的分类图对比

6.4.4 张量流形学习方法

如图 21 所示，高光谱遥感影像张量描述的优势是保持了像素的空间-光谱特征。

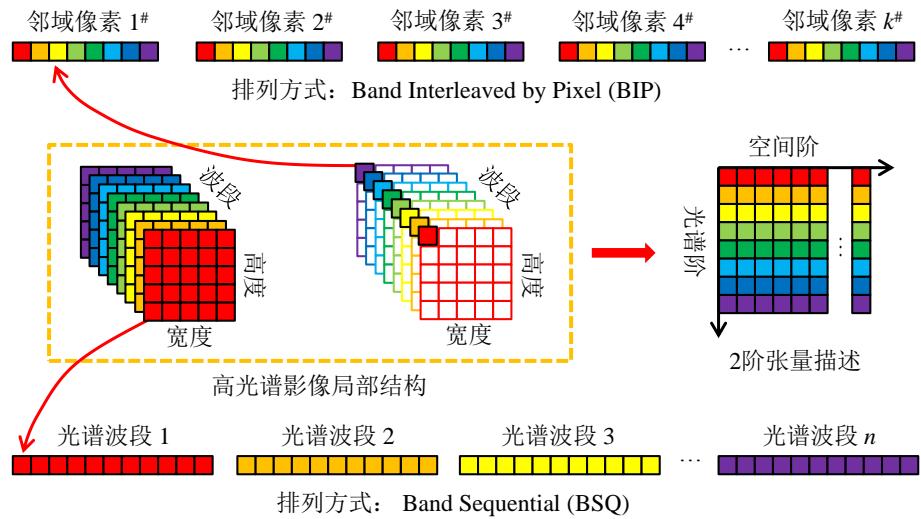


图 21 像素的空间-光谱特征的向量描述与张量描述

本节提出的张量判别局部排列方法 (TDLA) [24]是一种基于像素的空间-光谱特征提取方法, 主要步骤分为以下三个部分, 如下图所示。首先, 利用张量特征描述方法, 影像中的每个像素的空间-光谱特征被描述为张量形式; 然后, 利用张量判别局部排列算法的最优化函数求出由原始特征空间变换到特征子空间的多维线性变换矩阵; 最后, 通过对每个像素的张量特征进行多维线性变换, 获得原始高光谱遥感影像在特征子空间的特征影像。

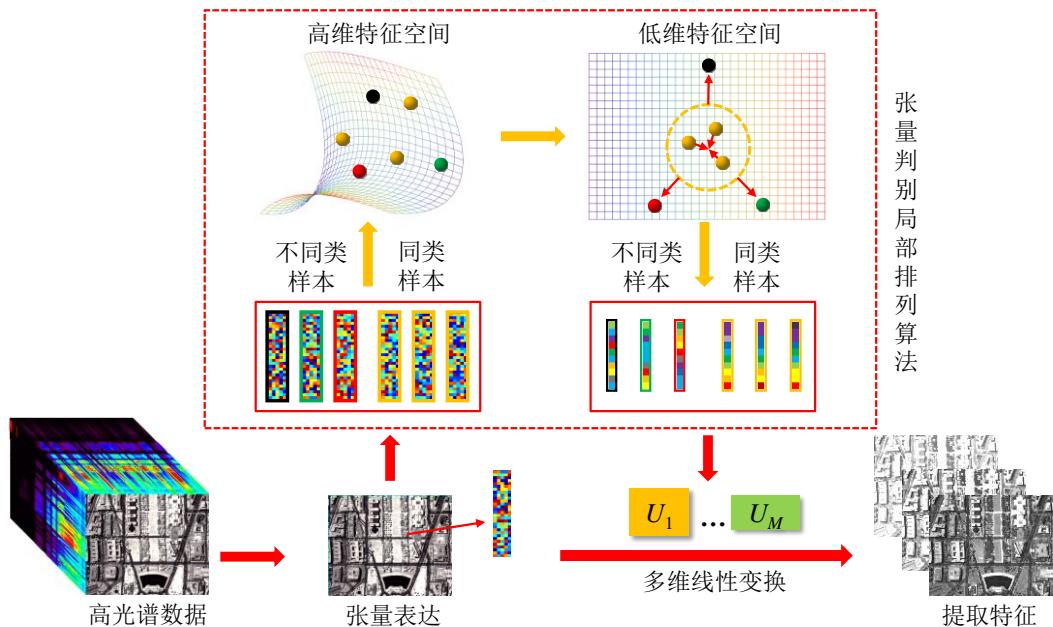


图 22 张量判别局部排列算法的流程图

HYDICE 高光谱数据结果与分析:

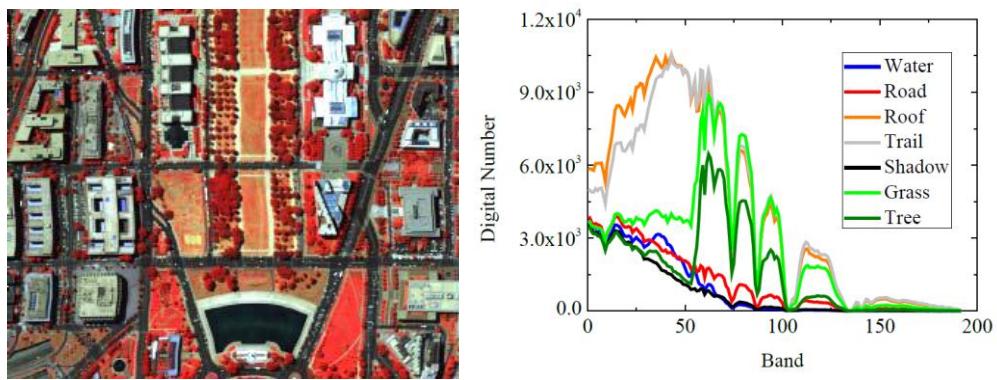


图 22 高光谱数据与地物的代表性光谱

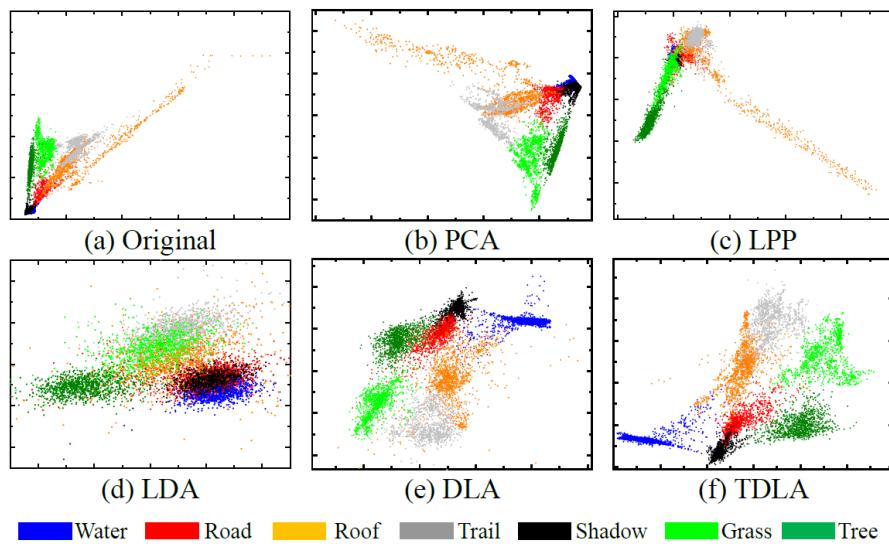


图 24 特征提取后的样本分布散点图

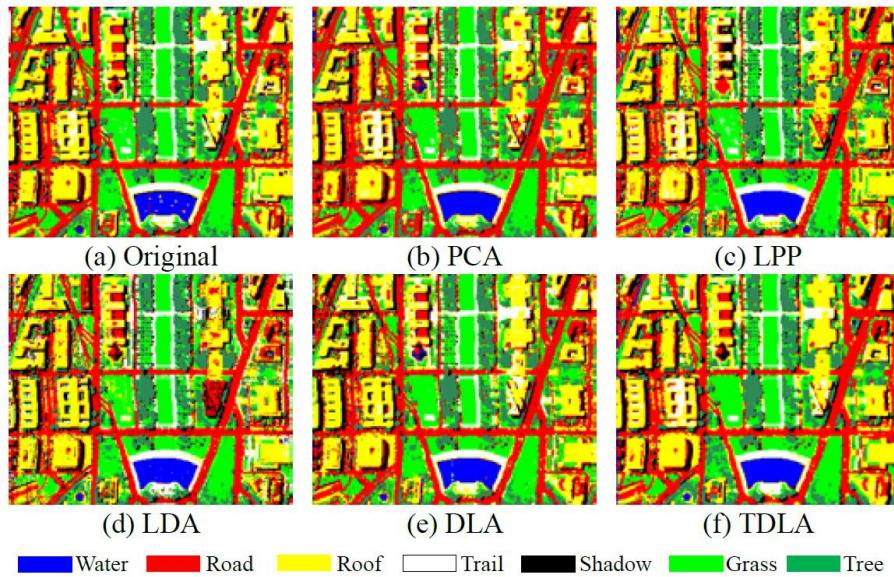


图 25 特征提取后的分类结果图

6.4.5 基于多特征流形学习的影像特征提取

取得成果：

L. Zhang, L. Zhang, D. Tao, and X. Huang, "On Combining Multiple Features for Hyperspectral Remote Sensing Image Classification," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 50, no. 3, pp. 879-893, March, 2012.

L. Zhang, L. Zhang, D. Tao, and X. Huang, "A Modified Stochastic Neighbor Embedding for Multi-feature Dimension Reduction of Remote Sensing Images," *ISPRS J. Photogramm.*, vol. 83, pp. 30-39, September, 2013.

基于流形学习的多特征融合方法原理如下图所示，该算法主要分为两个部分，首先是对高光谱影像从多种角度进行光谱特征、空间特征描述，本文主要以光谱特征、纹理特征和形状特征为例。接着，使用 Laplacian Eigenmaps 分别构建样本集在每个单一特征空间中的样本局部相关性矩阵，MFC 算法认为真实的样本局部相关性矩阵由每个单一特征的样本局部相关性矩阵线性组合而成。通过自适应估计每个单一特征在线性组合中的系数，即可得到融合多特征的样本局部相关性矩阵。最后，利用经典的谱分解方法[32]对相似性关系矩阵做特征值分解，得到可以用于分类的样本集低维特征表示。

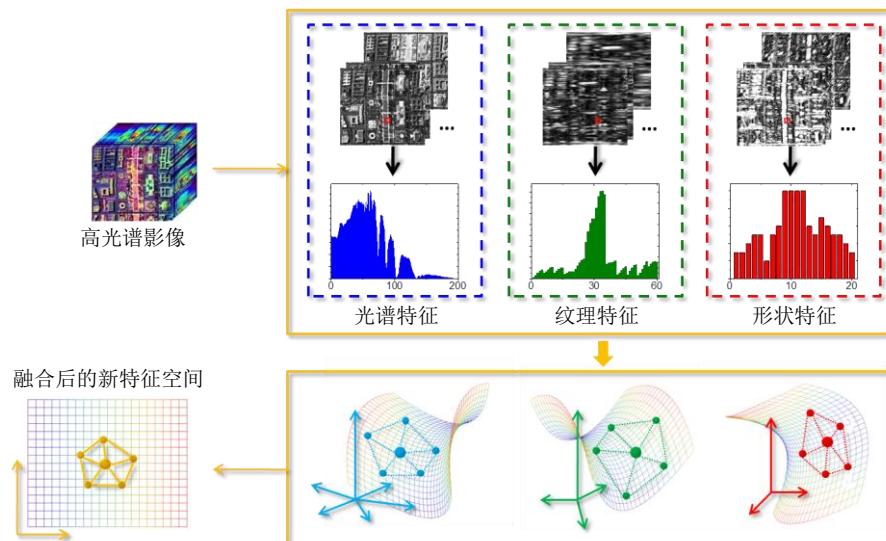


图 26 基于流形学习的多特征融合方法原理图

6.4.6 基于非监督特征学习方法的场景分类

相关论文： F. Zhang, B. Du, and L. Zhang, "Saliency-Guided Unsupervised Feature Learning for Scene Classification," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 53, no. 4, pp. 2175-2184, Apr. 2015.

针对高分辨率遥感影像场景复杂，地物种类丰富，导致的相同类别类内方差较大，而不

同类别类间方差较大,为了提取场景影像中不同层次信息,提高类别的区分性,提高分类精度,提出了一种基于显著度检测的非监督特征学习方法,该算法能够非监督的学习场景影像中具有代表性的低层次特征,提高不用场景类别在特征空间中的可区分性,充分利用高分辨率遥感影像的特征,提高场景识别精度。具体方法流程如下图所示:

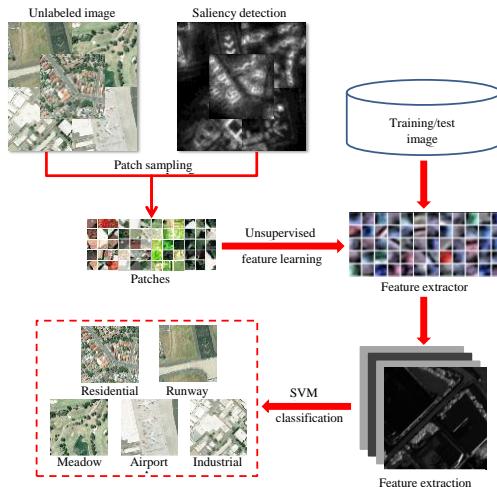


图 27 基于显著度检测的非监督特征学习方法用于场景分类

6.4.7 基于梯度提升的随机卷积神经网络用于场景分类

相关论文: F. Zhang, B. Du, and L. Zhang, “Scene Classification via a Gradient Boosting Random Convolutional Network Framework,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 54, no. 3, pp. 1793–1802, Feb. 2016.

针对传统深度学习方法仅仅学习单一的网络模型,无法很好地应对高分辨率遥感影像场景复杂和地物种类丰富的特性,同时为了降低训练多个模型的时间复杂度,提出了一种基于梯度提升的随机卷积神经网络聚合学习方法。该算法首先利用卷积神经能够自适应的学习遥感影像中的内在层次化特征表达,提高不用场景类别在特征空间中的可区分性,充分利用高分辨率遥感影像的特征。同时结合梯度提升方法,训练多个神经网络的聚合模型,可以显著提高场景识别精度。具体方法流程如下图所示:

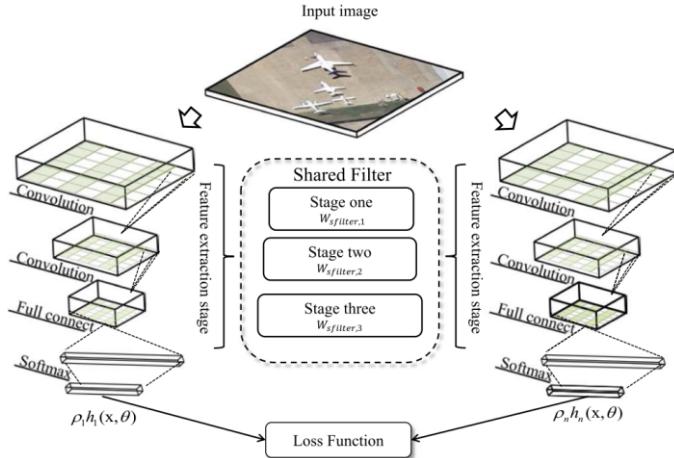


图 28 基于梯度提升的随机卷积神经网络用于场景分类

6.4.8 基于层次化特征学习的 Dropout K 均值算法用于高光谱影像分类

相关论文: F. Zhang, B. Du, and L. Zhang, "Hierarchical Feature Learning With Dropout K-Means for Hyperspectral Image Classification," *Neurocomputing*, 2016.

针对高光谱遥感影像地物类别丰富, 光谱曲线多样性, 导致的相同类别类内方差较大, 而不同类别类间方差较大, 同时为了更好地结合高光谱影像中所包含的空间结构信息, 提取影像中不同层次的信息, 提高类别的区分性, 提高分类精度, 提出了一种基于基于层次化特征学习的 Dropout K 均值算法用于非监督特征学习方法, 该算法能够非监督的学习高光谱影像中具有代表性的层次化空间特征, 提高不用地物类别在特征空间中的可区分性, 提高分类精度。具体方法流程如下图所示:

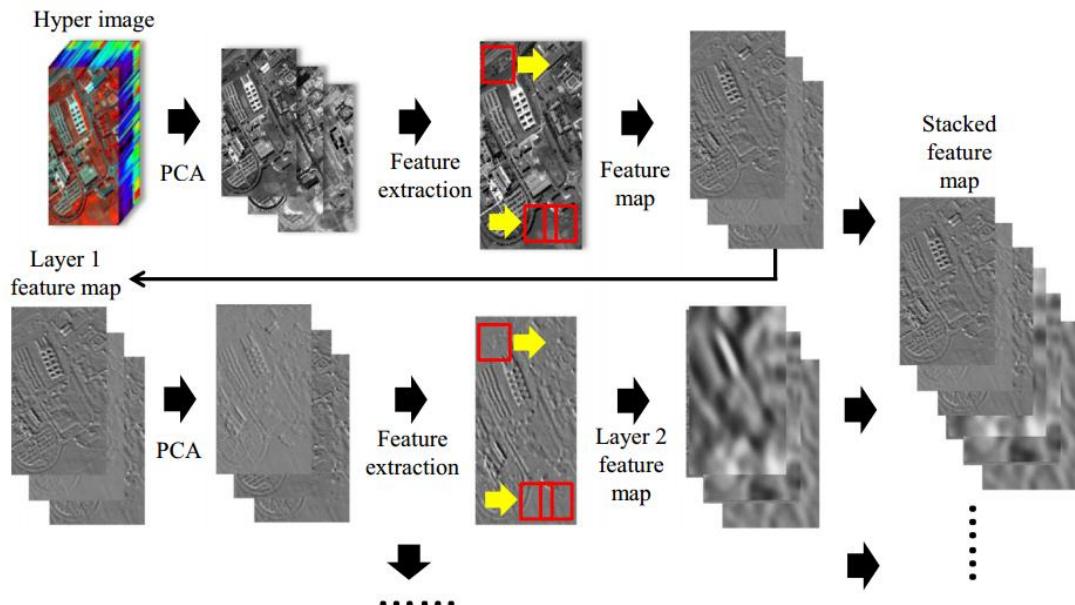


图 29 基于层次化特征学习的 Dropout K 均值算法用于高光谱影像分类

6.5 发展前景与就业领域

本研究方向的题材来自计算机视觉与模式识别领域，对于数学功底扎实的研究生，能够在1年内熟练掌握相关基本知识和顶级期刊的相关学术论文；经过博士期间的研究，有望在国际顶级期刊 IEEE TPAMI、JMLR、IJCV、IEEE TIP、IEEE TNNLS、IEEE TMM、PR 和顶级会议 NIPS、CVPR、ICML、ICCV、ICDM、ACM MM、ECCV 上发表学术论文2~3篇，同时在一般SCI国际期刊上发表学术论文2~3篇。

对于一般背景的工科研究生，可以考虑将机器学习的研究方向引入遥感图像处理中。经过博士期间的研究，有望在国际顶级地学期刊 IEEE TGRS 上发表学术论文1~2篇，并在一般地学SCI国际期刊 IEEE GRSL、PERS、IJRS 上发表学术论文2~3篇。

本研究方向的博士研究生毕业生可以在国内高校、研究所就业，或去北美Top 10学校的EECS进一步发展，也可以去欧洲、澳洲、香港等地从事博士后的研究。

6.6 入门资料推荐

- (1) 文章、书籍。
- Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep Learning," *Nature*, vol. 521, pp. 436-444, May, 2015.
- Y. Bengio, "Learning Deep Architectures for AI," *Foundations and Trends in Machine Learning*, vol. 2, no. 1, pp. 1-127, January, 2009.
- G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov, "Reducing the Dimensionality of Data With Neural Networks," *Science*, vol. 313, no. 5786, pp. 504-507, 2006.
- Y. Bengio, A. Courville, and P. Vincent, "Representation Learning: A Review and New Perspectives," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 35, no. 8, pp. 1798-1828, August, 2013.
- S. Aja-Fernández, R. d. L. García, D. Tao, and X. Li, Tensors in Image Processing and Computer Vision: *Springer*, 2009.
- D. Tao, "Discriminative Linear and Multilinear Subspace Methods," PHD, School of Computer Science and Information Systems, *Birkbeck College, University of London*, London, 2006.
- L. Zhang, "Tensor Representation and Manifold Learning Methods for Remote Sensing Images," PHD, LIESMARS, *Wuhan University*, Wuhan, 2013.
- T. Lin and S. Bourennane, "Survey of Hyperspectral Image Denoising Methods Based on Tensor Decompositions," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 186, no. 1, pp. 1-11, December, 2013.
- T. Lin and S. Bourennane, "Hyperspectral Image Processing by Jointly Filtering Wavelet Component Tensor," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 51, no. 6, pp. 3529-3541 June, 2013.

-
- Z. Lai, Y. Xu, J. Yang, J. Tang, and D. Zhang, "Sparse Tensor Discriminant Analysis," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 22, no. 10, pp. 3904-3915, October, 2013.
- Z. Hao, L. He, B. Chen, and X. Yang, "A Linear Support Higher-Order Tensor Machine for Classification," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 22, no. 7, pp. 2911-2920 July, 2013.
- S. Velasco-Forero and J. Angulo, "Classification of Hyperspectral Images by Tensor Modeling and Additive Morphological Decomposition," *Pattern Recognit.*, vol. 46, no. 2, pp. 566-577, February, 2013.
- J. Liu, P. Musalski, P. Wonka, and J. Ye, "Tensor Completion for Estimating Missing Values in Visual Data," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 35, no. 1, pp. 208-220 January, 2012.
- W. Guo, I. Kotsia, and I. Patras, "Tensor Learning for Regression," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 21, no. 2, pp. 816-827, February, 2012.

(2) 国内外知名研究学者/小组网站:

<http://deeplearning.net/>
<http://vision.stanford.edu/>
<http://www.lv-nus.org/>
<http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/>
<http://csmr.ca.sandia.gov/~tgkolda/TensorToolbox/>
http://web.media.mit.edu/~maov/research_index.html
<http://homes.esat.kuleuven.be/~delathau/>
<http://optimal.opt.ac.cn/xuelong/>
<http://datasearch2.uts.edu.au/qcis/members/detail.cfm?StaffID=11731>
<http://www3.ntu.edu.sg/home/dongxu/>
<http://www.lv-nus.org/>
<http://www.dsp.utoronto.ca/~haiping/>
<http://www.wfu.edu/~plemmons/>
<http://people.cs.uchicago.edu/~xiaofei/>
<http://www.sersc.org/directors/bourennane.htm>

参考文献:

- [1] L. D. Lathauwer, "Signal Processing based on Multilinear Algebra," Ph.D, Katholieke Universiteit Leuven, Leuven, 1997.
- [2] D. Muti and S. Bourennane, "Multidimensional Filtering Based on a Tensor Approach," *Signal Process.*, 2005, 85(12): 2338-2353
- [3] D. Letexier, S. Bourennane, and J. Blanc-Talon, "Nonorthogonal Tensor Matricization for Hyperspectral Image Filtering," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2008, 5(1): 3
- [4] N. Renard and S. Bourennane, "Dimensionality Reduction Based on Tensor Modeling for Classification Methods," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2009, 47(4): 1123-1131

-
- [5] S. Bourennane, C. Fossati, and A. Cailly, "Improvement of Target-Detection Algorithms based on Adaptive Three-Dimensional Filtering," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2011, 49(4): 1383-1395
 - [6] X. Liu, S. Bourennane, and C. Fossati, "Denoising of Hyperspectral Images Using the PARAFAC Model and Statistical Performance Analysis," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2012, 50(10): 3717-3724
 - [7] D. Letexier and S. Bourennane, "Noise Removal From Hyperspectral Images by Multidimensional Filtering," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2008, 46(7): 2061-2069
 - [8] C. M. Bachmann, T. L. Ainsworth, and R. A. Fusina, "Exploiting Manifold Geometry in Hyperspectral Imagery," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2005, 43(3): 441-454
 - [9] A. A. Green, M. Berman, P. Switzer, and M. D. Craig, "A Transformation for Ordering Multispectral Data in Terms of Image Quality with Implications for Noise Removal," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1988, 26(1): 65-74
 - [10] C. M. Bachmann, T. L. Ainsworth, and R. A. Fusina, "Improved Manifold Coordinate Representations of Large-Scale Hyperspectral Scenes," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2006, 44(10): 2786-2803
 - [11] T. Han and D. G. Goodenough, "Nonlinear Feature Extraction of Hyperspectral Data Based on Locally Linear Embedding (LLE)," in *IGARSS*, 2005, 1237-1240.
 - [12] Y. Chen, M. M. Crawford, and J. Ghosh, "Applying Nonlinear Manifold Learning to Hyperspectral Data for Land Cover Classification," in *IGARSS*, 2005, 4311-4314.
 - [13] W. Kim, Y. Chen, M. M. Crawford, J. C. Tilton, and J. Ghosh, "Multiresolution Manifold Learning for Classification of Hyperspectral Data," in *IGARSS*, 2007, 3785-3788.
 - [14] Y. Chen, M. M. Crawford, and J. Ghosh, "Improved Nonlinear Manifold Learning for Land Cover Classification via Intelligent Landmark Selection," in *IGARSS*, 2006, 545-548.
 - [15] S.-E. Qian and G. Chen, "A New Nonlinear Dimensionality Reduction Method with Application to Hyperspectral Image Analysis," in *IGARSS*, 2007, 270-273.
 - [16] C. M. Bachmann, T. L. Ainsworth, and R. A. Fusina, "Automated Estimation of Spectral Neighborhood Size in Manifold Coordinate Representations of Hyperspectral Imagery: Implications for Anomaly Finding, Bathymetry Retrieval, and Land Applications," in *IGARSS*, 2008, 56-57.
 - [17] W. Kim and M. M. Crawford, "Adaptive Classification for Hyperspectral Image Data Using Manifold Regularization Kernel Machines," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2010, 48(11): 4110-4121
 - [18] L. Ma, M. M. Crawford, and J. Tian, "Anomaly Detection for Hyperspectral Images Based on Robust Locally Linear Embedding," *J. Infrared Milli. Terahz. Waves*, 2010, 31(6): 753-762
 - [19] M. M. Crawford, L. Ma, and W. Kim, "Exploring Nonlinear Manifold Learning for Classification of Hyperspectral Data," in *Optical Remote Sensing*. vol. 3, Saurabh Prasad, Lori M. Bruce, and Jocelyn Chanussot, Eds.: Springer Berlin Heidelberg, 2011, pp. 207-234.
 - [20] L. Ma, M. M. Crawford, and J. Tian, "Local Manifold Learning-Based k -Nearest-Neighbor for Hyperspectral Image Classification," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2010, 48(11): 4099-4109
 - [21] 马丽, 基于流形学习算法的高光谱图像分类和异常检测. 博士学位论文, 武汉: 华中科技大学, 2010
 - [22] W. Li, S. Prasad, J. E. Fowler, and L. M. Bruce, "Locality-Preserving Dimensionality

-
- Reduction and Classification for Hyperspectral Image Analysis," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2012, 50(4): 1185-1198
- [23] L. Zhang, L. Zhang, D. Tao, and X. Huang, "On Combining Multiple Features for Hyperspectral Remote Sensing Image Classification," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2012, 50(3): 879-893
- [24] L. Zhang, L. Zhang, D. Tao, and X. Huang, "Tensor Discriminative Locality Alignment for Hyperspectral Image Spectral-Spatial Feature Extraction," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2013, 51(1): 242-256
- [25] W. Liao, A. Pižurica, P. Scheunders, W. Philips, and Y. Pi, "Semisupervised Local Discriminant Analysis for Feature Extraction in Hyperspectral Images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2013, 51(1): 184-198
- [26] D. Lunga and O. Ersoy, "Spherical Stochastic Neighbor Embedding of Hyperspectral Data," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2013, 51(2): 857-871
- [27] Q. Shi, L. Zhang, and B. Du, "Semisupervised Discriminative Locally Enhanced Alignment for Hyperspectral Image Classification," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2013, 51(9): 4800-4815
- [28] S. Tu, J. Chen, W. Yang, and H. Sun, "Laplacian Eigenmaps-Based Polarimetric Dimensionality Reduction for SAR Image Classification," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2011, 50(1): 170-179
- [29] L. Shi, L. Zhang, J. Yang, L. Zhang, and P. Li, "Supervised Graph Embedding for Polarimetric SAR Image Classification," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2013, 10(2): 216-220
- [30] 张乐飞, 张良培, 陶大程, 张量分类算法的遥感影像目标探测. 遥感学报, 2010, 14(3): 519-533
- [31] L. Zhang, L. Zhang, D. Tao, and X. Huang, "A Multifeature Tensor for Remote-Sensing Target Recognition," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2011, 8(2): 374-378
- [32] F. R. K. Chung, *Spectral Graph Theory*. Rhode Island, USA: American Mathematical Society, 1997.

7 多角度遥感影像处理及应用

7.1 研究方向概述

遥感传感器不仅在朝着更高的空间分辨率以及光谱分辨率的方向不断发展完善,其角度分辨率也越来越受到关注。多角度遥感传感器能从不同的角度获得同一地物的反射特征,以便更好地了解地球表面的地物属性,如获取生物量信息、提高影像分类精度等。目前常用的多角度传感器有多光谱热成像仪(MTI),多角度成像光谱辐射计(MISR),沿轨扫描辐射计(ATSR-1, ATSR-2, and AATSR),紧凑型高分辨率成像光谱仪(CHRIS)以及 WorldView-2 等,后两种遥感影像在多角度遥感领域应用最为广泛。由欧空局发射的 CHRIS 存在 5 个工作模式(mode),分别应用于农业、水体、陆地、叶绿素以及大陆的观测;对相同地物具有五个角度的成像能力 ($+55^\circ$, $+36^\circ$, 0° , -36° , -55°),每个角度影像具有多个波段信息。美国 DigitalGlobe 公司 2009 年将 WorldView-2 卫星发射升空, WorldView-2 不仅具有 0.5m 分辨率的全色波段和 1.8m 分辨率的多光谱影像,而且能从不同的角度对地球进行观测,分为是前视方向 44.7° , 56.0° 和 81.4° ;后视方向的 59.8° 和 44.6° 。资源三号 (ZY-3) 卫星是中国第一颗自主的民用高分辨率立体测绘卫星,搭载 1 台地面分辨率优于 2.1 米的正视全色 TDI CCD 相机,2 台地面分辨率优于 3.5 米的前视、后视全色 TDI CCD 相机和 1 台地面分辨率优于 5.8 米的正视多光谱相机。资源三号影像具有正视、前视、后视三个不同方向的全色波段信息。此外,由 IEEE 举办的 2011 年数据融合大赛的内容就是关于多角度遥感影像应用价值的挖掘。

与单一方向遥感相比,多角度对地观测通过对地面固定目标多个方向的观察,可以得到更丰富的目标观测信息,也即增加遥感影像在角度维的信息,通过对角度维信息的充分挖掘,与传统空间维以及光谱维信息进行综合互补利用,有望得到关于地球表面更大程度的信息获取。

7.2 研究意义

多角度遥感影像的研究目前主要集中在预处理、超分辨率重建、分类、高度提取以及各种生物量的定量研究等方面。预处理作为遥感应用的基础,主要包括辐射校正以及几何校正。多角度遥感影像的辐射校正必须更充分考虑地物本身的二向性反射特性,消除不同角度拍摄导致的辐射畸变问题,为定量遥感的应用奠定基础。多角度遥感影像容易发生分辨率变化和模糊现象,并且地形起伏或平台不稳定等因素造成局部几何失真对其几何校正也带来了挑战。如何充分利用多个角度影像提供的不同细节信息,对影像进行超分辨率重建即获取具有更高空间分辨率的影像,也具有重大的研究价值。类似地,不同角度影像提供的角度维信息在地

物分类、建筑物高度提取等方面也有重要的作用。因此，重视和抓紧多角度遥感影像处理和应用技术的研究具有重要的学术价值和现实意义。

7.3 典型应用

7.3.1 多角度影像配准

参考文献: J. Ma, J. C.-W. Chan, and F. Canters, "Fully Automatic Subpixel Image Registration of Multiangle CHRIS/Proba Data," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 48, no. 7 pp. 2829–2839, Jul. 2010.

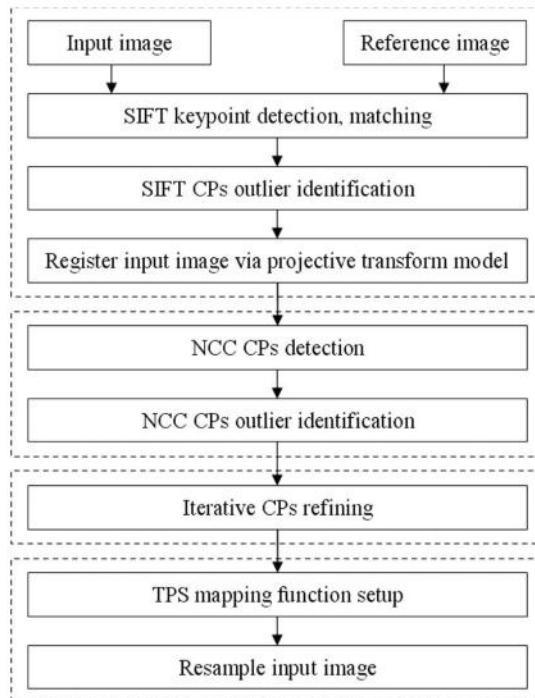


图 1 配准算法流程图

该方法首先通过 SIFT 算子提取少量特征点得到中间阶段的配准影像，然后利用中间结果与参考影像的相似性，使用基于相关系数 (NCC) 的方法提取数量更多分布更均匀的特征点以输入薄板样条 (TPS) 变换模型得到最终的配准结果。由于 SIFT 与 NCC 的共同作用，特征点的数量充足且分布均匀；同时 TPS 模型能较好地估计影像中的局部几何畸变，该方法在地物高程变化较为平缓区域能取得较高的配准精度，但也存在一些问题，例如，由于 TPS 对特征点的要求很高，当特征点的数量密度不够大时配准效果会受到很大影响；地面起伏较大时实验效果也较差；影像噪声也会使效果有一定程度的下降。图 2 是配准效果的展示，从第 1 列到第 5 列分别是 5 个角度的配准结果放大图。

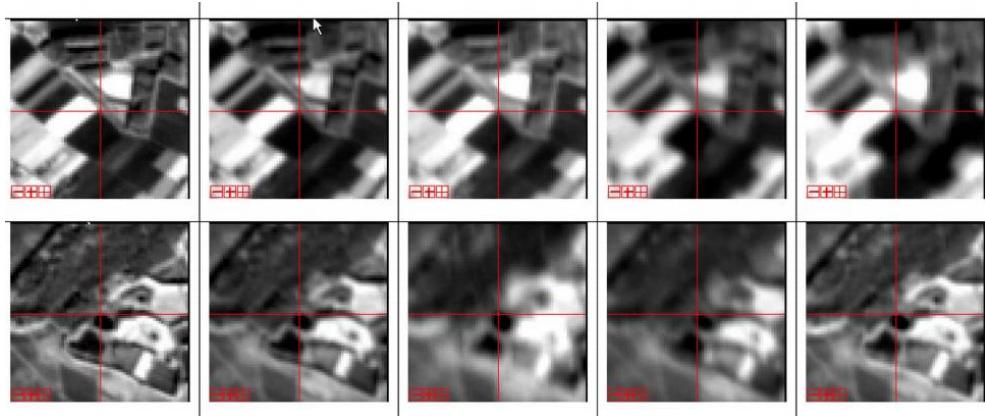


图 2 配准效果示例

7.3.2 多角度影像超分辨率重建

多角度影像的超分辨率重建难点在于精确的运动估计、辐射校正以及不同角度拍摄导致的地物遮挡现象等。

参考文献： Ma, J.; Chan, J.C.W.; Canters, F. An operational superresolution approach for multi-temporal and multi-angle remotely sensed imagery. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 2012, 5, 110–124.

文中超分辨率重建模型为 $Y \odot S = (AHX + T + N) \odot S$ ，其中 Y 表示需要重建的多角度低分辨率遥感影像， S 、 N 分别代表奇异点（遮挡等）矩阵和噪声， X 表示重建得到的高分辨率影像， H 表示模糊和运动矩阵的综合， A 、 T 表示用来模拟辐射校正。整个过程的流程图如图 3 所示：

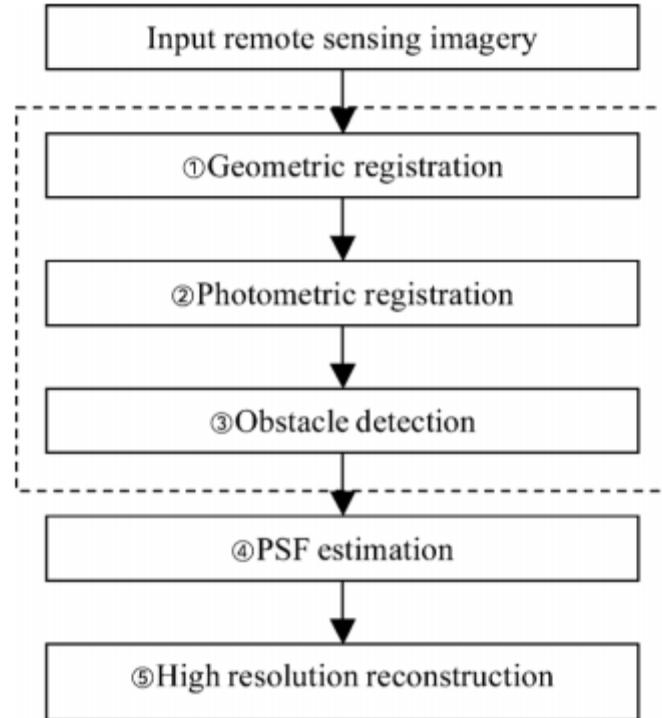


图 3 超分辨率重建流程

值得注意的是流程中几何校正、辐射校正以及奇异点检测三个过程同时进行，其中几何校正采用了上一篇论文提到的方法，建立的目标函数如下，并采用最速下降法进行求解。

$$J(X) = \arg \min [\| Y - (AHX + T) \|_2 \odot S + \lambda \gamma_{TV}(X)]$$

图 4 中，(a)表示参考的低分辨率影像，(g)为文章方法的结果，(h)是对应区域的全色波段显示，其余则为其他对比方法的结果。

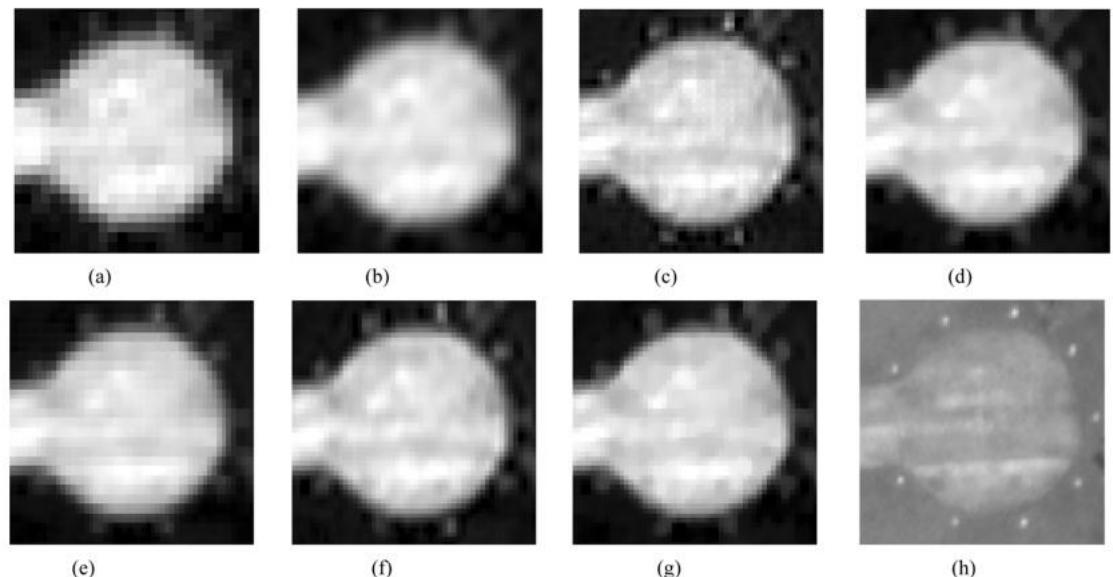


图 4 超分辨率重建结果

7.3.3 多角度影像建筑物高度提取

同一个建筑物在不同角度获取的影像中会产生差别,为多角度遥感影像进行建筑物高度提取带来可能。以下简要介绍一篇论文。

参考文献: Ma, J.; Chan, J.C.W.; Canters, F. A Hybrid Approach for Building Extraction From Spaceborne Multi-Angular Optical Imagery. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 2012, 2, 89–100.

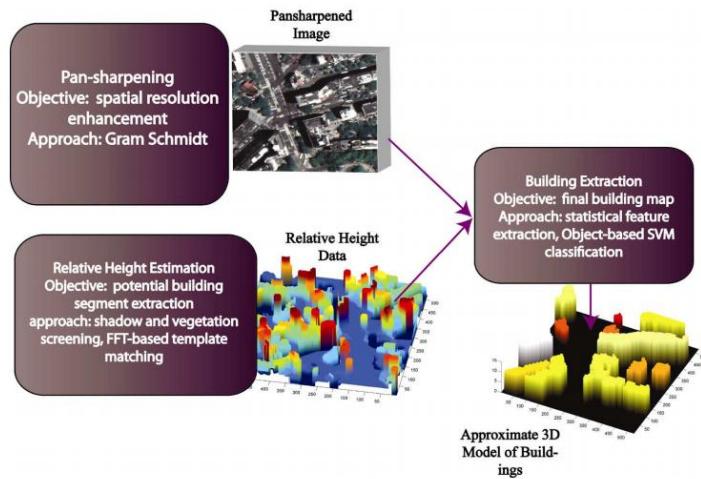


图 5 高度提取流程

作者首先通过多光谱影像与全色影像进行融合获得一幅分辨率更高的多光谱影像,然后通过归一化植被指数 NDVI、归一化阴影指数 NSI 等剔除植被、阴影等类别,接下来再通过模板匹配的方法找到两幅影像的同名点,利用卫星视角等信息并结合三角余弦公式计算出粗略的高程值,最后通过 SVM 分类进一步提取建筑物并对高度值进行后处理得到最终输出。

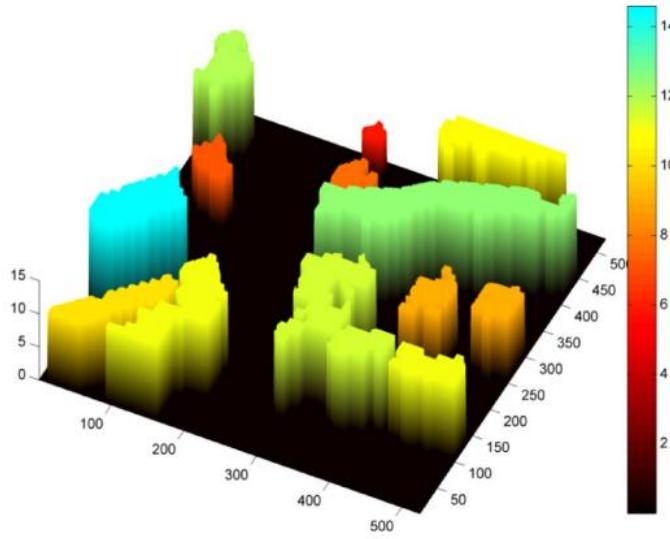


图 6 高度提取结果

这种方法总体来看是有效的，但也存在一些粗略的地方，例如建筑物顶部形状限制为矩形，很多参数的调整需要进一步研究等。

7.4 小组成果

7.4.1 基于低秩理论的多角度影像配准

高光谱影像不论在空间维还是光谱维都具有高相关性，因此可以通过规模更小的数据（例如 PCA 变换）来表示高光谱数据，也即高光谱数据具有低秩的特性。从另一个角度出发，地物中存在的纯净端元种类数量有限，尤其是相对高光谱数据的维度，高光谱影像中每一个像元可以视为各种纯净端元的线性组合，所以高光谱数据具有低秩的性质。

目前成果：Hu, T.; Zhang, H.; Shen, H.; Zhang, L.. Robust Registration by Rank Minimization for Multi-Angle Hyper-/Multi-Spectral Remote Sensing Imagery. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* to appear.

以 CHRIS/Proba 影像为例，具有 5 个角度，每张角影像也具有多个波段信息。当这些影像经过高精度的配准后，将它们叠合在一起组成的影像则应该具有低秩的性质。因此我们的做法为通过寻找最优变换模型参数 T 使组合得到的影像矩阵具有最低的秩。

模型在建立的过程中充分考虑高斯噪声以及遮挡等导致的奇异点，因此对噪声和遮挡现象具有鲁棒性。模型的求解采用逐步线性化以及凸优化迭代求解的方法，此处不予详述。另外，由于多角度影像存在局部几何畸变，整幅影像采用分块处理的方式进行配准。

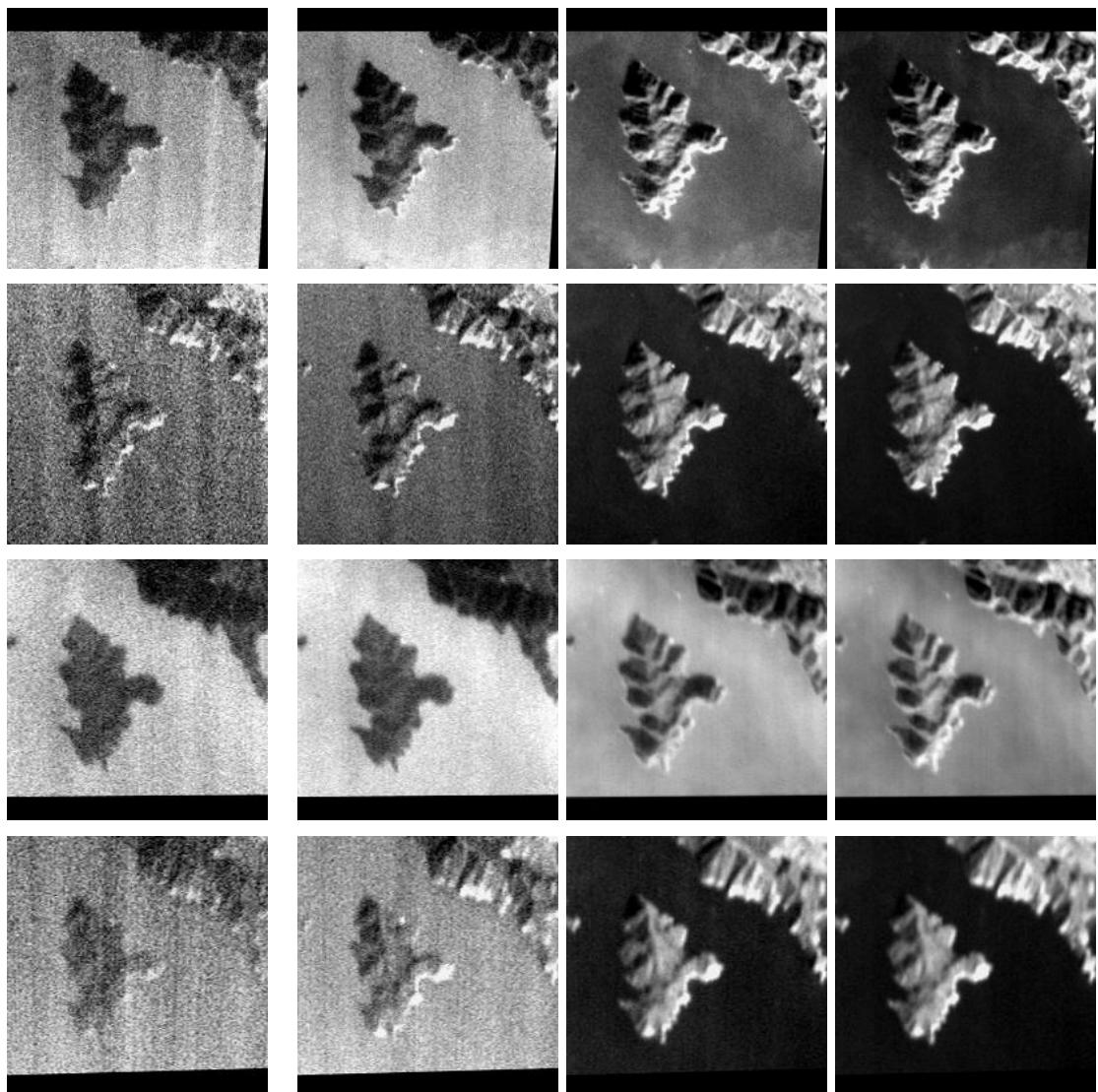


图 7 CHRIS/Proba 影像配准结果

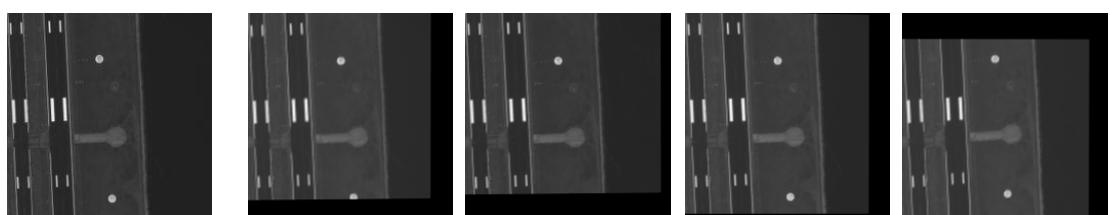


图 8 WorldView-2 影像配准结果

图 7 中第 1 行~第 5 行分别表示 $+36^\circ$, -36° , $+55^\circ$ 以及 -55° 的配准结果, 第 1~4 列则分别展示了波段 1、2、5、7 的配准结果。图 8 中 5 张图分别表示各个角度经过配准的结果。表 1 展示了不同配准方法对实验数据的精度比较, 黑色加粗代表最优, 下划线表示次优方法。最后一列表示人工配准精度, 从实验数据来看, 利用秩最小理论的多角度影像配准方法能够取得令人满意的精度。

表 1 基于相关系数的各种方法定量

Site	Angle	RRRM	SIFT+NCC	SIFT	ImReg	MANUAL
CHRIS_FY	+36 °	0.9714	0.9306	0.8321	0.8412	<u>0.9546</u>
	-36 °	0.9783	0.9278	0.8415	0.8307	<u>0.9659</u>
	+55 °	0.9739	0.9073	0.8097	--	<u>0.9179</u>
	-55 °	0.9685	0.9141	0.8140	0.8001	<u>0.9482</u>
CHRIS_UK	+36 °	0.9736	0.9364	0.8346	0.8917	<u>0.9589</u>
	-36 °	0.9780	0.9385	0.8321	0.8642	<u>0.9667</u>
	+55 °	0.9687	0.9026	0.8179	0.8482	<u>0.9191</u>
	-55 °	0.9779	0.9240	0.8162	0.8361	<u>0.9434</u>
CHRIS_BA	+36 °	<u>0.9723</u>	0.9341	0.8413	0.8503	0.9857
	-36 °	0.9764	0.9370	0.8391	--	<u>0.9618</u>
	+55 °	<u>0.9737</u>	0.9066	0.8115	--	0.9788
	-55 °	0.9693	0.9135	0.8094	0.8286	<u>0.9653</u>
WV-2	+44.7 °	0.9924	0.9651	0.9167	0.9286	<u>0.9912</u>
	+56.0 °	0.9903	0.9723	0.9107	0.9284	<u>0.9881</u>
	-59.8 °	0.9895	0.9764	0.9136	0.9366	<u>0.9894</u>
	-44.6 °	0.9889	0.9754	0.9170	0.9342	<u>0.9847</u>

7.4.2 考虑分辨率差异的多角度遥感影像超分辨率重建

目前成果: Zhang, H., Yang, Z., Shen, H., Zhang, L. (2014). Super-Resolution Reconstruction for Multi-Angle Remote Sensing Images Considering Resolution Differences. *Remote Sensing*, 2014, 6, 1, 637-657.

不同角度拍摄导致多角度影像存在分辨率的差异, 传统基于最大后验概率的超分辨率重建算法没有考虑这一点, 在多角度超分重建上不能取得较好的效果。我们通过引入权重来区分对待每张角度影像, 根据影像获取时的拍摄角度赋予不同的权值加入超分辨率重建模型中, 显然, 越接近正射的影像具有越大的权值。

我们采用两种方式来确定权重 W : 第一种是考虑角度差异, 图 9 对多角度成像系统进行了简单的示意, 从中得到角度影像与正射影像的分辨率存在下述关系:

$$R_k = \frac{\beta h}{\cos^2 \theta_k} = \frac{R_{nad}}{\cos^2 \theta_k}$$

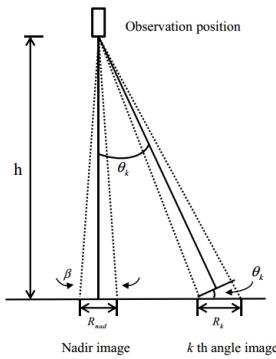


图 9 多角度成像系统示意图

因此, 权重矩阵设置为 $W_k = \cos^2 \theta_k$, 其中 k 代表第 k 幅角度影像, θ_k 表示角度影像与正射影像的夹角。

第二种方法是基于残差的定权方式, 取反比于每张角度影像残差的值为权重来减轻分辨率差异在超分辨率重建的影响。具体定权公式如下:

$$W_k = \frac{C}{\| y_k - DBM_k x \|^2}$$

其中 $\| y_k - DBM_k x \|^2$ 表示第 k 张角度影像的残差项, C 则等于

$$C = \frac{Z}{\sum_{k=1}^Z \frac{1}{\| y_k - DBM_k x \|^2}}$$

采用 WorldView-2 影像分别进行模拟实验以及真实实验, 模拟实验的评价指标有 ISNR、PSNR 以及 SSIM; 真实实验的评价指标则为 CPBD 和 Metric-Q。

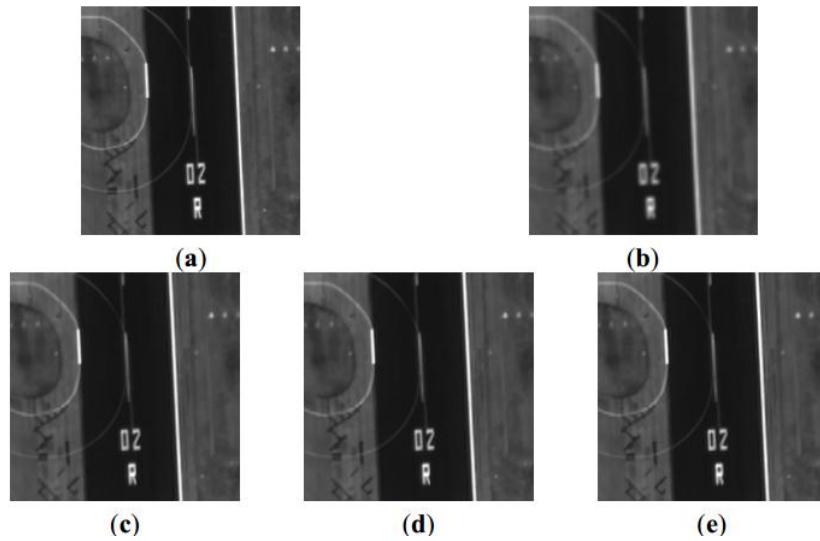


图 10 模拟实验结果

上图(a)-(e)分别表示高分辨率影像、双线性内插结果、传统 MAP 方法、基于角度差异定权和基于残差定权的方法。表 2 给出了不同方法的定量结果对比, 下划线表示次优方法,

加粗代表最优结果,可以看出我们给出的两种定权方法相对传统方法取得了一定程度的改善。

表 2 模拟实验效果对比

	双线性内插	传统 MAP 方法	基于角度差异	基于残差
ISNR	0.0000	6.9709	<u>7.3191</u>	7.5331
PSNR	28.3764	35.4517	<u>35.7889</u>	35.9797
SSIM	0.9357	0.9682	<u>0.9702</u>	0.9711

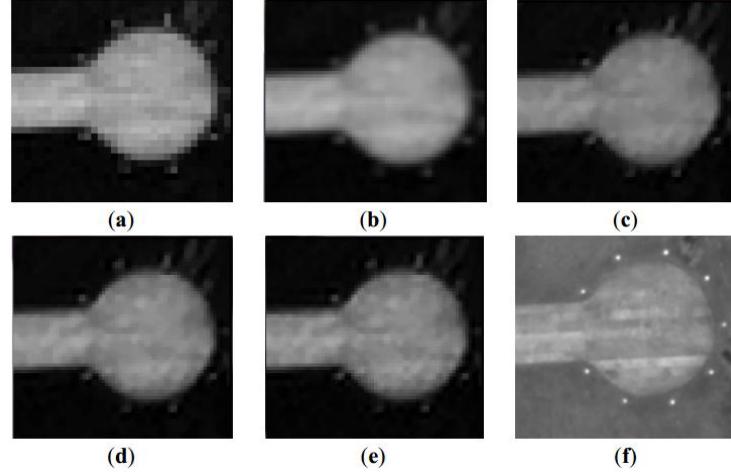


图 11 真实实验结果

图 11 中(a)表示低分辨率参考影像, (b)为双线性内插结果, (c)为传统方法结果, (d)-(e)是我们提出的方法, (f)为对应区域的全色波段。下划线表示次优方法, 加粗代表最优结果,无论是从目视效果还是定量评价都可以看出我们的方法取得了更好的效果。

表 3 真实实验效果对比

	双线性内插	传统 MAP 方法	基于角度差异	基于残差
CPBD	0.2775	0.6912	<u>0.7079</u>	0.7084
Metric-Q	35.1768	50.6106	<u>50.7991</u>	51.0615

7.4.3 顾及奇异点的多角度多光谱遥感影像超分辨率重建

将影像分解为前景与背景部分,多个视角拍摄得到的影像可以认为共有一个背景,由于角度变化,背景发生不同程度的畸变,每张角度影像特有对应的前景部分,用来表示遮挡现象等造成的奇异点。为了充分利用多光谱影像不同波段的信息,我们提出联合多角度影像的所有波段参与超分辨率重建过程,并考虑到多光谱影像的特性,用多通道全变分(MTV)先验代替传统的全变分(TV)先验。

从初步的实验效果来看,这种方式能取得令人满意的效果,尤其是当影像存在明显的奇异点时。下面给出一组实验结果。

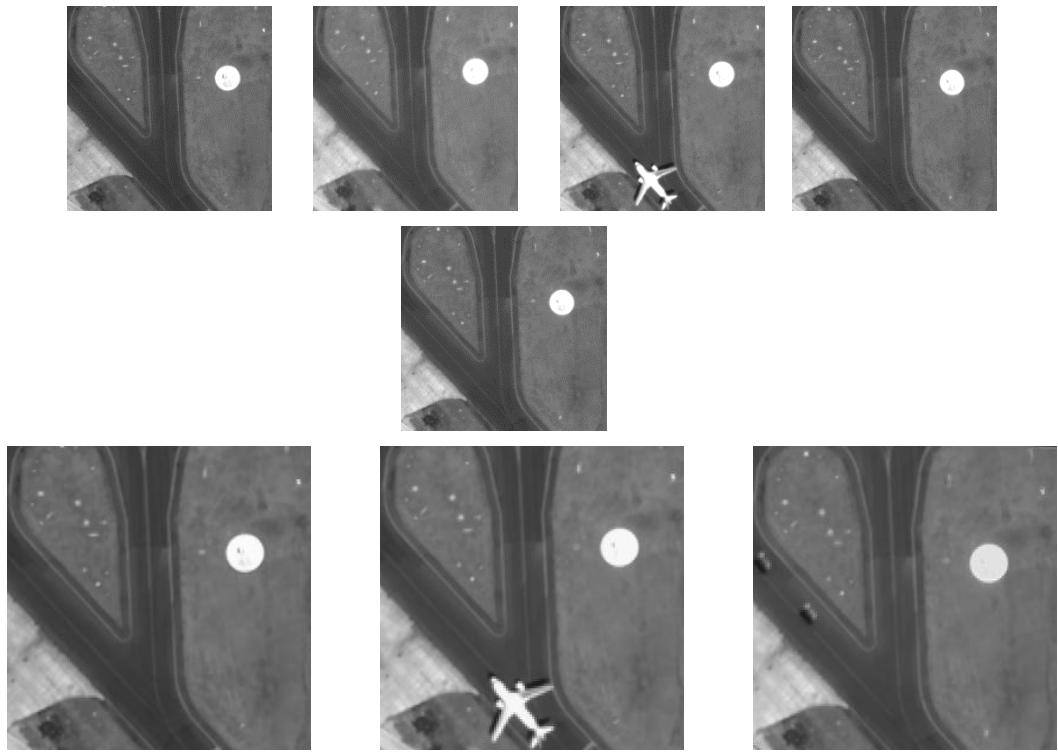


图 12 初步实验结果

图 12 第一行是参与超分辨率重建的 5 个角度影像，第二行是超分辨率结果，重建结果没有出现伪痕，表明我们提出的方法对奇异点的鲁棒性。

7.5 发展前景与就业领域

多角度遥感数据以其独特的角度维信息为各种遥感应用带来可能，逐步引起国内外的重视，使其处理和应用具有广阔的前景。目前，多角度遥感影像的应用仍然处于初步阶段，需要进一步研究和探索，显著性的研究成果。因此，多角度遥感影像的信息处理技术，需要大家继续不懈的努力，参与国际讨论与竞争。

本方向的研究领域包括：高校、科研院所等。

7.6 入门资料推荐

- [1] 贾永红 数字图像处理 武汉大学出版社 2011.
- [2] 张剑清 摄影测量学（第二版） 武汉大学出版社.
- [3] 张良培，张立福，高光谱遥感，武汉大学出版社，2005.
- [4] <http://www.grss-ieee.org/2011-ieee-digitalglobe-data-fusion-contest/> 2011 年数据融合大赛网址

8 亚像元定位

8.1 概述

遥感影像普遍存在着混合像元的问题。软分类技术，如混合像元分解技术，能够获取像元中每一个地物类别对应的丰度，获得与类别个数相等的丰度影像，有效地解决了像元混合问题。然而混合像元分解仅能获取各端元组分的丰度，无法确定各种地物在像元空间中的具体位置，仍然会造成遥感影像空间细节信息的丢失。如果想进一步的了解混合像元中每一个亚像元的分布情况，就必须借助亚像元定位的方法，将混合像元切割成更小单元并将具体地物类别相应的分配到这些较小像元中去。

针对该问题，1997年Atkinson提出了亚像元定位的概念。即将像元切割成更小单元并将具体地物类别相应的分配到这些较小像元中的过程。亚像元定位可以在保持混合像元分解组分比例结果的基础上，为一个像元中不同的端元在亚像元级上找到合适的空间位置。因此，亚像元定位是一种将软分类转换成更高空间尺度上的硬分类技术。

8.2 研究意义

亚像元定位理论具有重要的科学意义和社会意义，作为混合像元分解的后续处理内容，它可以使结果图像的分类精度达到亚像元级，同原始分类相比较，精度能有很大的提高，这将有利于地物特征的区别和反演。该技术可以应用于利用中低分辨率的卫星遥感数据进行地物面积估计和变化检测等方面，不仅克服影像空间分辨率上的限制、提高目标探测精度，而且有助于揭示目标的形状、尺寸等空间特征信息，使由于像元混合严重而导致的错分、误分现象得到缓解，而且为进一步利用目标的空间特征进行分类和识别提供有利的前提条件。在实际中，亚像元定位技术也可以应用到植被变化、水质调查、环境监测、气候变迁、灾害分析等方面。针对亚像元定位的技术正受到越来越广泛的关注，发展遥感影像的亚像元定位技术已成为一个比较迫切的需求。

8.3 应用

亚像元定位作为混合像元分解的后续内容，其应用基本上都是基于混合像元分解的结果展开，因此混合像元分解的精度对亚像元定位有着重要的影响。亚像元定位作为一个较为新兴的研究领域，在研究的初期，为了能够独立评价亚像元定位算法的优劣，通常我们采用对分类影像进行降采样得到模拟的丰度影像并对其进行亚像元定位，从而避免了混合像元分解精度对亚像元定位结果的影响。

1 遥感影像分辨率增强

混合像元分解的结果是一组地物的丰度影像，每幅影像表示该类地物在每个像元中所占

的比例。然而混合像元分解仅能获取各端元组分的丰度，无法确定各种地物在像元空间中的具体位置，仍然会造成遥感影像空间细节信息的丢失。通过将原始像元切割成更小单元并根据丰度限制将具体地物类别相应的分配到这些较小像元中的过程，亚像元定位能够按照预先设定的定位尺度将原始的地物丰度影像转换为一幅分辨率得到提高的分类影像，从而尽可能地弥补了空间信息的损失。以不同影像的处理为例：

1) 模拟影像

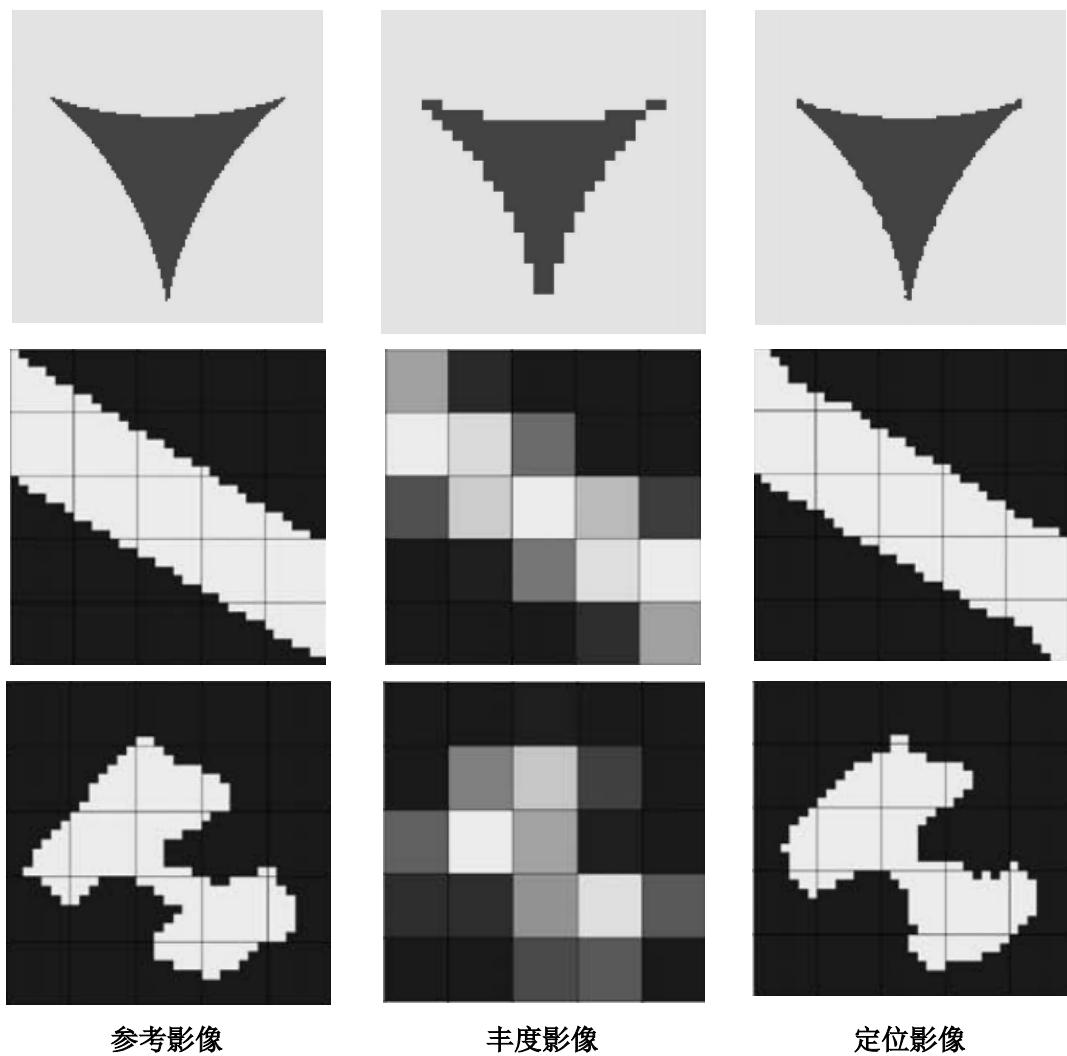
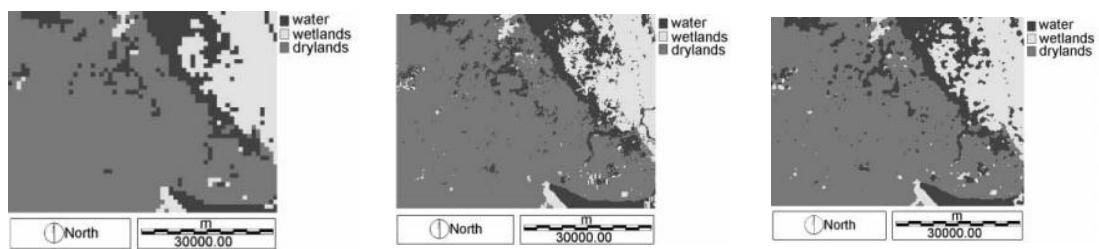


图 1 简单图形亚像元定位结果^[1,2]

2) 遥感影像



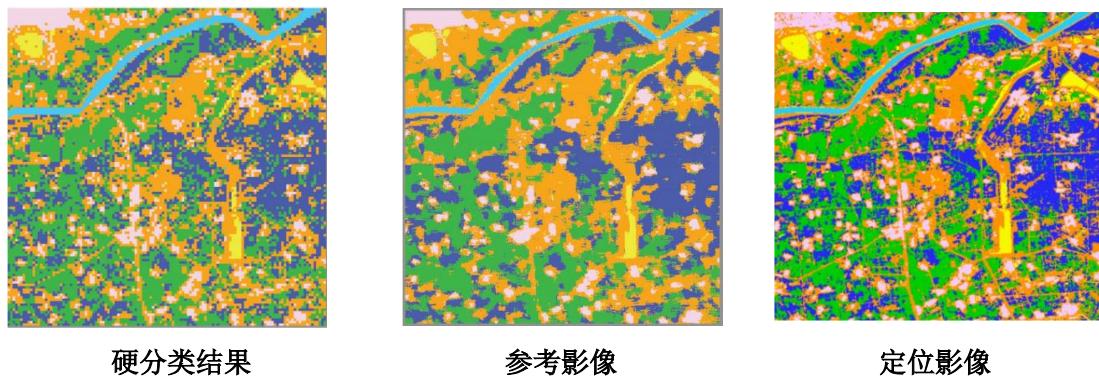


图 2 遥感影像 1, 2 亚像元定位结果^[1]

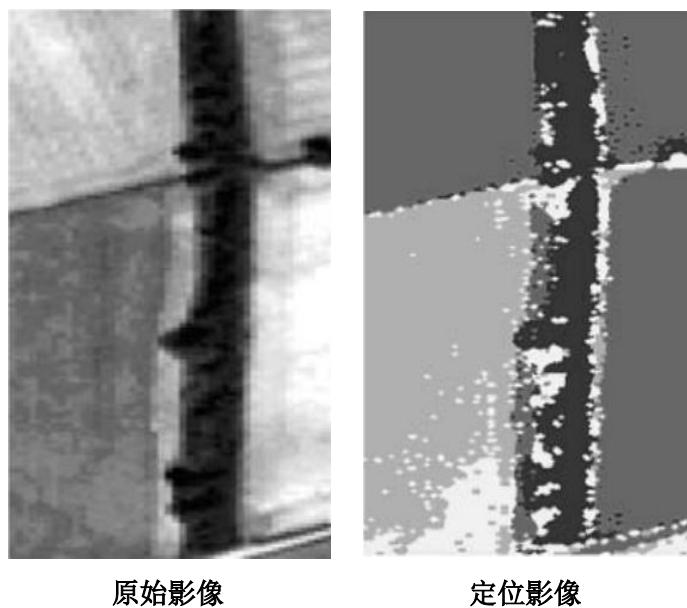


图 4 遥感影像 3 亚像元定位结果^[4]

2 道路等线性地物定位

地物特征提取是遥感影像处理中比较重要的研究问题，也是热点和难点问题所在。线性特征是其中的一种较为重要的地物特征，包括道路，河流，桥梁等地物都是遥感影像中重要的组成部分。传统的线性地物提取算法对地物的宽度和方向等要求较高，当地物属性不满足要求的时候往往不能正确提取，尤其是在线性地物宽度小于像元分辨率的时候，即处理亚像元线性地物提取的问题上，还没有提出能够有效解决的方法。亚像元定位提供了解决这一问题的另一途径，通过亚像元定位的方法能够有效地解决部分亚像元级线性地物定位的问题。下面以实例对线性地物定位进行说明。



图 5 遥感影像 1 亚像元定位结果^[5]

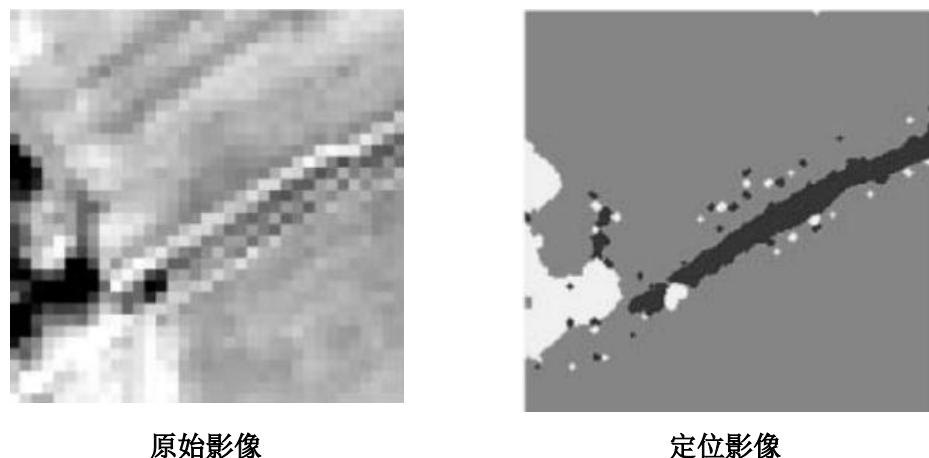
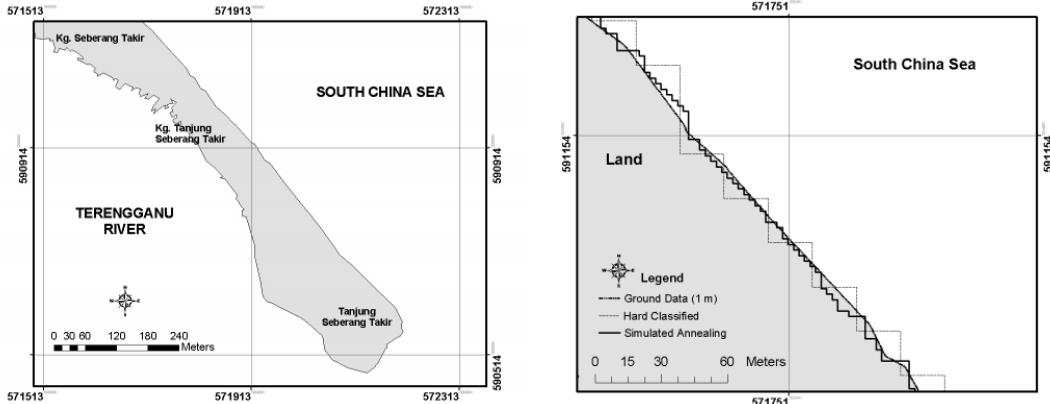


图 6 遥感影像 2 亚像元定位结果^[4]

3 海岸线提取

作为陆地与海洋的边界，海岸线是一种重要的地物特征。然而由于其分布的动态性，使得对海岸线的提取较为困难。同时由于海岸线往往在地图上延伸较长，因此如 SPOT，TM 等覆盖范围大，重访周期短的卫星影像更适合于海岸线提取。然而这些影像存在一个较大的缺点就是分辨率较低，而海岸线作为陆地与海洋的边界，不可避免地存在着严重的混合像元问题，若采用传统的硬分类方法无疑会造成极大的误差。亚像元定位则能够更好地解决这个问题，将混合像元细分为更小的亚像元并在亚像元级上确定海岸线的分布，这样既能够较为准确地定位出海岸线，同时由于其是应用于低分辨率遥感影像，从而也能够较好地解决海岸线动态变化的问题，从而解决了传统方法提取海岸线可能存在的问题。使用亚像元定位进行海岸线提取的相关示例如下：



定位影像

原始海岸线分布图

(其中虚线表示硬分类结果，实折线表示
亚像元定位结果，实线表示真实海岸线)

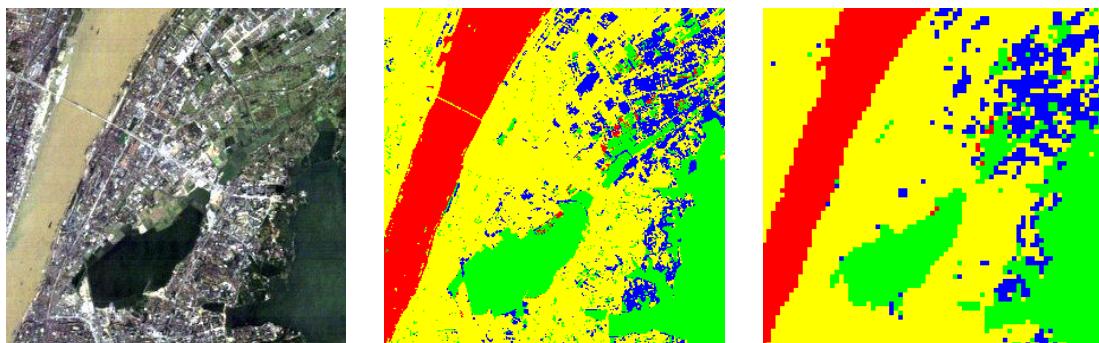
图 6 遥感影像 2 亚像元定位结果^[6]

8.4 已取得的成果

在影像亚像元定位方向上我们研究组主要取得了以下成果：

1 基于后验概率估计模型 (MAP) 的 BP 神经网络定位

我们将图像处理中的超分辨率重建技术引入到遥感影像亚像元定位中，通过低分辨率组分影像和高分辨率定位图像建立起观测模型，采用最大后验概率估计法 (MAP) 进行结果的统计，并将该技术与 BP 神经网络模型进行结合形成 BP-MAP 亚像元定位方法，该方法能准确地对感兴趣的目标进行定位。该项研究成果已发表在国际著名刊物“Neurocomputing” (vol. 71, No.10-12, 2008) 上^[7]。



(a) 原始假彩色合成影像

(b) 原始图像 MLC 分类图

(c) 重采样后的分类结果图

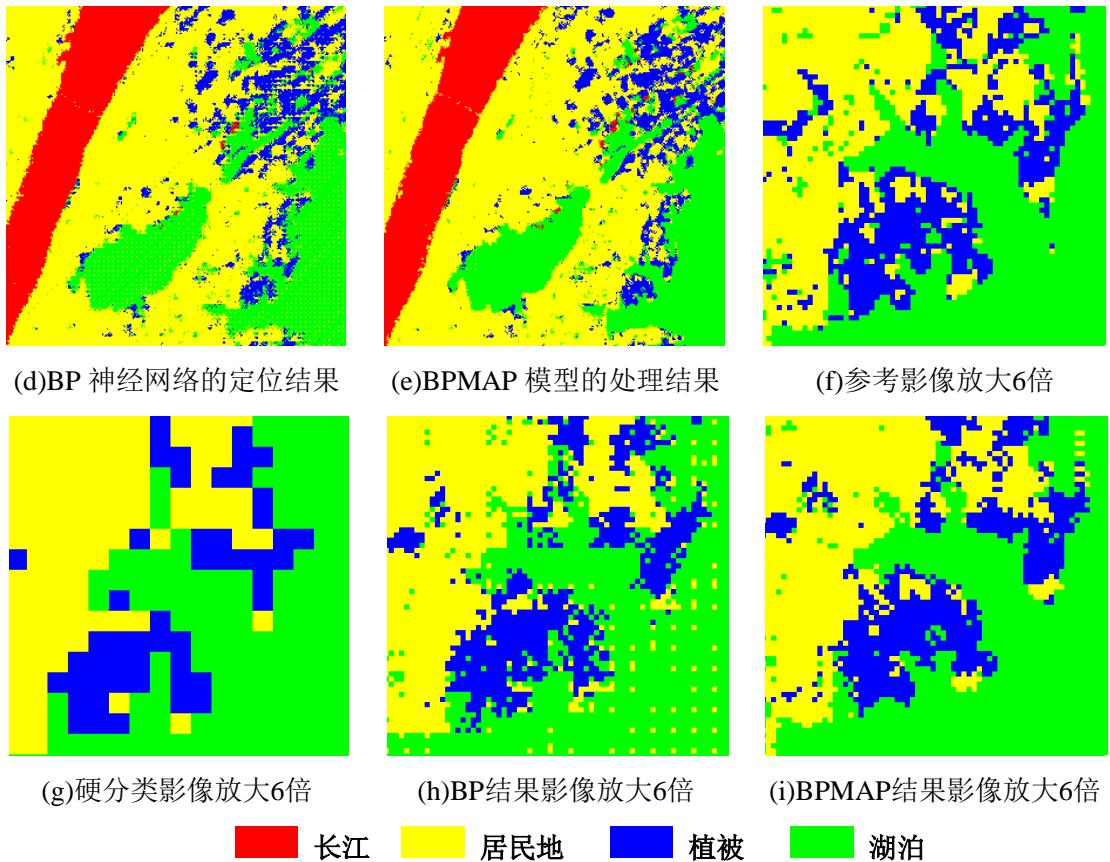


图 7 BPMAP 亚像元定位方法结果

表 1 BPMAP 亚像元定位方法精度评价

	最大似然法 硬分类	BP 定位	BPMAP 定位
Kappa	0.718	0.806	0.859
OA(%)	75.0	88.2	91.1
OA'(%)	75.4	85.7	88.6

2 基于自适应差分进化算法(Adaptive Differential Evolution)的亚像元定位

差分进化是一种新型的近代全局优化算法, 因其具有模型简单, 易实现的优点, 广泛应用于数值优化, 图像处理等领域。本研究将差分进化算法应用到亚像元定位中, 提出基于自适应差分进化的亚像元定位方法, 通过计算独立性指标将亚像元定位问题转换成每个像元的独立性指标最优化问题。该项研究成果已发表在国际著名期刊 *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics* 上^[8]。

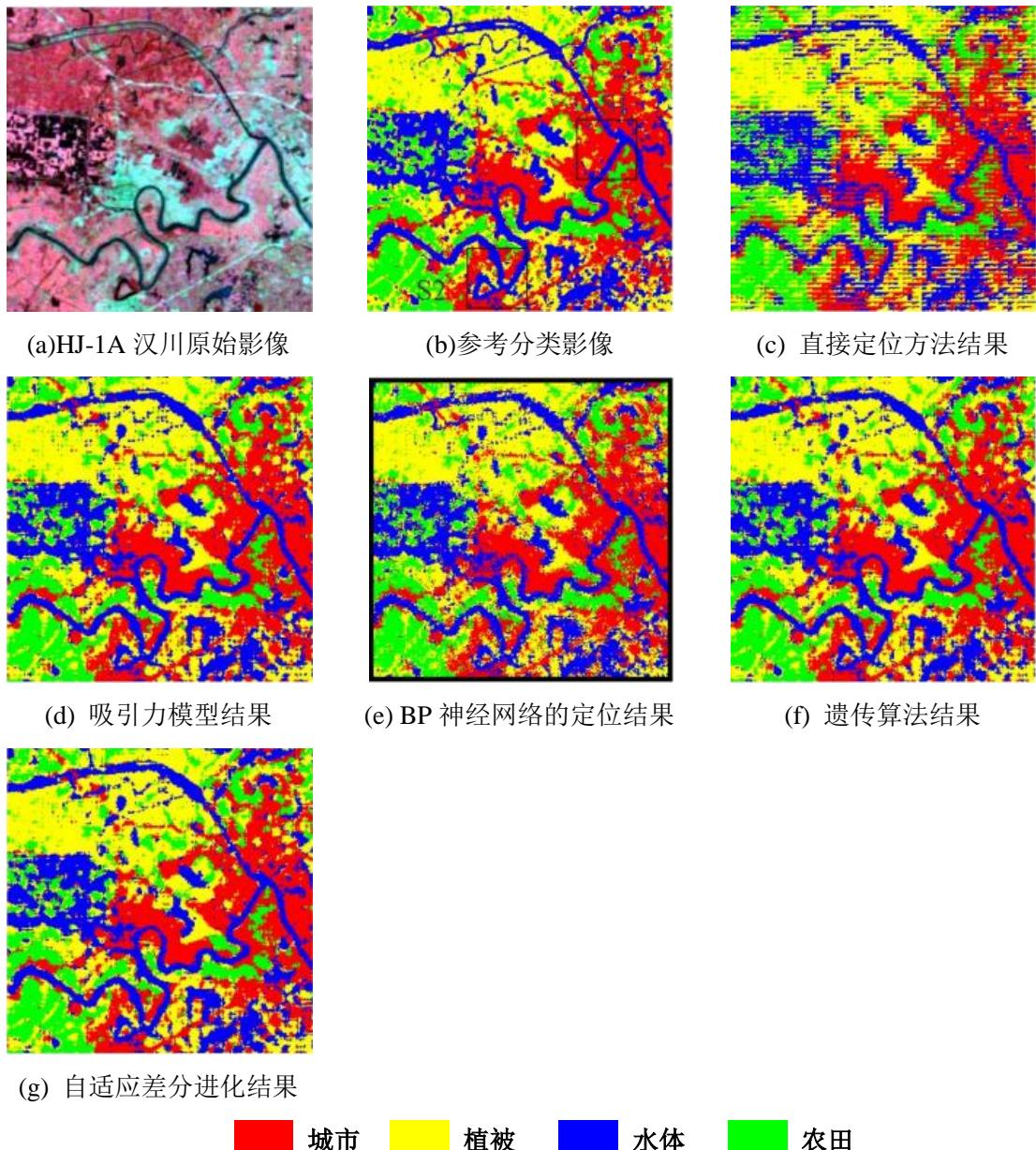


图 8 HJ-1A 影像亚像元定位方法结果

表 2 HJ-1A 影像亚像元定位方法精度评价					
	直接定位法	空间吸引力	BP 定位	遗传算法	本文方法
Kappa	0.594	0.713	0.671	0.711	0.726
OA	70.11%	78.88%	75.80%	78.69%	79.83%
Kappa'	0.478	0.631	0.577	0.628	0.648
OA'	61.53%	72.82%	68.80%	72.57%	74.04%

3 基于多偏移影像的亚像元定位方法

传统的亚像元定位方法都是基于单幅的遥感影像,故往往不能提供足够的信息以达到较高的亚像元定位精度。我们利用对同一地区的不同遥感影像之间由于亚像素的偏移所存在的

互补信息来建立多偏移影像观测模型并使用最大后验概率的方法对模型进行求解。该研究成果已被 IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing 接受 [9]。

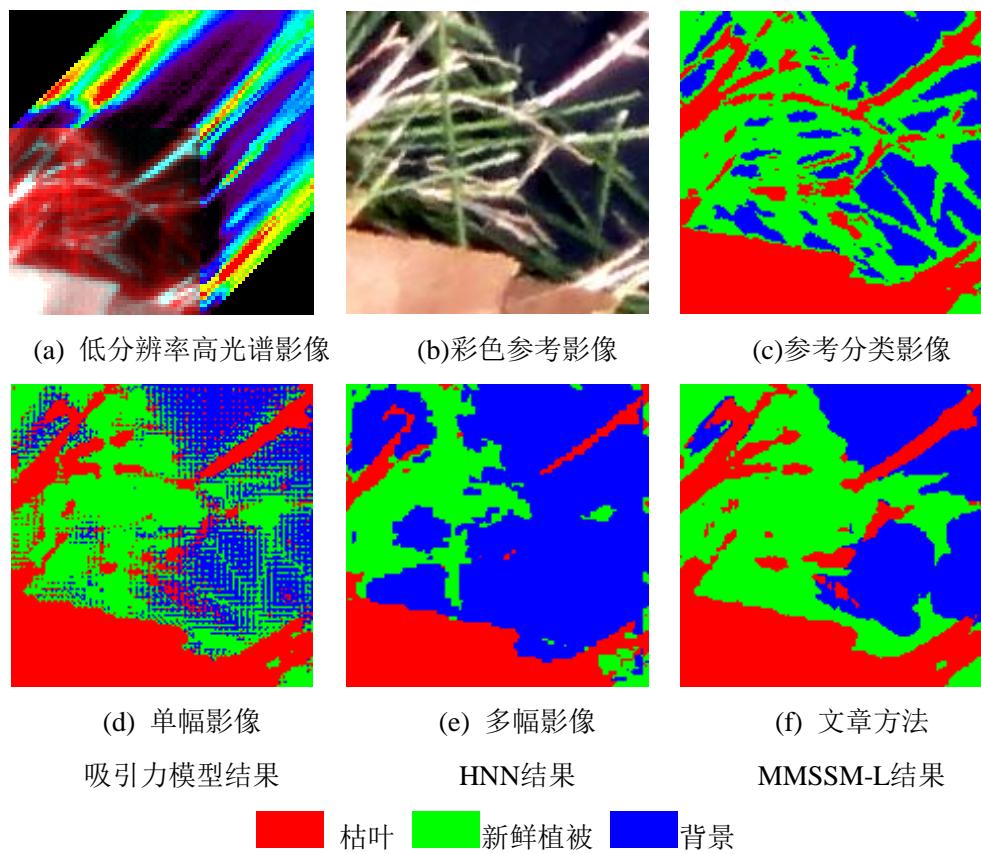


图 9 基于多偏移影像亚像元定位方法结果

表 3 ARTMAP 网络模型方法精度统计

Accuracy	基于单幅影像		基于多偏移影像	
	吸引力模型	HNN	MMSSM-L	
PCC	71.60%	63.99%	77.16%	
Kappa	0.566	0.479	0.653	

4 基于空间自相关 BP 神经网络的遥感影像亚像元定位

提出了一种基于空间自相关 BP 神经网络的亚像元定位方法，将空间自相关概念引入亚像元定位中，利用 BP 神经网络获取初始亚像元定位结果，并使用空间自相关函数对定位结果进行约束和改进。传统的基于 BP 神经网络的亚像元定位方法仅考虑了地物在像素级的空间关系，并未考虑地物在亚像元级的空间关系，其结果并不完全符合空间相关性假设。空间自相关函数 Moran's I 能够在亚像元级上调整亚像元的位置，顾及了亚像元的空间关系，从

而改善亚像元定位的结果。研究成果已发表在测绘学报上^[10]。

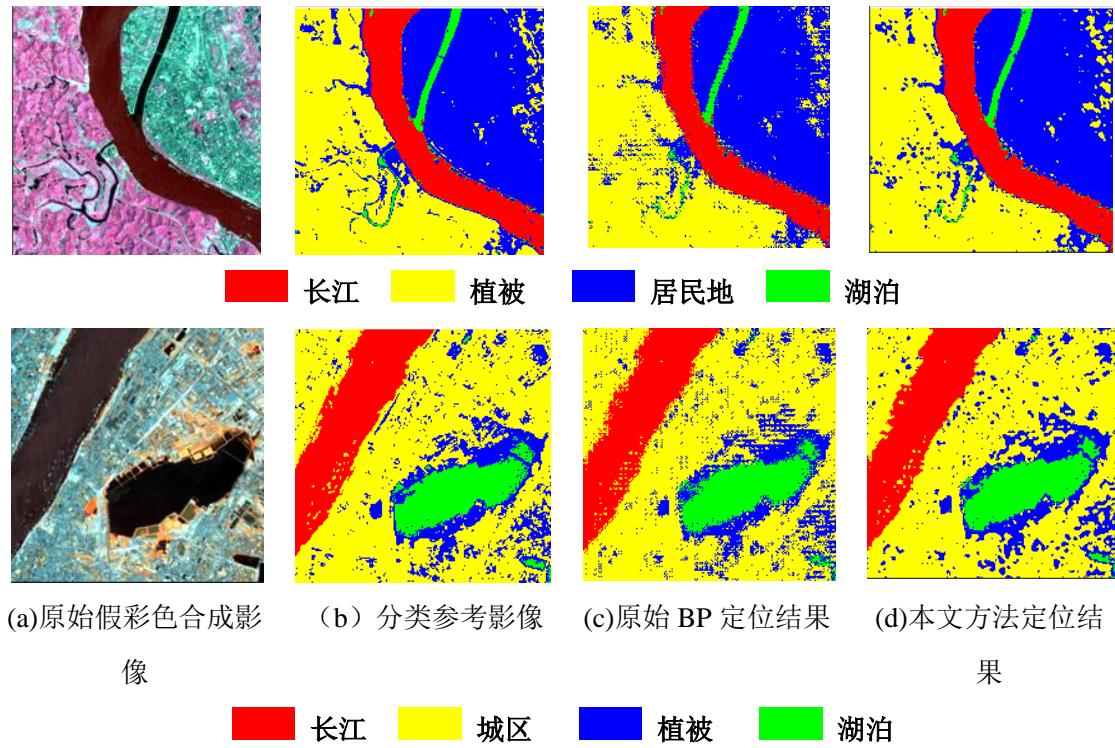


图 10 BPM 定位方法结果示意图

表 4 实验影像精度统计

	实验影像 1		实验影像 2	
	原始 BP 模型	基于 Moran's I 的 BP 模型	原始 BP 模型	基于 Moran's I 的 BP 模型
PCC	91.713%	93.300%	86.932%	89.260%
Kappa	0.8701	0.8950	0.7809	0.8199
PCC'	71.888%	77.273%	71.666%	76.713%
Kappa'	0.5622	0.6460	0.5072	0.5950

5 高光谱影像混合像元分解一站式处理

影像数据位于江苏省常州市夏桥的一个农场影像，获取于 1999 年 9 月，传感器为机载扫帚式成像光谱仪（Pushbroom Hyperspectral Imager, PHI），本次飞行航高为 2000m，地面空间分辨率 3m；波长范围在 0.42-0.85 μm ，光谱分辨率 5nm，共有 80 个波段数据。实验区的经度 $119^{\circ}22'11''$ ，纬度是 $31^{\circ}41'44''$ 。主要地物类型有道路、水体、水稻、菜地等。为减少计算量，从中截取了大小为 346×512 像素的一块区域进行实验。首先对实验影像进行混合像元分解，其结果如下图所示。

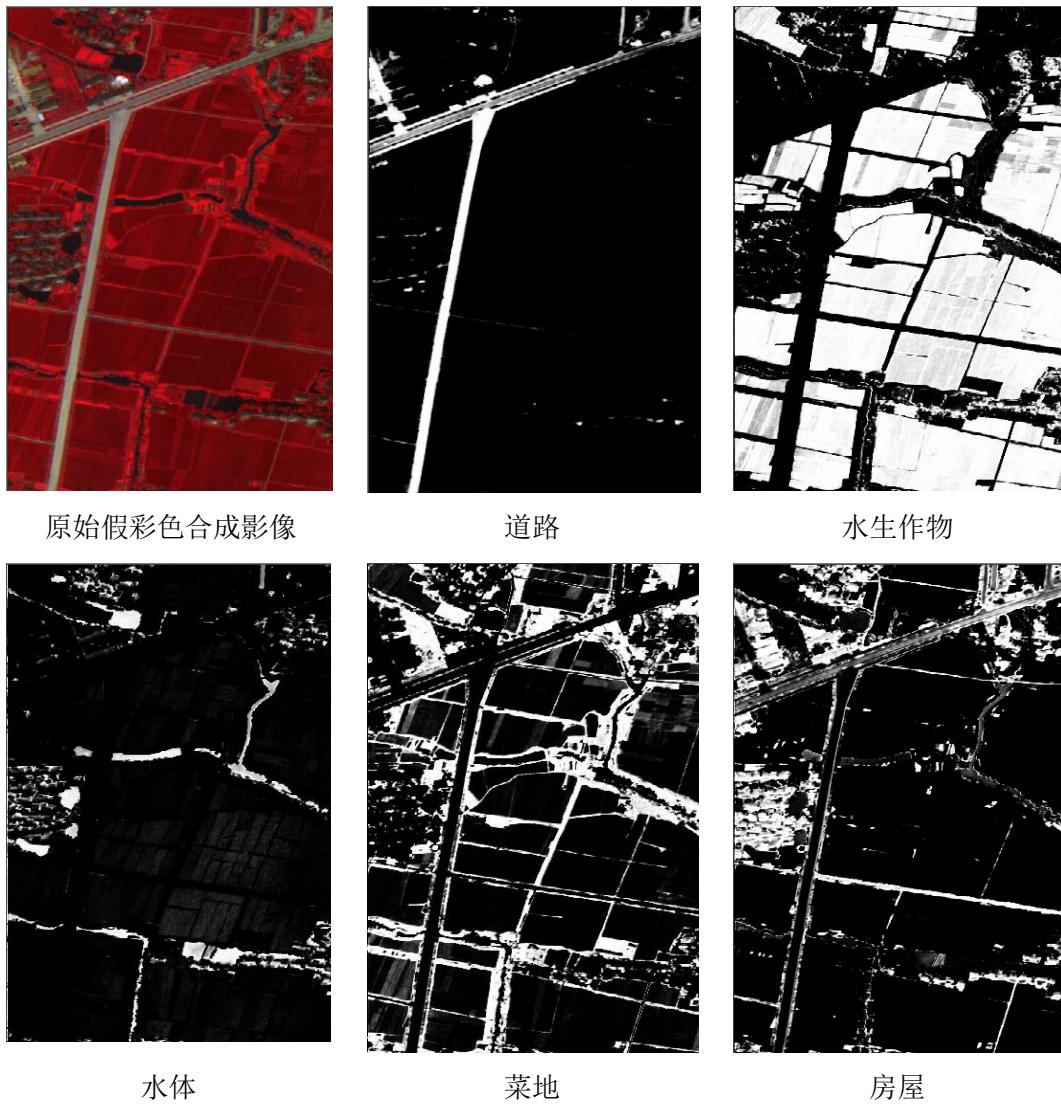


图 11 实验影像光谱分解结果

然后对分解结果进行亚像元定位得到结果影像，其分辨率相对原始影像的提升倍数为 4。



图 12 实验影像亚像元定位结果

8.5 发展前景

亚像元定位技术可以应用于利用中低分辨率的卫星遥感数据进行地物面积估计和变化检测等方面，不仅克服影像空间分辨率上的限制、提高目标探测精度，而且有助于揭示目标的形状、尺寸等空间特征信息，使由于像元混合严重而导致的错分、误分现象得到缓解，而且为进一步利用目标的空间特征进行分类和识别提供有利的前提条件。在实际中，亚像元定位技术也可以应用到植被变化、水质调查、环境监测、气候变迁、灾害分析等方面。

8.6 相关资料

8.6.1 入门资料

- [1] 张良培, 张立福 高光谱遥感[M], 武汉: 武汉大学出版社, 2005。
- [2] 混合像元自动分解及其扩展模型研究, 吴波博士论文, 武汉大学, 2006。
- [3] 基于神经网络的混合像元分解与亚像元定位研究, 吴柯博士论文, 武汉大学, 2008。
- [4] P. M. Atkinson, Z. Kemp, "Mapping sub-pixel boundaries from remotely sensed images", *Innovations in GIS IV*, Taylor and Francis, pp. 166 - 180, 1997.

8.6.2 参考文献

- [1] K. C. Mertens, *et al.*, "Using genetic algorithms in sub-pixel mapping," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 24, pp. 4241-4247, 2003.
- [2] ATKINSON, *et al.*, *Sub-pixel target mapping from soft-classified, remotely sensed imagery* vol. 71. Bethesda, MD, ETATS-UNIS: American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 2005.
- [3] G. Yong, *et al.*, "Development and Testing of a Subpixel Mapping Algorithm," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 47, pp. 2155-2164, 2009.
- [4] M. W. Thornton, *et al.*, "Sub-pixel mapping of rural land cover objects from fine spatial resolution satellite sensor imagery using super-resolution pixel-swapping," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, pp. 473-491, 2006.
- [5] M. W. Thornton, *et al.*, "A linearised pixel-swapping method for mapping rural linear land cover features from fine spatial resolution remotely sensed imagery," *Computers & Geosciences*, vol. 33, pp. 1261-1272, 2007.
- [6] G. M. Foody, *et al.*, "Super-resolution mapping of the shoreline through soft classification analyses," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2003. IGARSS '03. Proceedings. 2003 IEEE International*, 2003, pp. 3429-3431 vol.6.
- [7] Liangpei Zhang, Ke Wu, Yanfei Zhong, Pingxiang Li; A new sub-pixel mapping algorithm based on a BP neural network with an observation model , *Neurocomputing*, vol. 71, no. 10-12, pp. 2062-2054, 2008.
- [8] Y. Zhong and L. Zhang, "Remote sensing image sub-pixel mapping based on adaptive differential evolution," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B, Cybern.*, vol. 42, no. 5, pp. 1306–1329, Oct. 2012.
- [9] Xiong Xu, Yanfei Zhong, Liangpei Zhang, Hongyan Zhang, "Sub-Pixel Mapping Based on a MAP Model with Multiple Shifted Hyperspectral Imagery", *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, DOI: 10.1109/JSTARS.2012.2227246.
- [10] 许雄, 钟燕飞, 张良培, 李平湘 基于空间自相关 BP 神经网络的遥感影像亚像元定位, *测绘学报*, vol. 40, no. 3, 2011。

9 基于内容的遥感影像自动检索

9.1 概述

人类在近几十年,尤其是在发射第一颗人造卫星之后,已经积累了大量的遥感影像数据。这些数据中包含了大量信息和知识。在如此海量的影像数据库中搜索自己需要的数据需要一套高效、准确地检索系统。检索遥感影像,我们可以借助影像获取的时间、地点、数据本身特点(比如数据种类、分辨率等)。然而,很多时候,人们的检索标准不是这样精确的,比如我们要检索湖北省内所有飞机场的影像。这样的检索就是基于内容的检索。

9.2 研究意义

我们可以用 Google Image 来类比。传统上,Google Image 是利用图像的注释,或者图像所在的上下文进行检索。这在遥感影像检索当中是不可能的。因为遥感影像的判读、解译和标注需要专业人员的长期工作。而人类所获取的所有遥感影像,经过了人工判读的不到 10%。另外,由于很多用户的检索需求是我们无法预知的,事先定义的图像标注不能满足用户不断变化和不断增长的检索要求。这就需要我们的检索系统能够自动的根据用户提出的需求(通常是用户提交的一幅示例影像),自动搜索内容与之相关的遥感影像。

基于内容的遥感影像自动检索是一个集成了影像特征提取、基于影像特征的检索、机器学习以及用户反馈的系统工程。首先,通过图像处理的各种算法,我们提取可以描述遥感影像内容的特征,比如光谱特征(描述影像中地物的材料)、纹理特征(描述地物的空间分布)、几何特征(描述单个地物的几何形状)等等。接下来我们再通过计算不同图像特征间的相似性,搜索数据库中与用户要求类似的图片。这样经过一次检索后的结果可能无法完全满足用户的需求,这就需要我们的检索系统能够接收用户的反馈信息,告知系统结果中哪些是符合要求的,以改进检索结果。

9.3 典型应用

ESA 的 KIM 系统 [1-4]

我们这里举欧洲太空局(ESA)的 KIM (Knowledge Driven Information Mining)系统的例子。

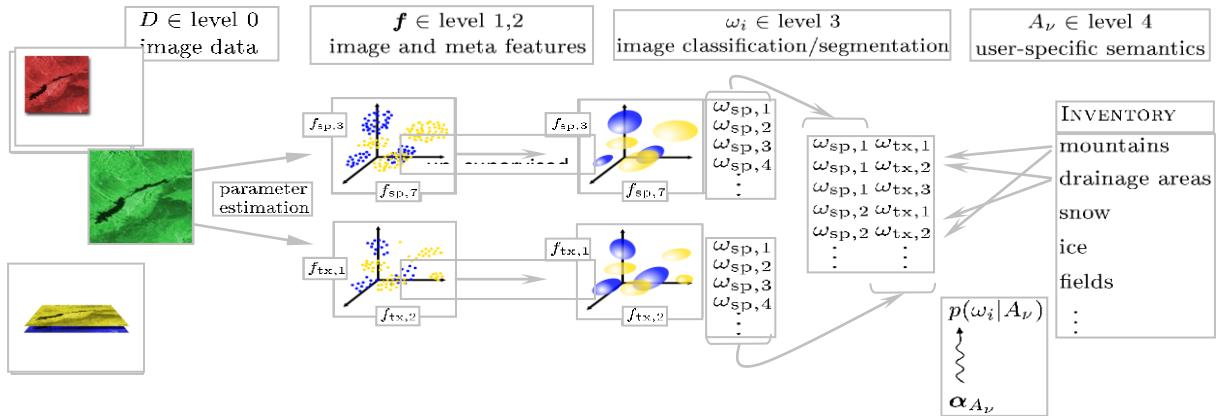


图 1 - KIM 系统通过分层结构来描述图像的内容

KIM 系统利用分层 Bayes 模型对图像内容进行描述极检索。

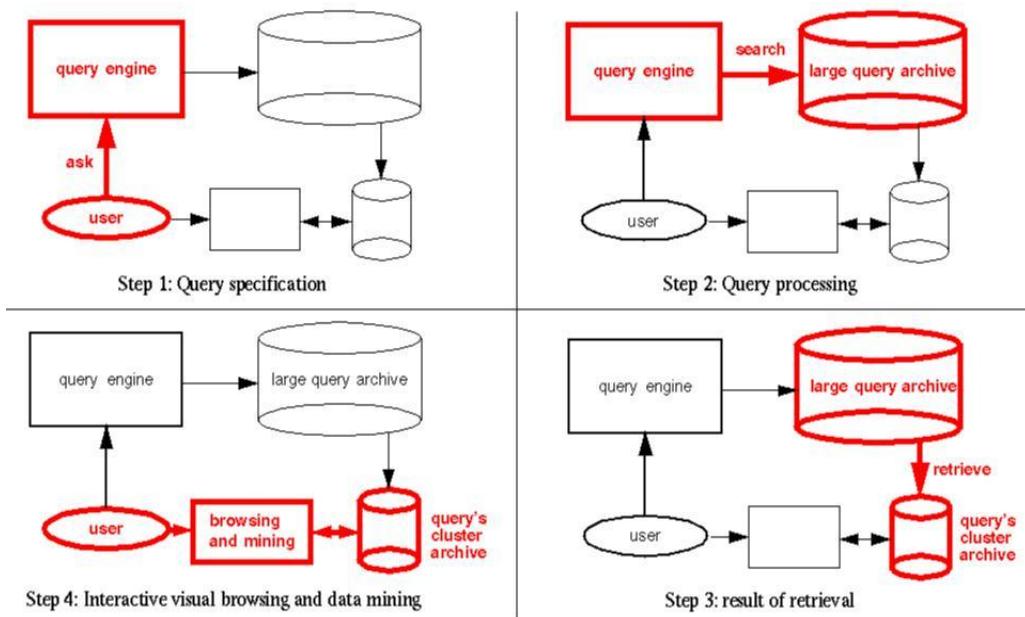


图 2 - KIM 系统的工作流程。

图 2 显示了 KIM 系统的工作流程。第一步，用户指定查询要求；第二步，系统通过计算图像特征的相似性查找图像；第三步，将检索结果返回给用户；第四步，用户浏览结果并反馈。

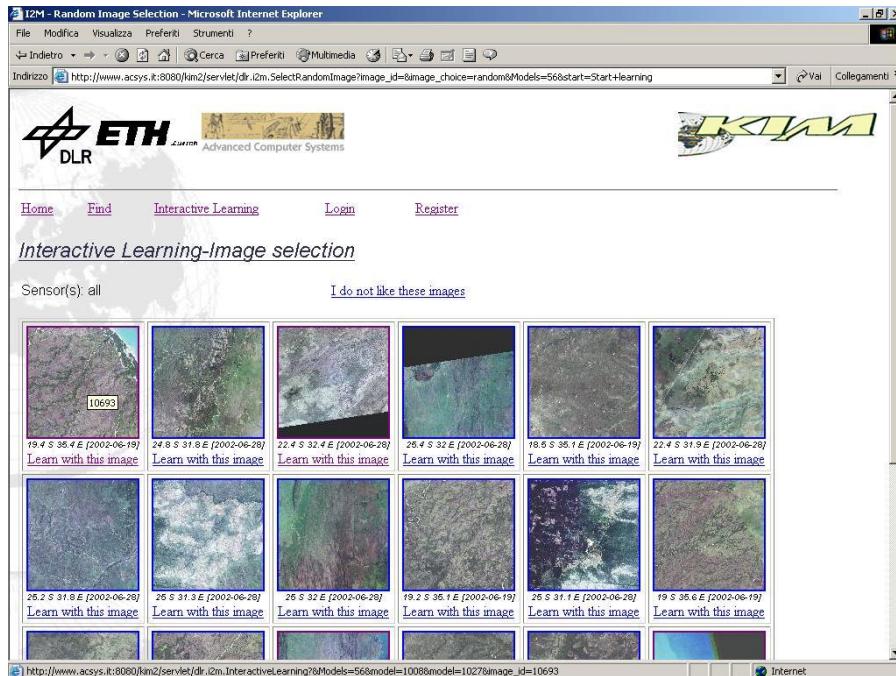


图 3 - KIM 系统的初始图像。

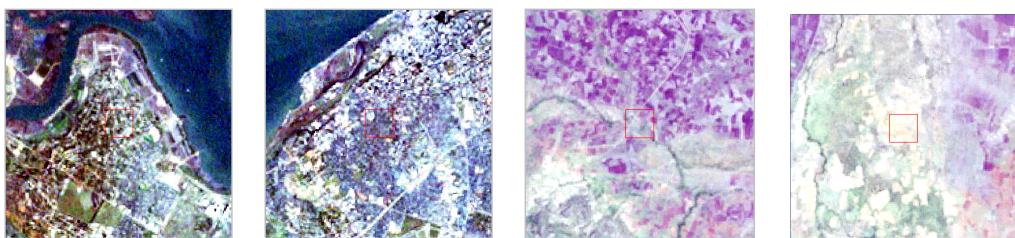


图 4 - KIM 检索出的含有城市的 LandSat TM 影像

首先, KIM 系统随机挑选一些影像的例子 (如图 3 所示) 供用户选择。如果用户对其中的某副图像感兴趣, KIM 将在数据库中检索出与其类似的所有图片 (见图 4)。如果用户没有感兴趣的图片, 可以重新生成。

9.4 已取得的研究成果

9.4.1 不同分辨率遥感影像检索

KIM 系统作为首批比较成熟的遥感影像检索系统之一, 受到了世界的广泛关注。然而我们也应该注意到, KIM 系统每次检索, 都是针对某一特定传感器的。也就是说, 每次被检索和检索出的图像的空间分辨率都是一样的。针对不同分辨率遥感影像的检索问题, 我们小组提出特征分辨率不变的概念, 并由此解决了如何比较从两幅不同分辨率图像上提取的特征的问题。

我们主要提出了两条解决途径:

- (1) 将从图像中提取的特征转换成地物的真实物理特征。我们提出了计算遥感影像中

地物的特征尺度的算法。我们将从图像中提出的物体的尺度（由多少像素来度量）转换成其对应的地物的尺度（由多少米来度量）。不论图像的分辨率如何变化，这个特征尺度都是不变的（见图 5）。这样，我们就可以比较从不同分辨率的图像上提取的特征了。

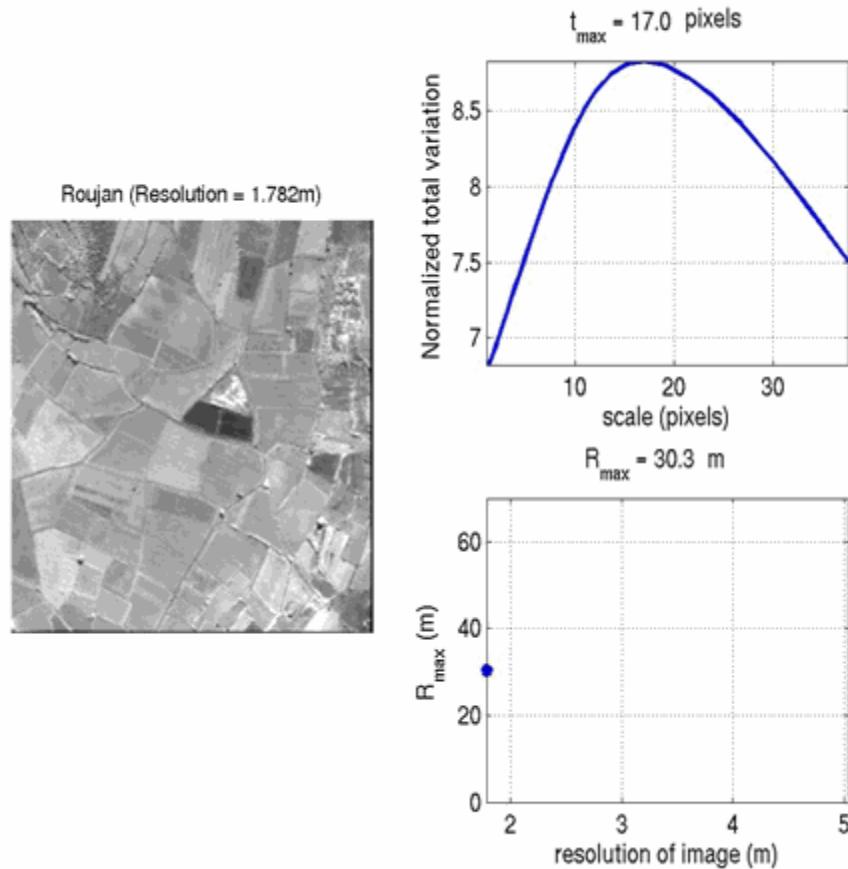


图 5 - 在同一农田地区不同分辨率影响上计算的特征尺度。左边为遥感影像机器分辨率，右下角为其特征尺度。无论图像分辨率怎么变化，其特征尺度都在 30 米左右。

(2) 实现不同分辨率图像特征的转换。我们从分辨率不变的数学表达式出发，可以将图像特征从一个分辨率转换到另一个分辨率，从而比较两幅不同分辨率图像的特征，以检索不同分辨率的遥感影像。

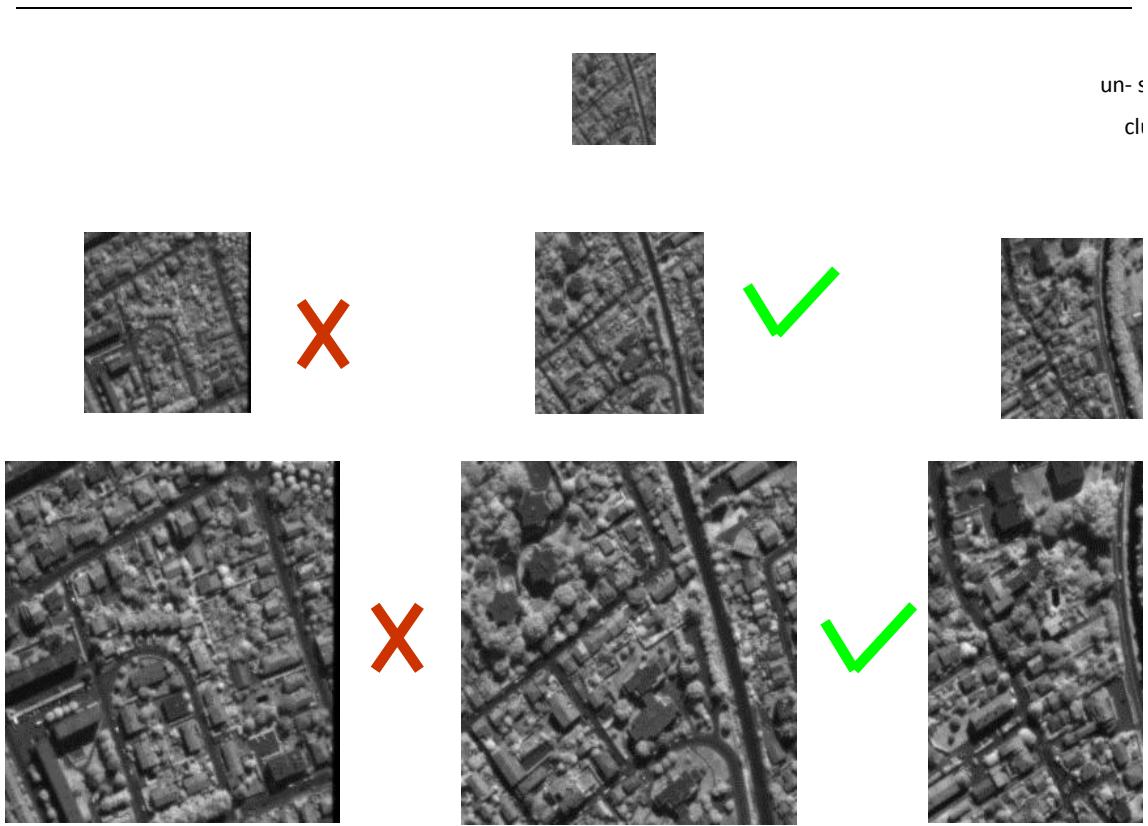


图 6 - 基于特征转换的不同分辨率遥感影像检索。我们希望通过比较图像的特征，在下面六幅图中，找出与最上面那一幅一样的影像。

9.4.2 尺度自适应遥感影像分割及几何特征提取

我们利用 FLST (Fast Level Set Transformation)这一工具 (图 7)，找出每个象素所在的对比度最大的对象，从而将遥感影像进行尺度自适应的分割。我们再提取每个分割区域的几何特征 (面积、周长等，见图 8)。

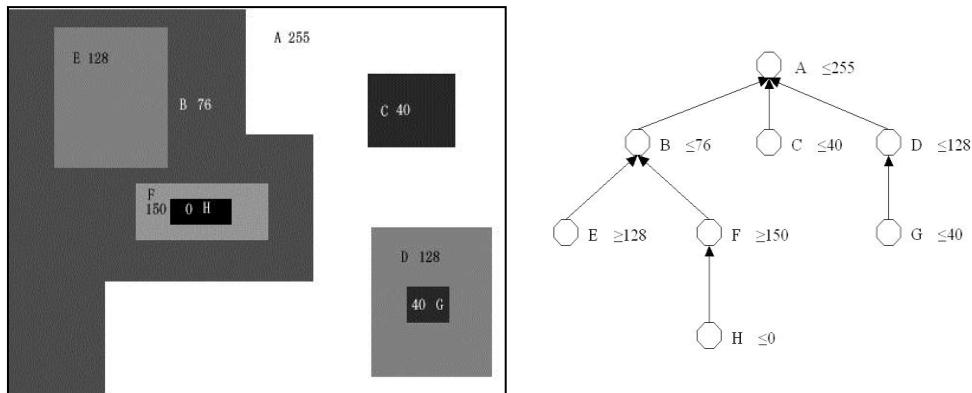


图 7 - FLST 将一幅图像(左)用书形结构表示(右)

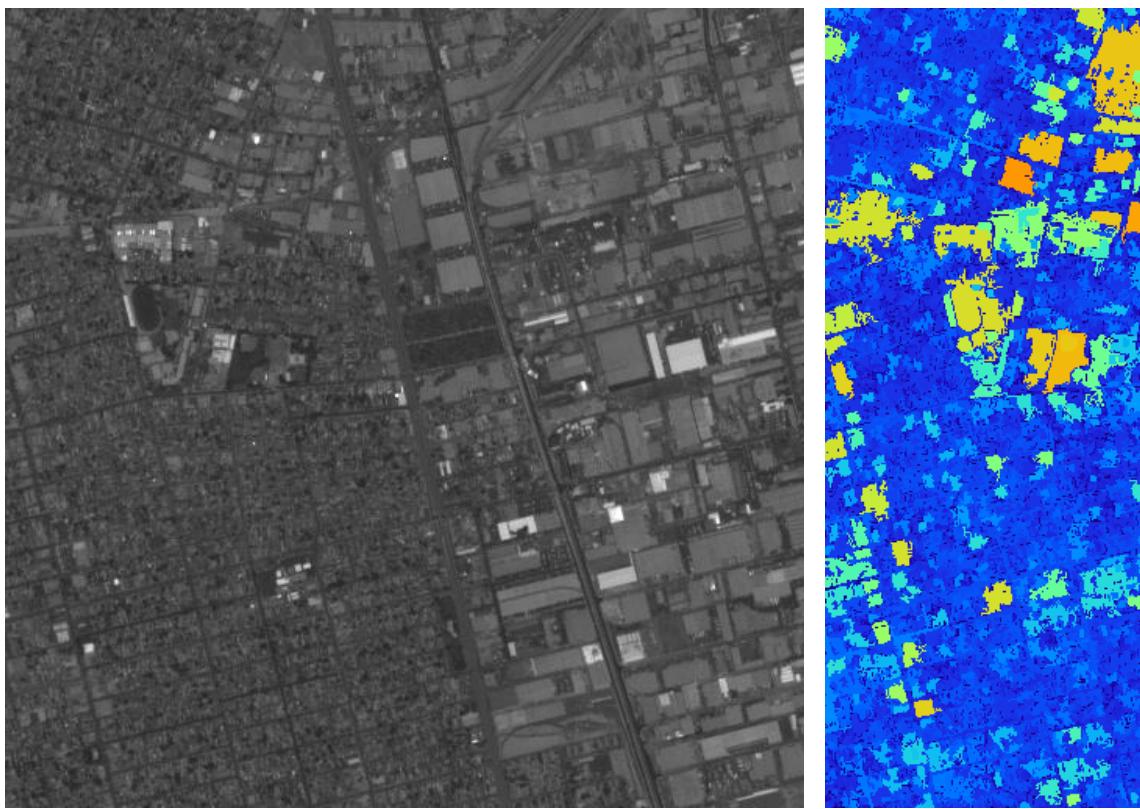


图 8 - 左: 一幅 SPOT5 (5m)的影像; 右: 分割后计算的每个区域的尺度

9.4.3 基于区域级语义特征的遥感影像检索

传统的基于内容的影像检索技术利用影像的底层特征（光谱、纹理、形状等）实现影像间的相似性匹配。然而，用户视觉感知这类高层语义与底层影像特征之间存在着的“语义鸿沟”，在一定程度上影响了基于内容的影像检索技术的检索精度。针对这一问题，我们在区域级底层特征的基础上，挖掘影像中隐含的高层语义，利用该特征进行影像检索，达到缩小“语义鸿沟”的目的。图 9 中展示了 A、B 两幅影像，及 A、B 影像中海洋区域对应的语义特征。图 9 中的 A、B 影像虽然都包含海洋区域，但是其邻接地物分别为居民地和植被，因而对应的语义含义也不相同，图 9(c)中展示的两种语义特征就能够很明显地将这一差异区分出来。

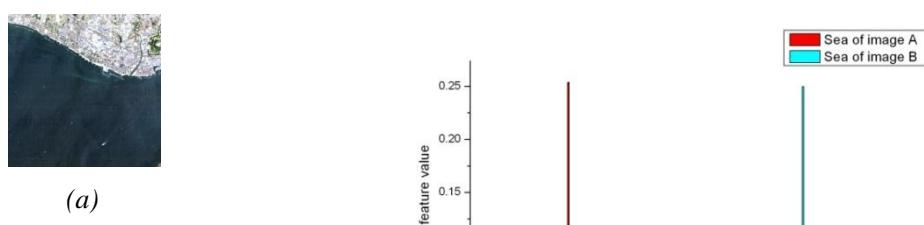




图 9-(a) 原始影像 A; (b) 原始影像 B; (c) A、B 影像中海洋区域对应的语义特征

9.5 发展前景与就业领域

文本检索、图像检索等传统检索技术已经显示出极大的应用价值，成为互联网时代发展最为迅速的信息技术之一。Google、微软、百度等国内外一流 IT 企业无不将检索技术作为优先发展的方向。基于内容的检索技术与人类认知更加一致，在遥感影像检索等领域具有重要意义。本方向研究生可胜任相关 IT 企业、研究机构的工作。

9.6 入门资料推荐

- [1] M. Datcu, K. Seidel, M. Walessa, "Spatial Information Retrieval From Remote Sensing Images: Part I. Information Theoretical Perspective", IEEE Tr. on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 36, pp. 1431-1445, 1998.
- [2] M. Datcu, K. Seidel, G. Schwarz, "Elaboration of advanced tools for information retrieval and the design of a new generation of remote sensing ground segment systems", in I. Kanellopoulos, editor, Machine Vision in Remote Sensing, Springer, pp. 199-212, 1999.
- [3] M. Schröder, H. Rehrauer, K. Seidel and M. Datcu, "Interactive Learning and Probabilistic Retrieval in Remote Sensing Image Archives", IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, pp. 2288--2298, 2000
- [4] - KIM Project page, <http://earth.esa.int/rtd/Projects/KIM/index.html>
- [5] Bin Luo, Jean-François Aujol, Yann Gousseau, Said Ladjal and Henri Maitre, "Resolution independent characteristic scale dedicated to satellite images", IEEE Trans. Image Processing Vol. 16, No. 10, pp. 2503-2514, October, 2007
- [6] Bin Luo, Jean-François Aujol, Yann Gousseau and Said Ladjal, "Indexing of satellite images with different resolutions by wavelet features", IEEE Trans. Image Processing Vol. 17, No. 8, pp. 1465-1572, August, 2008
- [7] Bin Luo, Jean-François Aujol and Yann Gousseau, "Local scale measure from the topographic map and application to remote sensing images", SIAM Multi-scale Modeling and Simulation, Vol. 8, No.1, pp. 1-29, September, 2009
- [8] Michael S. Lew, Content-based multimedia information retrieval: State of the art and challenges, ACM Trans. Multimedia Comput. Commun. Appl., vol. 12, pp. 1-19, 2006

-
- [9] Ritendra Datta and Dhiraj Joshi and Jia Li and James and Z. Wang, Image retrieval: Ideas, influences, and trends of the new age, ACM Computing Surveys, Vol. 40, No. 2, Article 5, April 2008.
- [10] Liu,T., Zhang, L., Li, P., Lin, H., 2012, Remotely sensed image retrieval based on region-level semantic mining, EURASIP Journal on Image and Video Processing, DOI:10.1186/1687-5281-2012- 4.

10 行星遥感

10.1 研究方向概述

深空探测是当今航空领域的前沿。火星是太阳系地球外测距地球最近的行星，火星探测是人类对未知太空探索的焦点之一。通过探索火星，研究火星的磁场，大气和气候，空间环境，地貌等内容，是实现人类建立第二家园和寻找地外生命等愿望的重要途径之一。目前由于科技水平有限，人类登上火星比较困难。但是，遥感技术是太空时代的一项高新技术，遥感影像可以全面，客观地记录星体表面综合景观的几何特征，利用遥感影像不仅可以获得火星表面景观的形态，分布特征组合，而且还可以提取物质成分和结构等信息，进而实现对地物的识别。因此，利用遥感数据来获取火星等的影像信息，对研究火星等行星表面的现状以及地质历史演化等有重要意义。

火星距离地球最近距离 5670 万公里，最远距离是 4 亿公里。20 世纪 60 年代，人类开展了火星探测活动。1960 年 10 月 10 号前苏联发射人类第一颗火星探测器 Marsnik-1，20 世纪前期前苏联发射了 7 个“火星”号探测器和 1 个“探测器”号行星探测器，美国发射了 6 个探测火星的“水手”号行星探测器和 2 个“海盗”号火星探测器。之后，苏联于 1988 年发射了 2 个“火卫一号”探测器，美国于 1996——1999 年相继发射了“火星全球探测器”、“火星探路者”号探测器和“火星气候探测器”、“火星极地登陆器”共 4 个火星探测器。21 世纪初期，火星探测达到了一个前所未有的高度，各国相继发射了“奥德赛”、“火星快车”、“勇气”号和“机遇”号、“火星勘测号”等火星探测器。

火星轨道侦察器(Mars Reconnaissance Orbiter, MRO)是美国国家航空航天局的 2005 年火星探测计划之一。这项计划的主要目的是将一枚侦察卫星送往火星，以前所未有的分辨率对火星进行详细考察，并且为往后的火星地表任务寻找适合的登陆地点，同时为这些任务提供高速的通讯传递功能。火星勘测轨道飞行器最主要的目的为寻找火星上是否有水存在的证据，并且收集火星大气与地理的特征。

MRO 提供了前所未有的空间和光谱分辨率，在上面搭载的 HiRISE (全色超高分辨率成像仪)提供了分辨率几近 0.25m 的全色影像，而 CRISM(成像光谱仪)提供了从 362 到 3920nm 共 544 个波段的高光谱影像，这两个传感器提供了互补的火星信息。综合利用它们的空间和光谱互补信息，有望得到关于火星的极具科学意义的成果。

10.2 研究意义

宇宙本身已成为科学思想的源泉。人类要想更深刻地认识和了解地球，不仅要系统研究其自身大气圈——水圈——生物圈——岩石圈内部的相互作用，同时应与其他行星的比较研究，对于地球早期地质历史，全球性气候，生态与环境演变都将有一个全新的认识。行星遥

感探测为开展这样大系统,大时间跨度的研究成为可能。行星表面没有水和植被,大气成分单一,有的行星无大气层,而地球自身有生命,水和植被,这些因素限制了遥感地质应用的效果。因此,有关遥感电磁波与表层物质相互作用机理研究,行星表面是较为理想的研究对象。此外,行星也是理想的天然试验场。可以从事有关物理,化学,生物,地质等一系列地球上不能进行的科学实验。行星遥感探测通过表面遥感制图,资源和能有勘察为从事这些活动提供支持。

地球上资源短缺,环境恶化以及呈几何级数膨胀的人口压力,迫使人类着眼于未来太空移民及宇宙资源和能源的开发和利用。人类的探索研究发现火星上存在巨大的资源。因此,研究火星等行星对人类社会的发展有很重要的意义。

通过火星探测能帮助人类研究太阳系及宇宙的起源,演变和现状。进一步认识地球环境的形成和演变,认识空间现象和地球自然系统之间的关系。因此,对火星的探测和开发具有十分重要的科学意义和经济意义。火星探测将是 21 世纪人类进行空间资源开发与利用,空间科学与技术创新的重要途径。

10.3 典型应用

目前利用火星遥感数据,得到的研究成果主要包括以下方面:火星的大气,气候,季节信息;火星矿物质分布信息;火星地表水冰分布及史前水循环信息;火星探测器着陆区信息。如 L'IPAG 及 OMEGA 小组的研究人员利用 OMEGA 传回的数据,对火星南极的季节性气候变化进行的分析,VE Hamilton 等利用 TES 获得的火星全球的矿物质分布图, Jean-Pierre Bibring 等利用 OMEGA 数据获取的较精细的火星矿物质分布信息。此外, Titus 等利用 THEMIS 数据在火星南半球及南极地区发现了暴露于地表的水冰利用 CRISM 的数据,分别在火星北部平原和 Nili Fossae 附近鉴定出了水合硅酸盐,为火星历史上存在水循环提供了证据。这些成果都发表在 Science 等顶端杂志上。

10.4 小组成果

火星轨道侦察器上总共搭载了 6 个传感器,分别为 CTX, MARCI, CRISM, MCS, SHARAD, HiRISE。其中 HiRISE (高分辨率图像科学试验相机) 由于其高分辨率 (0.25m) 可以提供火星上的峡谷,沟渠以及矿床的一些细节信息,如图 1 为的 HiRISE 影像,从中可以看到非常细节性的特征信息,但是 HiRISE 只包含全色波段,无丰富的光谱信息,而 CRISM (紧凑型勘测成像光谱仪) 作为一个高光谱的传感器,覆盖了可见光和近红外波段,对确定矿物非常有用。这两个传感器搭载在同一个遥感平台上,在同一时间对同一区域进行拍摄,得到同一区域地物不同的信息。如果结合利用这两个传感器提供的互补的信息,就可以对火星地物有一个更为深入的了解。

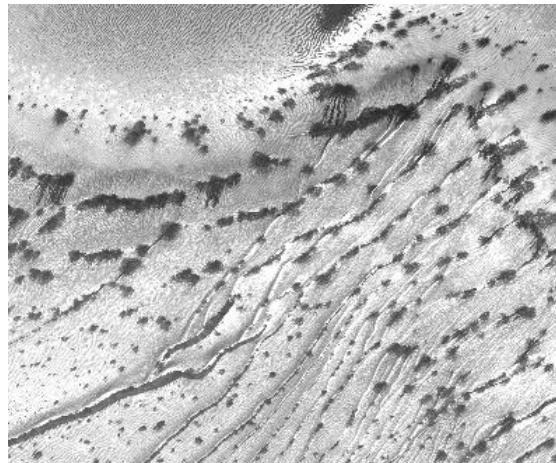


图 1 HiRISE 影像

而影像融合就可以充分利用数据间的互补信息。为了将 HiRISE 影像与 CRISM 影像进行融合，首先必须对两幅影像进行配准。由于火星遥感数据的大量性，有必要使用一套自动配准的方法。为了检验算法和理论，主要在火星的两个较为典型的热点研究区域进行实验。这两个区域蕴含着丰富的火星地表知识，并且是火星表面不可多得的拥有地面真实数据的地区。其中一个是位于火星南半球的 Russell 沙丘（如图 2 和图 3），覆盖着季节性的二氧化碳冰盖，每个火星春季冰盖都会融化，形成黑色斑点地貌。另外一个是位于火星赤道附近的大撞击坑 Gale 撞击坑（如图 4 和图 5），有高达 5000 米的岩峰，底部的层状结构可能是古老的沉积物，因此该区域被选定为火星科学实验室试验区，2012 年的“好奇号”探测车将在此次降落。



图 2 Russell 地区的 HiRISE 影像

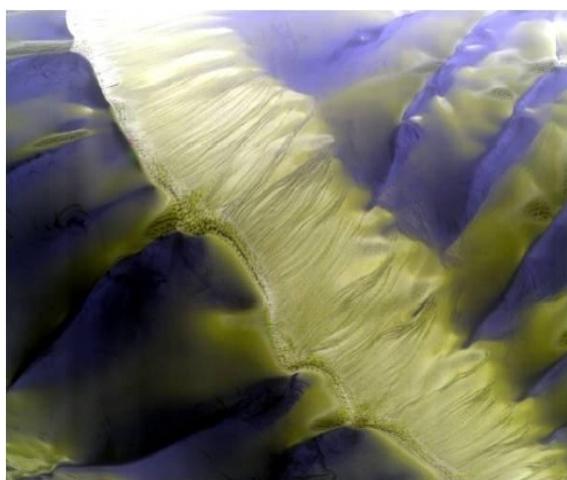


图 3 Russell 地区的 CRISM 影像

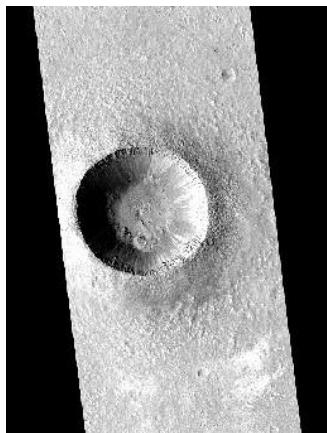


图 4 Gale 撞击坑的 HiRISE 影像

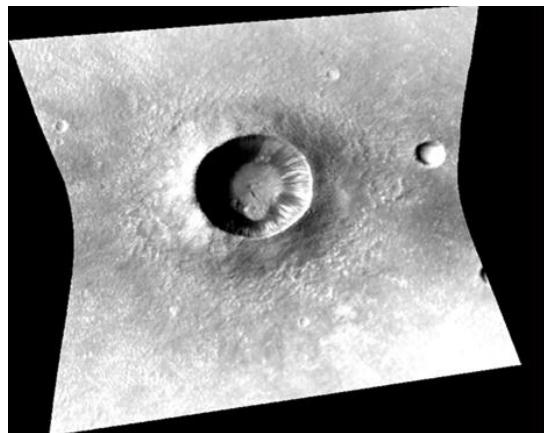


图 5 Gale 撞击坑经过地理校正后的 CRISM 影像

从图 2 和图 3 中可以明显地看到, 尽管两个传感器拍摄的地物是一致的, 但由于放置的姿态不一样, 并且传感器自身也带有一定的差异性, 两幅影像的姿态完全不一致。为了对这两幅影像进行精确的配准, 我们采取了一套从粗到精的配准方案。流程图如图 6。

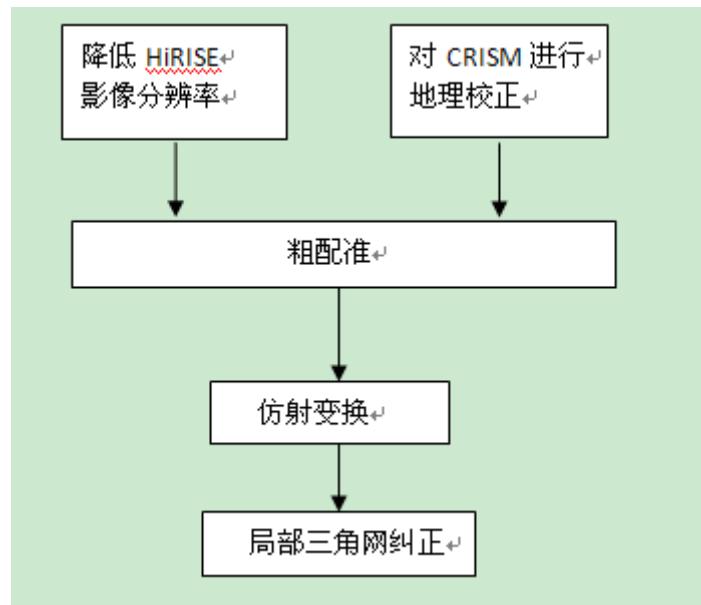


图 6 影像配准流程

为了使配准精度更为理想, 在配准之前, 利用辅助信息——地理信息来使两幅影像之间的变形变得更小是很有必要的。地理信息可以通过影像数据自带的星历数据获得。在进行地理校正之后, 利用 Fourier Mellin 算法得到两幅影像之间的大致旋转量和平移量进行第一步粗配准。Fourier Mellin 算法是相位相关法的扩展, 通过对影像进行傅里叶变化, 然后转入对极坐标空间之后分析两幅影像之间的互相关谱就可以获得两幅影像之间的大致的尺度, 旋转和平移因子。

经过 Fourier Mellin 的粗配准之后, 两幅影像的边缘影像叠加图如图 7 所示。其中红色的线表示的是 HiRISE 影像的边缘线, 绿色的线表示的是 CRISM 影像的边缘线, 黄色的线是重叠的红线跟绿线。

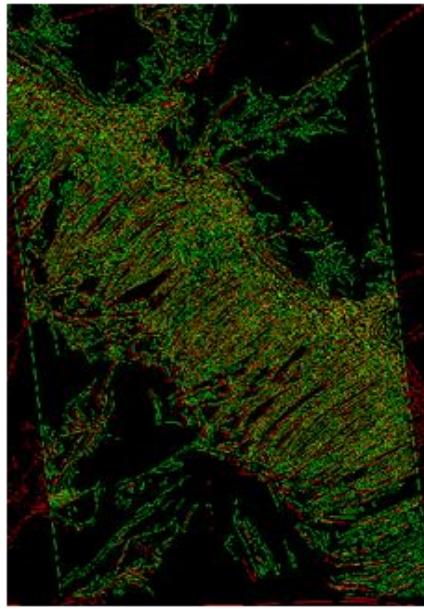


图 7 FM 粗配准边缘叠加图

从图中可以看到, 经过 FM 粗配准之后, 两幅影像之间的变形已经相当小。因此, 在粗配准之后的影像上, 同名点的位置是十分靠近的。在第二步配准中, 首先在 HiRISE 影像上寻找特征点, 对于每个特征点, 在 CRISM 影像上相同位置附近通过相似性测度寻找同名点, 然后利用仿射变换进行纠正。由于两幅影像之间的变形不仅仅是仿射变换, 因此仿射变换之后还需要有第三次精配准, 精配准中还是重复第二步中寻找同名点的步骤, 但是选择局部三角网进行纠正。经过这一套由粗到精的配准, 最后达到了一个理想的配准精度。

为了对配准结果进行评价, 对配准之后的两幅影像进行相关性分析, 得到图 8 和图 9。从图中可以看到, 大部分区域的相关系数都在 0.5 以上, 逼近 0.8。目视观测影像配准精度应该在 1 个像素范围之内。

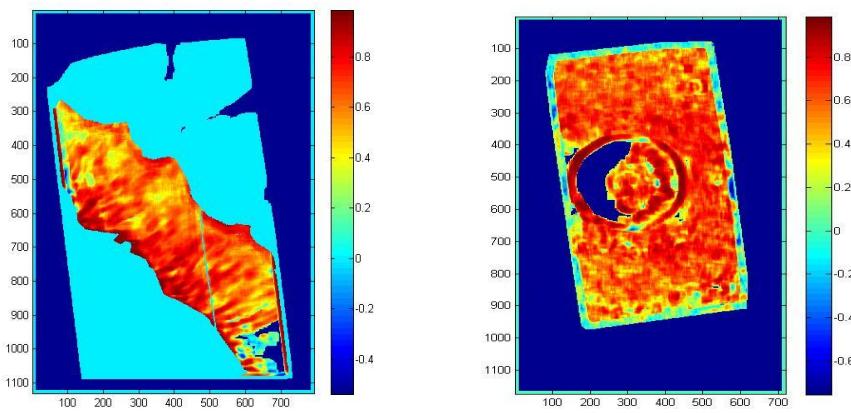


图 8 Russell 沙丘配准结果

图 9 Gale 撞击坑配准结果

由于配准结果比较理想, 可以将 CRISM 提高分辨率之后与 HiRISE 影像进行融合, 得到高分辨率上的融合结果, 如图 10 为 Russell 在 5m 分辨率上的融合结果, 图 11 为 Gale 撞击坑在 5m 分辨率上的使用 Gram-Schmidt Spectral Sharpening 做的融合结果。可以看到这个结

果既具有比较高的分辨率（与 CRISM 影像相比），又具有高光谱信息，利用这个数据进行分析有望得到关于火星的更为丰富和详尽的信息。

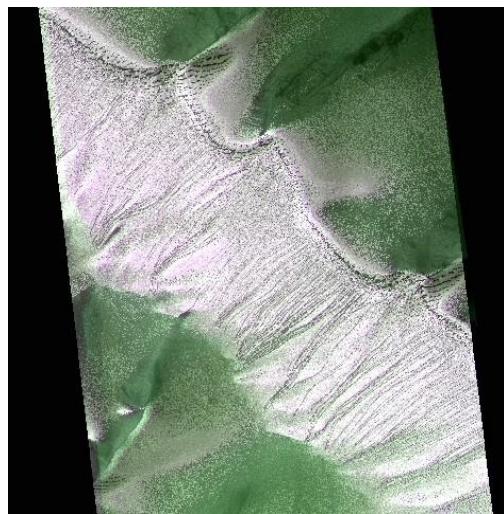


图 10 Russell 融合结果

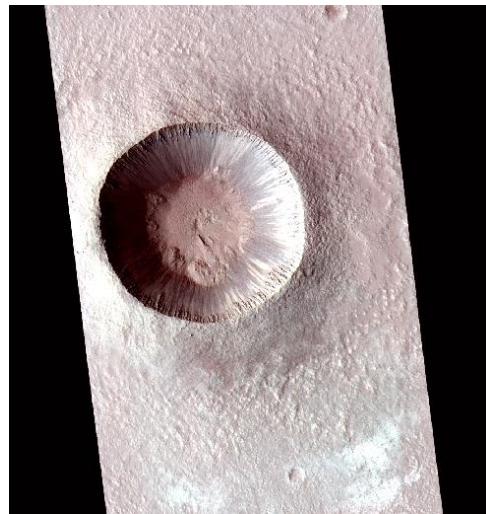


图 11 Gale 撞击坑融合结果

10.5 本方向发展前景

亘古以来，人类对于外太空的猜想和探索就一直没有停止过。在科技日渐发达的今天，这种探索不仅仅代表着人类的好奇心，也是解决随着经济日益发展带来的资源紧张的问题的途径，同时也可以帮助人类更好地理解地球。对于太空的探索也早就已经成为各国综合实力的较量，不论是在欧美各国还是我国，在深空探测方面都有着广阔的前景。

10.6 入门资料推荐

- [1] 贾永红 数字图像处理 武汉大学出版社 2011.
- [2] 张剑清 摄影测量学（第二版） 武汉大学出版社.
- [3] 张良培，张立福，高光谱遥感，武汉大学出版社，2005.

11 遥感影像变化检测

11.1 概述

遥感影像变化检测是遥感信息科学的重要研究领域,是当前遥感数据分析处理技术的主要发展方向之一,遥感数据的周期性与灵活性为遥感影像变化检测技术的发展提供了有效保障。变化检测是指识别地物在不同时间下状态差异的过程。地表变化主要包括自然变化与人为变化,自然变化是指由植被生长引起的周期性物候变化,而人为地表变化通常具有不可逆性。根据对先验信息的依赖以及对检测结果的要求,可以将变化检测技术分为两类:监督变化检测与非监督变化检测。

监督变化检测是在已知地表变化类型的条件下对目标区域进行变化检测的过程。在监督变化检测的结果中,不仅包含变化区域信息,还包含了变化类别信息(即由A类变化至B类),如图1。变化类别信息的判别需要具备先验知识,根据具体情况的不同,对先验知识的要求也不同,本例中包括六类变化类别先验信息。

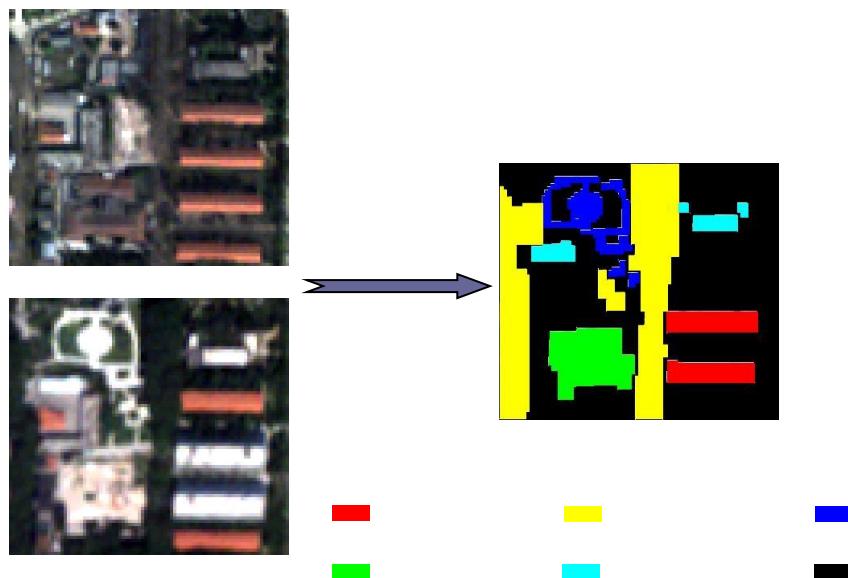


图1 监督变化检测

非监督变化检测是指在不需要先验条件的变化检测方法,检测只须获取变化地表的区域信息,如图2。其中,白色区域为变化区域,黑色为未变化区域。

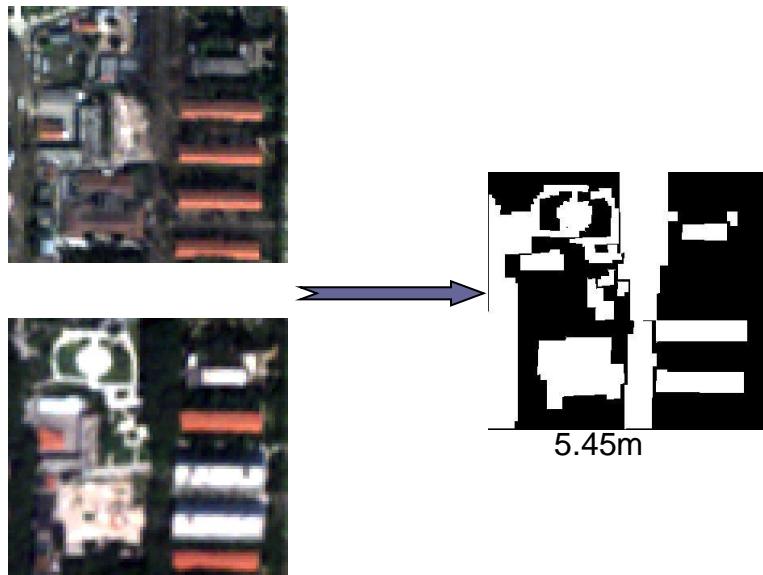


图 2 非监督变化检测结果

随着遥感卫星的发展，遥感数据类型增多，多源遥感影像变化检测面临巨大的机遇与挑战。综合利用多种遥感数据检测地表变化，不仅能充分利用各种数据的优势（如：高光谱影像的光谱信息，高分辨率影像的空间信息，雷达成像不受云雨遮蔽的影响等），还能规避风险，防止天气状况与卫星故障等突发情况对检测工作的影响。其难点在于：多源遥感影像的光谱、空间分辨率差异，影像特征差异等。

11.2 研究意义

变化检测技术通过分析同一地区不同时期获取的遥感影像，提取它们在光谱特征及空间结构特征上的差异，从而得到该地区的地表变化信息。根据已获取的地表变化信息，将其转化为知识，可为国民经济及国防建设等领域做出相应的、准确的、快速的决策提供丰富且有益的辅助信息。

11.3 典型应用

变化检测技术的发展使其广泛应用于国民经济及国防建设的诸多领域，其中主要包括环境监测、土地覆盖与利用调查以及城市发展规划、灾害评估等。

环境监测：利用气象卫星获取大气数据，对其进行预处理，针对数据特征及应用目的选择变化检测方法进行数学处理，得到大气差异影像，为大气环境监测提供必要的数据支持。

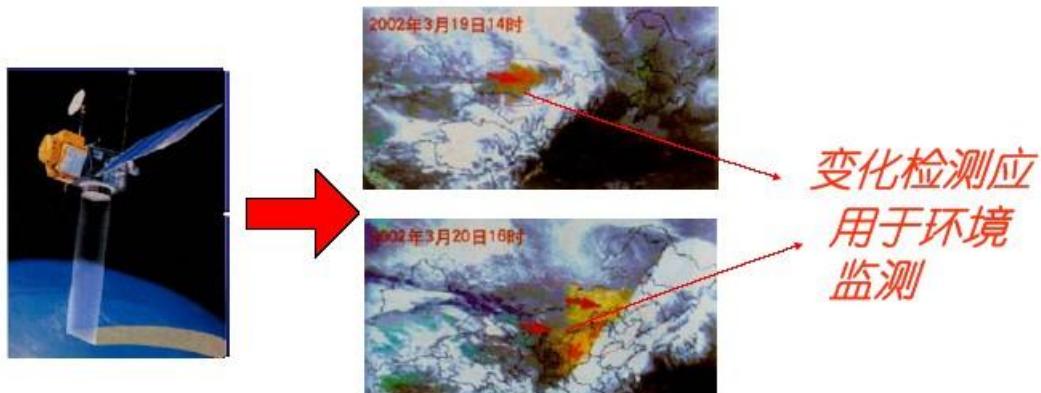


图 3 环境监测

土地覆盖与利用调查: 利用卫星对某地区土地利用状况的动态变化进行定期监测, 获取地面观测数据, 利用相应的变化检测技术提取各种地表变化特征(植被指数, 水体指数和土地覆盖指数等), 为区域土地利用状况、土地生产力监测以及土地环境条件检测等提供决策辅助数据。



图 4 土地覆盖与利用监测

城市发展规划: 随着城市化进程的加快, 及时有效的城市监管显得尤为重要。传统的依靠实地勘察的方式效率低下, 而利用遥感影像观测范围大、精度高、实时性强等特点, 结合多时相遥感影像与现有规划数据, 可以快速有效地发现城市中的变化地物, 为监管部门提供数据支持, 提高工作效率。

灾害监测与评估: 利用遥感影像变化检测技术对受灾地区进行全面、宏观的了解, 并根据相关参数进行损失评估, 可为灾害救援工作提供决策依据, 在最大程度上减少灾害对国民生活及社会经济建设造成的损失。

11.4 已取得的研究成果

11.4.1 同源影像变化检测

(1) 基于 MRF 模型的多波段变化检测方法

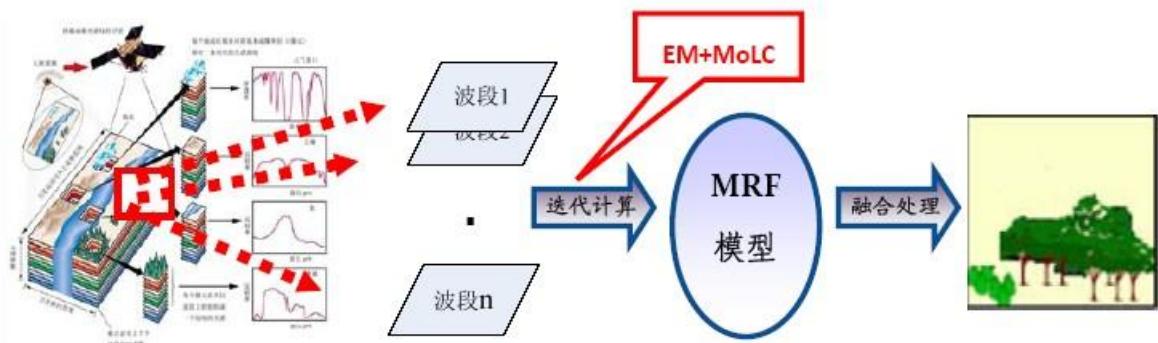


图 5 基于 MRF 模型的多波段变化检测方法

(2) 基于 K-S 检验的面向对象高分辨率影像变化检测

为了适应高分辨率遥感影像空间分辨率的提高，避免“同质异性”对影像分析的影响，我们提出了用面向对象的影像处理方式进行变化检测。与传统的基于像素的方法不同，面向对象的变化检测通过加入影像分割的步骤，将相邻同质像素看作一个整体（即对象），并以对象作为基本单位，进行后续变化检测分析，处理流程如下：

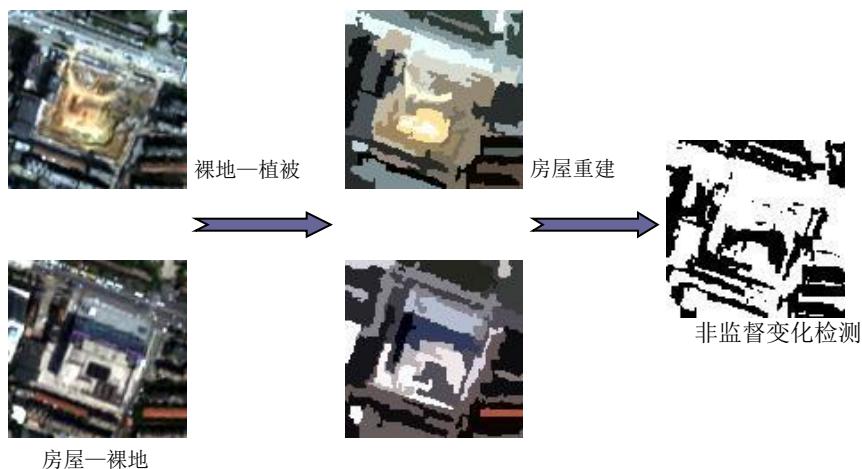
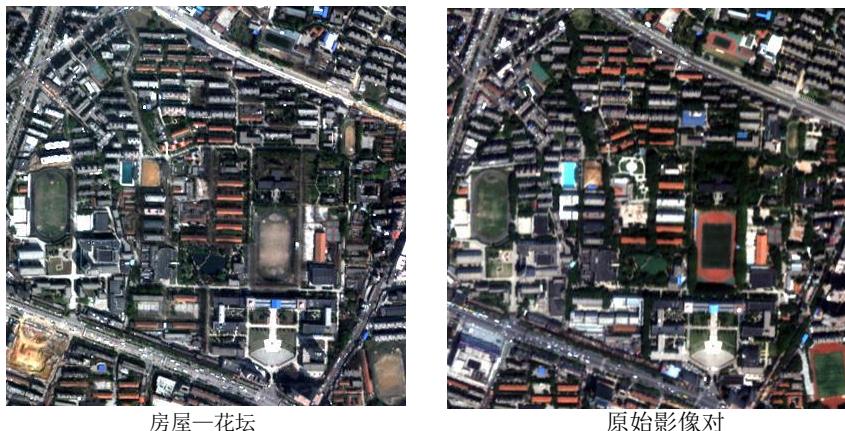


图 6 面向对象的变化检测处理流程

该方法引入了统计学中的非参数概率分布检验 K-S 检验法 (Kolmogorov-Smirnov test) , 依次对分割后的多时相影像中的每一对对象进行分析, 统计其所属像素在原始影像对中的光谱差异, 通过阈值判断该对象的变化情况。图 4 所示为利用 QuickBird 多光谱影像, 对武汉大学信息学部及其周边区域于 2002 年至 2005 年间的变化检测结果。

原始影像对：



变化检测结果：



图 7 基于 K-S 检验的面向对象高分辨率影像变化检测结果

基于 K-S 检验的面向对象高分辨率影像变化检测方法，采用了面向对象的影像处理方式，充分利用了高分辨率遥感影像中的空间信息，并有效克服了“同质异性”现象对变化检测结果的影响，避免了“椒盐效应”的产生。同时，该方法运用统计分布检验法对分割后影像对进行变化检测，充分利用了各对象内部像素在原始影像中的光谱信息，有效提高了高分辨率遥感影像的变化检测精度。

(3) 基于遗传算法的面向对象的高分辨率变化检测

为了改善面向对象的高分辨率影像变化检测的结果，我们提出了运用遗传算法 (Genetic Algorithm) 进行变化检测的思想。针对分割后的影像差分结果，将所有对象的变化情况进行遗传编码，并计算各编码的适应度函数值，通过遗传迭代搜索最佳编码 (即适应度函数值最小的对象变化情况)，解码最佳编码，获取变化检测结果。具体算法流程如下：

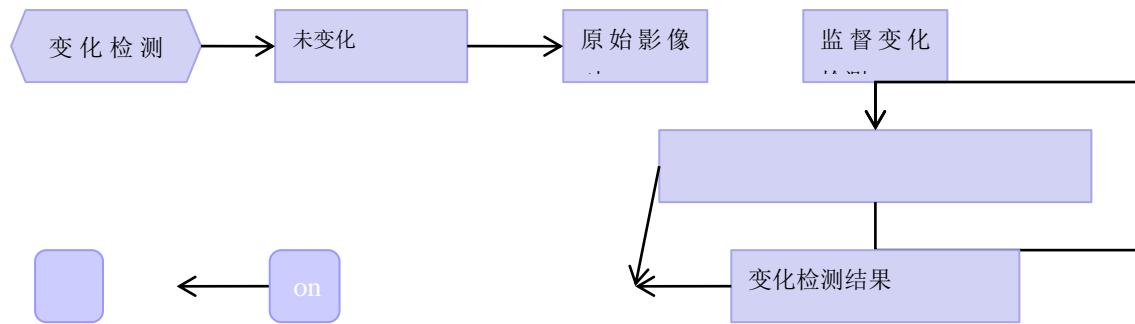


图 8 基于遗传算法的面向对象高分辨率影像变化检测处理流程

由于遗传算法的全局搜索性，在满足一定迭代次数时，该方法能获取较精确的二值变化检测结果。同样使用武汉大学信息学部及其周边区域的 QuickBird 影像数据，检测该区域于 2002 年 4 月至 2005 年 4 月之间的变化情况，结果如图 4 所示。



图 9 基于遗传算法的面向对象高分辨率影像变化检测结果

可以看出，该算法较之基于 K-S 检验的检测方法，能有效识别变化区域的尺度大小，并排除了子对象变化对于变化检测造成的影响（如：道路及停车场上的汽车），大大降低了高分辨率影像变化检测的误检率。

(4) 基于独立成分分析的高光谱变化检测

高光谱差值影像含有丰富的光谱信息，不光体现在波段的数量上，还体现在光谱特征结构上。为了充分利用高光谱遥感影像的高维信息，我们提出了基于独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)的高光谱变化检测方法。基于独立成分分析的变化检测方法通过对高光谱差值影像使用基于偏斜度的独立成分分析，分离出差值影像中的独立成分，并根据理论分析和实验证明了差值影像中的独立成分实际上是每一种地物在两个时相间所发生的变化。具体的算法流程如下：

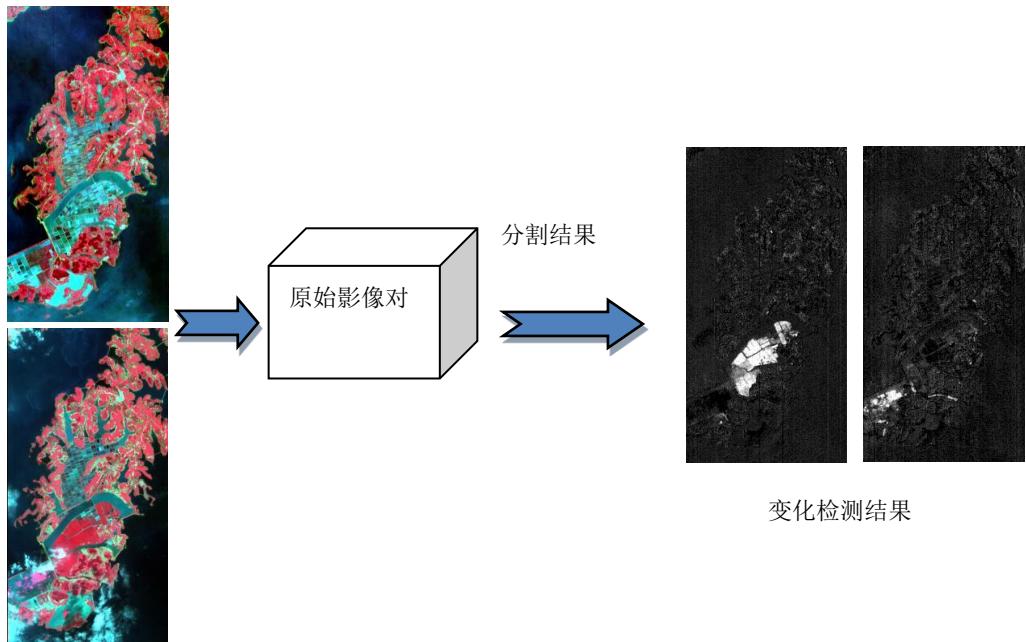


图 10 基于独立成分分析的高光谱变化检测流程

独立成分分析方法是从盲信号分离发展起来的一种信号处理方法, 是一种从多维数据中寻找出独立隐藏成分的方法。利用 2002 年和 2004 年的鄱阳湖 Hyperion 高光谱卫星遥感影像进行实验, 检测该部分两个时相间发生的各种地物的变化, 如图 10 所示。

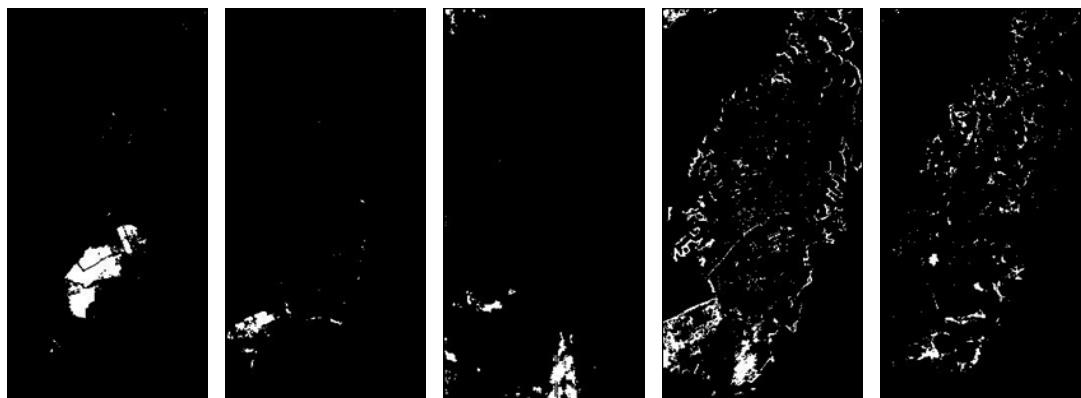


图 10 基于独立成分分析的高光谱变化检测结果

可以看出, 该算法可以将不同种地物在两个时相间的变化情况单独分离出来, 能够充分利用高光谱遥感影像丰富的光谱信息。

(5) 基于子空间的高光谱变化检测

高光谱遥感影像中, 地物的变化是从一种地物的光谱变成另一种地物的光谱。虽然时相间会有外界光照、大气等条件造成的光谱差异性, 但是光谱特征是会基本保持一致。因此我们提出基于子空间的高光谱变化检测算法。这种算法在检测影像上某一待测点时, 将另一幅影像上的对应点来构建背景子空间, 利用正交子空间投影算法计算待测点到背景子空间的距离, 从而判断时相间光谱的变化程度。算法示意图如图 11 所示。

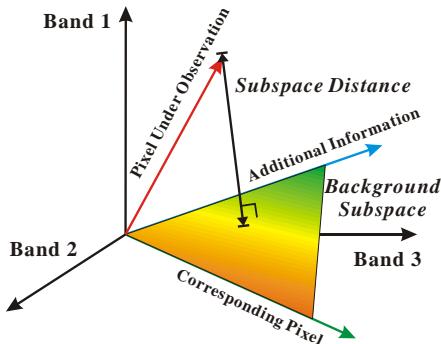


图 11 基于子空间的高光谱变化检测算法

该方法可以根据需要构建不同的背景子空间，从而达到不同的检测效果，图 12 表示了四种不同的背景子空间构建方法：对应点构建；加入光谱信息构建；对应子窗口构建；自适应对应点构建。

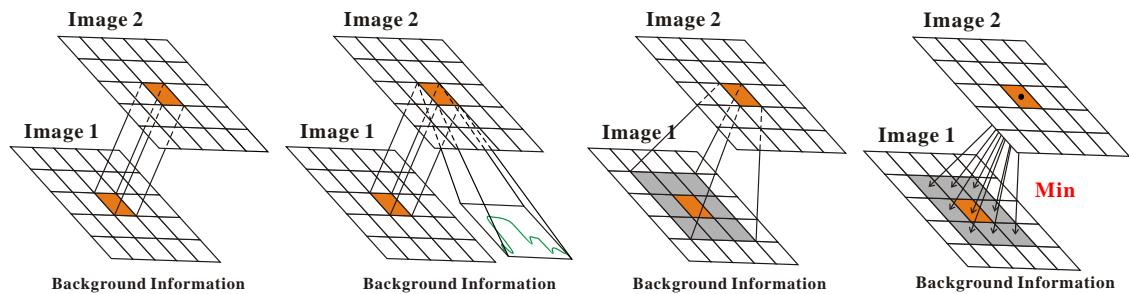


图 12 背景子空间构建方法

基于子空间的变化检测算法能够充分利用高光谱遥感影像丰富的光谱信息，检测时相间光谱特征差异，而且计算简单。我们使用 2010 年和 2011 年鄱阳湖地区的环境卫星高光谱数据来进行实验，图 13 是 2010 年和 2011 年的环境卫星高光谱数据，图 14 是基于子空间的变化检测结果和加入地物光谱抑制某种变化的变化检测结果。

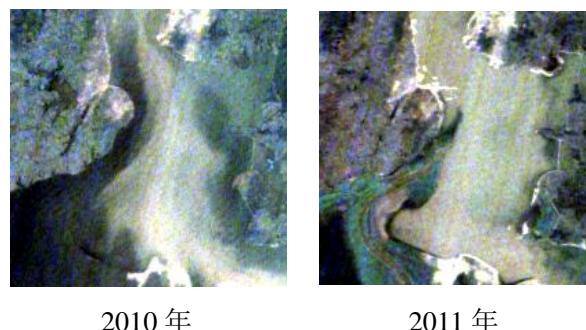


图 13 环境卫星高光谱数据

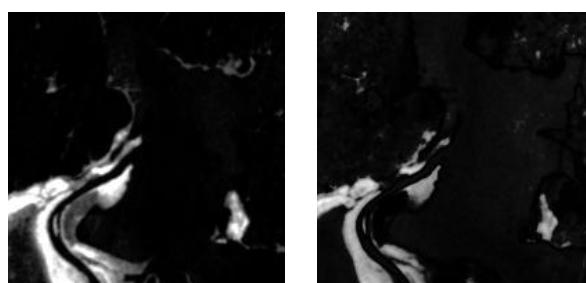


图 14 变化检测结果

可以看出, 基于子空间的变化检测方法可以充分利用高光谱遥感影像的高维信息, 检测地物变化, 并根据背景子空间构建方法的不同取得不同的检测效果。

(6) 慢特征分析变化检测算法

多时相遥感影像变化检测研究中, 最主要的误差来源于外界成像条件不同所造成同一地物辐射差异, 例如大气和辐射条件、太阳角度、传感器定标、土壤水分等。这也就造成了同一地物即使未发生变化也会在不同时相遥感影像中反映出不同的光谱数值。

传统变化检测方法中都是希望通过强化变化信息来提高真实变化和“伪变化”之间的分离度。但是由于真实地物变化多种多样, 很难找到能够最有效提高变化检测精度的投影方向。未变化地物所出现的辐射差异都是由外界条件不同所造成的, 因而具有相同的、比较单一的变化趋势。因此, 我们可以通过抑制未变化地物的辐射差异, 来达到提高真实变化信息的分离程度的目的。

根据这一思路, 我们将慢特征分析理论引入遥感变化检测中, 提取能够减小辐射差异的特征, 如图 15 所示。

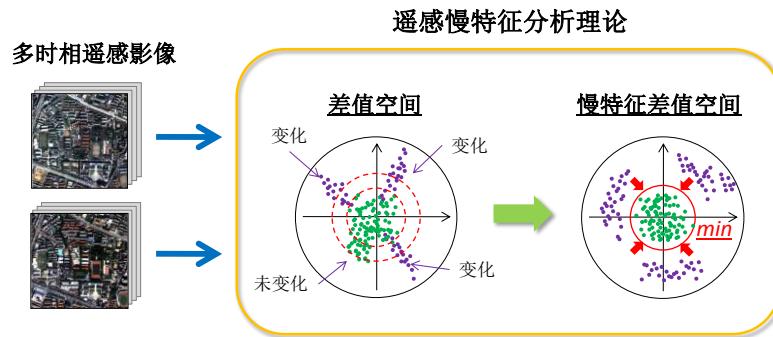
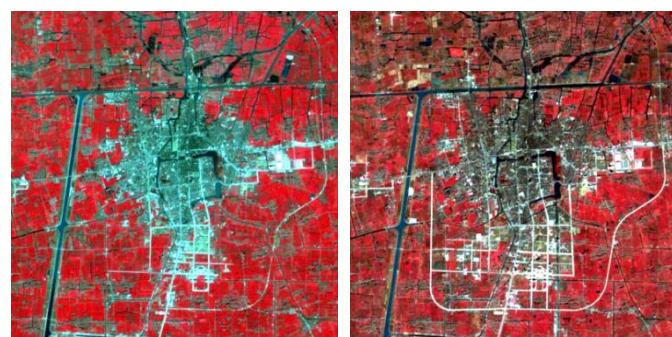


图 15 慢特征分析理论思想

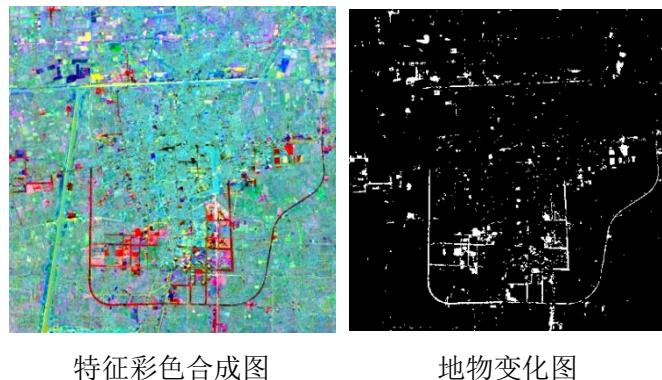
在获取包含有效变化信息的特征后, 可以通过计算欧式距离等方式来获取地物变化的强度图, 并可以根据阈值来进行分割得到变化/未变化的二值图。利用泰州市 Landsat 卫星所获取的遥感数据进行变化检测实验, 如图 16。根据慢特征分析方法和自动阈值分割能够得到图 17 所示特征和变化检测结果。



2000 年

2003 年

图 16 泰州市多时相卫星图像，红色为植被



特征彩色合成图

地物变化图

图 17 慢特征彩色合成图和地物变化图

(7) 慢特征分析相对辐射校正算法

除了变化检测外，辐射差异也是包括地物分类、植被指数追踪和影像镶嵌在内的多种多时相遥感影像分析所面临的主要问题。将辐射值转换为地表反射率的绝对辐射校正虽然能够消除外界环境影响，但是需要大量环境和传感器参数支持，实际应用中很难实现。根据数据本身相关性的相对辐射校正算法更加直接和简单，也能达到和绝对辐射校正同等的效果。

相对辐射校正算法假设目标影像中的未变化像素与同一位置参考影像中的对应像素是线性相关的。但是，真实的变化像素会影响到线性相关性的计算，相对辐射校正的关键就是选择伪不变特征 (Pseudo-Invariant Features, PIFs)。针对这一问题，提出了基于迭代慢特征分析的自动相对辐射校正方法，方法流程如图 18。

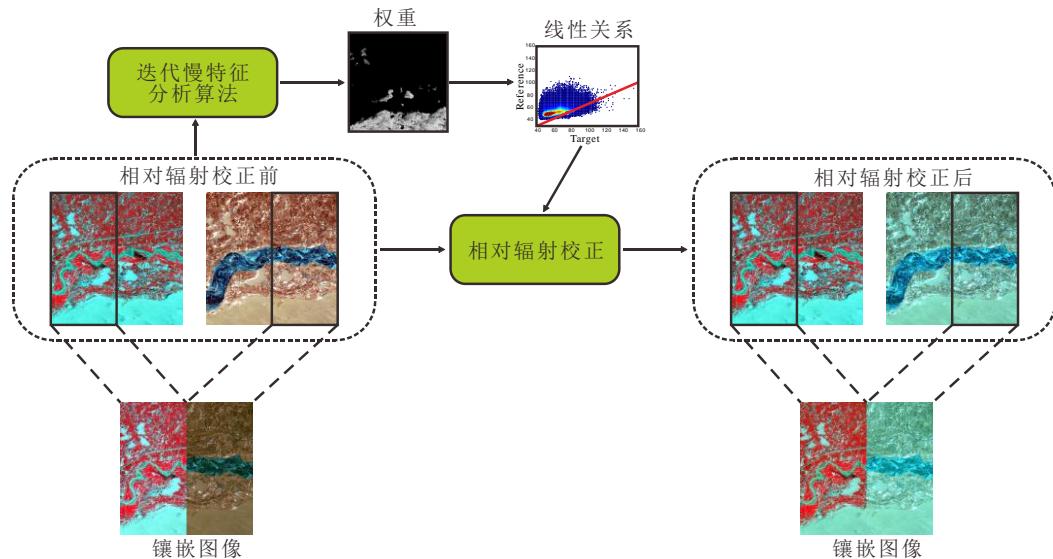


图 18 自动相对辐射校正方法

根据这一方法，对 Landsat 卫星所获取的河套平原不同季节的遥感图像进行相对辐射校

正, 数据如图 19 所示。图 20 展示了相对辐射校正的结果。图 20 最左侧展示了自动算法所寻找到的线性关系, 右边两张图是校正前后的镶嵌结果。可以看出校正前图像有明显的差异, 校正后在下方沙漠区域没有镶嵌痕迹, 植被区域颜色也变得正常。这说明辐射校正成功。

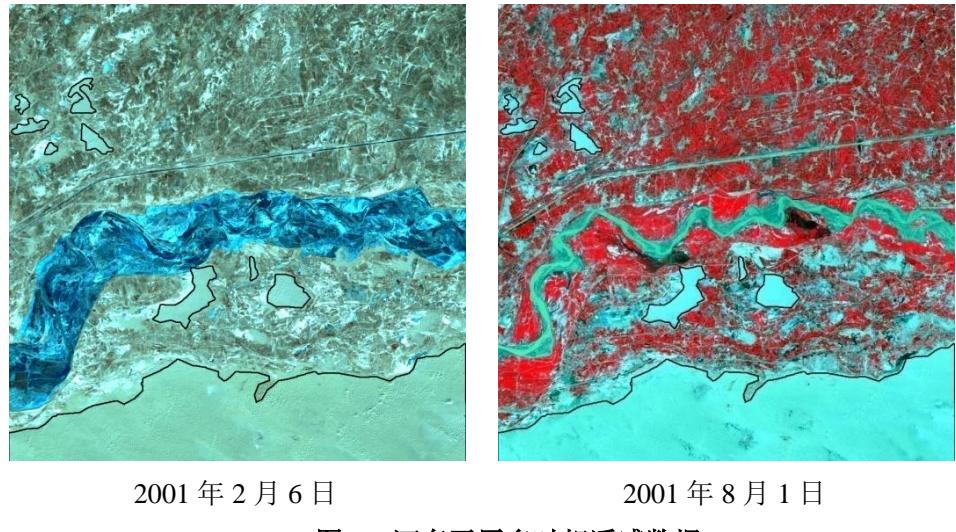


图 19 河套平原多时相遥感数据

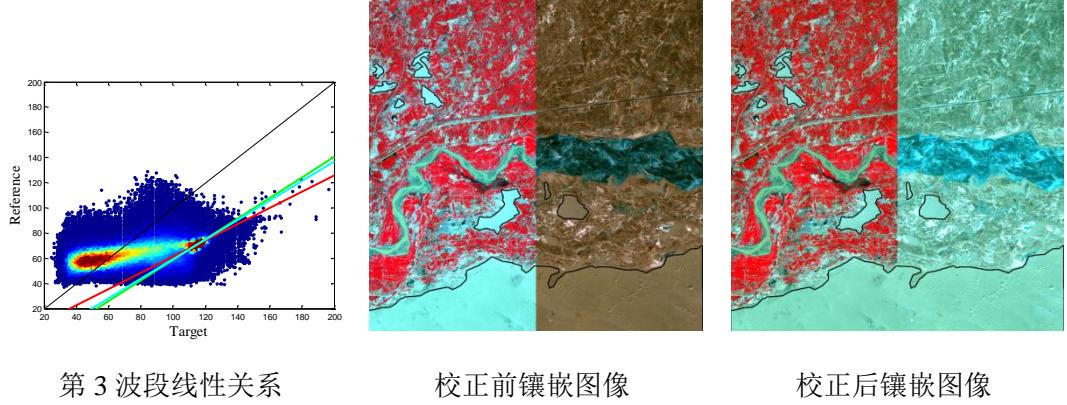


图 20 河套平原多时相遥感数据

11.4.2 多源遥感影像变化检测

为顺应日益增加的遥感影像数据类型, 我们提出了一种多源高分辨率遥感影像变化特征分析的方法。对于同一区域的多源多时相影像对, 通过重采样统一空间分辨率, 运用面向对象的处理方式对其中一幅影像进行分割, 将分割结果映射至另一幅影像, 根据规则提取该影像的变化特征信息, 并由此判断各对象的变化情况。具体流程如下:

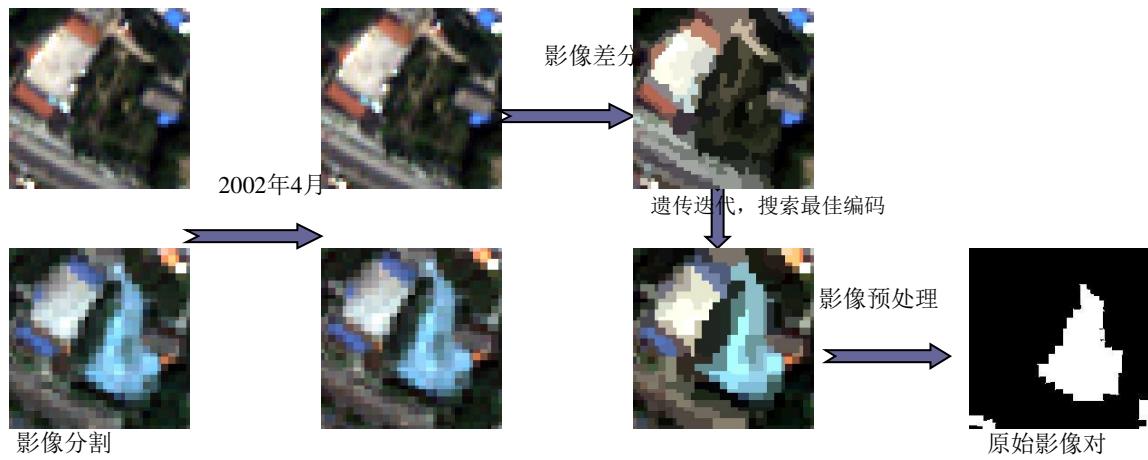


图 21 多源高分辨率影像变化特征分析流程

该方法的关键在于对象变化特征的提取。尽管重采样插值及降质能统一多源影像的空间分辨率，但影像带宽的差异致使无法直接采用传统的变化检测方法，例如变化向量分析法（Change Vector Analysis）等。因此，本方法在采用面向对象的处理方式充分利用空间信息的基础上，定义了新的不受影像带宽差异影响的影像变化特征，有效提高了多源高分辨率变化检测的精度与效率。利用 2002 年 QuickBird 影像与 2009 年 IKONOS 影像，对武汉大学及其周边区域进行变化检测分析，实验结果如下：

原始影像对：



变化检测结果：



图 22 多源高分辨率影像变化特征分析结果

11.5 发展前景与就业领域

基于遥感影像的变化检测技术在社会经济的各个领域具有广泛的应用，如农业调查、林业检测、城市管理规划、土地退化和荒漠化检测、海洋及内陆水体监测、沿海区域环境监测、湿地监测管理、自然灾害检测以及军事侦察和打击效果评估等，已成为国内外科研、生产行业尤为重视的高科技技术。相关研究方向的毕业生可以进入国内外一流高校、科研院所及事业单位就业，也可在相关高新技术企业中寻求职业发展。

11.6 入门资料推荐

11.6.1 同源遥感影像变化检测

- [1] 李德仁，《利用遥感影像进行变化检测》，武汉大学学报信息科学版 2003 年 5 月第 28 卷特刊
- [2] 钟家强，基于多时向遥感图像的变化监测（博士论文）
- [3] Bruzzone L. and Preto D.F., Automatic Analysis of the Difference Image for Unsupervised Change Detection, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(3), 2000: 1171-1182.
- [4] 周启鸣. 多时相遥感影像变化检测综述. 地理信息世界, (02), 2011: 28-33.
- [5] Hussain M, Chen D, Cheng A, Wei H and Stanley D. Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 80(0), 2013: 91-106.
- [6] Singh A., Digital Change Detection Techniques using Remotely Sensed Data, *International Journal of Remote Sensing*, 10, 1989: 989-1003.
- [7] Lu D., Mausel P., Brondizio E., and Moran E., Change detection techniques, *International Journal of Remote Sensing*, 25, 2004: 2365-2401.
- [8] Coppin P., Jonckheere I., Nackaerts K., Muys B., and Lambin E., Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review, *International Journal of Remote Sensing*, 25,

2004: 1565-1596.

11.6.2 多源遥感影像变化检测

- [9] Petit C. and Lambin E., Intergration of Multi-source Remote Sensing Data for Land Cover Change Detection, International Journal of Geographical Information Science, 15(8), 2001: 785-803.
- [10] Habib A., Al-Ruzouq R. and Kim C., Semi-automatic Registration and Change Detection using Multi-source Imagery with Varying Geometric and Radiometric Properties, PS ICWG II/IV Change Detection and Updating for Geodatabase.

12 图像结构分析

12.1 概述

图像作为一种视觉信号，是人对视觉事件感知的物质再现，一般以数字的形式存储，即所谓的“数字图像”。图像分析是以图像的数学模型为基础，在研究图像内容的基础上，实现对图像所表达的视觉事件的分析、识别和解译。图像结构是组成图像内容的基本单元。如果将图像比作文本，那么图像结构则可以看成是文本里的字母和单词，只不过图像结构的复杂度显然远远高出字母和单词的复杂度。同样，正如字母和单词是分析和理解文本的基础，图像结构也是实现图像内容解译最基础和关键的问题。

常见的图像结构不仅包含局部结构，也包含全局结构；不仅包含反映图像几何特征（如点、线、面等）的确定性结构，也包含反映图像统计特性（如纹理）的随机结构。图像结构分析一般首先建立图像数学模型为基础，然后从数学模型出发研究图像结构的表示和内容的表达。这里我们主要研究两个问题：纹理的分析与合成，以及图像几何结构特征的提取。

研究方向主要包括：图像的数学模型（mathematical modeling of images），纹理分析与合成（texture analysis and texture synthesis），图像结构关键结构检测（image key-structure extraction），监督/非监督特征学习（supervised/unsupervised feature learning），特征分析在遥感图像理解中的应用等。

12.2 研究意义

图像结构反映了图像的重要信息，在计算机视觉和模式识别中常被称为“特征”，而对应的图像结构的表达被称作“特征提取”，它是完成如图像信息提取、分割、分类等诸多视觉问题的基础。因此图像结构分析是模式识别、计算机视觉、遥感图像分析等所有涉及图像处理和分析问题的根本性问题。

12.3 典型示例

例 1: SIFT

参考文献：Lowe, D. G., “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints”, International Journal of Computer Vision, 60, 2, pp. 91-110, 2004.

SIFT 是 David Lowe 于 1999 年提出的局部特征描述子，并于 2004 年进行了更深入的发展和完善。SIFT 特征匹配算法可以处理两幅图像之间发生平移、旋转、仿射变换情况下的匹配问题，具有很强的匹配能力。在 Mikolajczyk 对包括 SIFT 算子在内的十种局部描述子所做的不变性对比实验中，Sift 及其扩展算法已被证实在同类描述子中具有最强的健壮性。

SIFT 算子具有以下特性：

-
- 1) SIFT 特征是图像的局部特征，对平移、旋转、尺度缩放、亮度变化、遮挡和噪声等具有良好的不变性，对视觉变化、仿射变换也保持一定程度的稳定性。
 - 2) 独特性好，信息量丰富，适用于在海量特征数据库中进行快速、准确的匹配。
 - 3) 速度相对较快，经优化的 SIFT 匹配算法甚至可以达到实时的要求。
 - 4) 可扩展性强，可以很方便的与其他形式的特征向量进行联合。

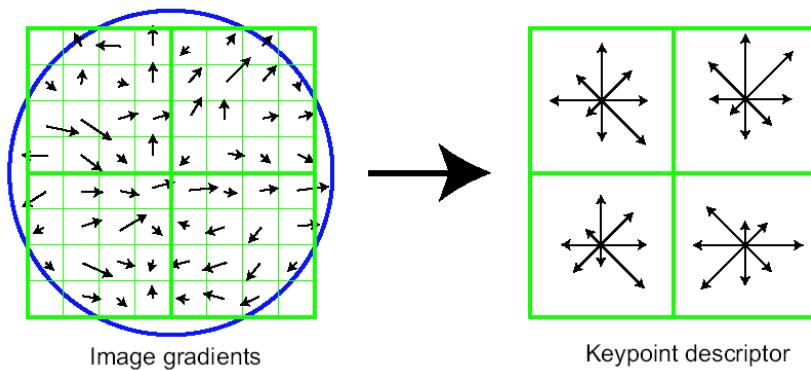


图 1. SIFT 描述算子

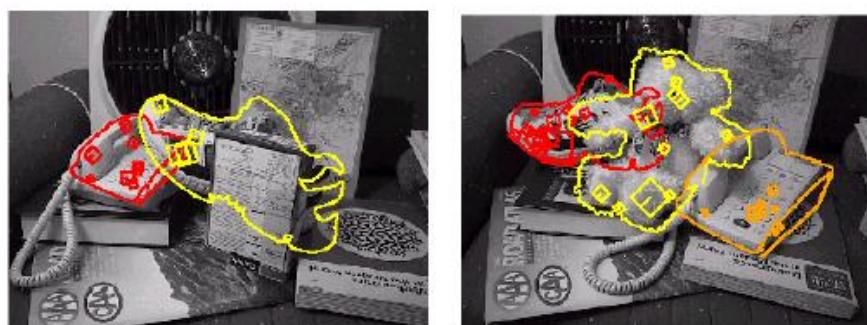


图 2. 利用 SIFT 的图像匹配结果

例 2: 纹理建模: 分析与合成

纹理是图像结构的基本组成单元。对纹理的研究贯穿视觉研究的始终。给出一幅图像，我们很容易分辨它里面纹理的差别，然而，关于纹理，目前还没有一个统一的数学模型。一般认为，它可以理解为某种基本模式的重复排列，如图 1 所示。

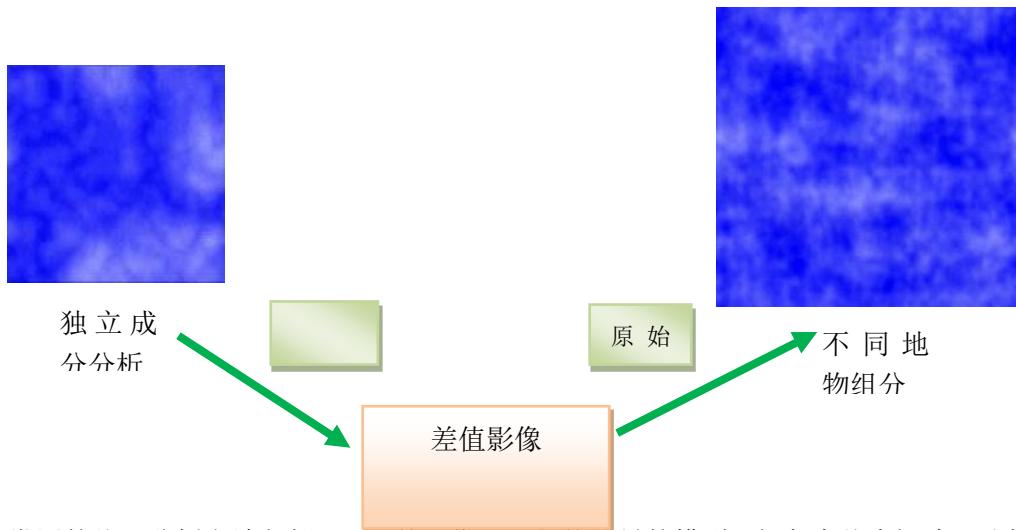




图 3 纹理

显然,纹理是一种区域特性,因此与区域的大小和形状有关。两种纹理模式之间的边界,可以通过观察纹理度量是否发生显著改变来确定。分析纹理可以得到图像中物体的重要信息,是图像分割、特征抽取和分类识别的重要手段。

一般认为纹理对应着一个随机过程,纹理分析和建模的过程就是通过分析样本图像估计潜在的随机过程。简单的流程如下:



常用的纹理分析方法包括: (1) 基于像元局部统计量的模型,如灰度共生矩阵、马尔可夫随机场模型、基于图像块 (patch) 的方法等; (2) 基于多分辨率分析的模型,如 Gabor 滤波器组、Wavelet、Curvelet、Grouplet 等; (3) 基于数学形态学的模型; (4) 基于分形几何的模型, 等等。

算法示例: 基于局部结构特征的纹理分析

参考文献: Svetlana Lazebnik, Cordelia Schmid, Jean Ponce: A Sparse Texture Representation Using Local Affine Regions. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 27(8): 1265-1278 (2005)



图 4 图像和它的局部特征表达

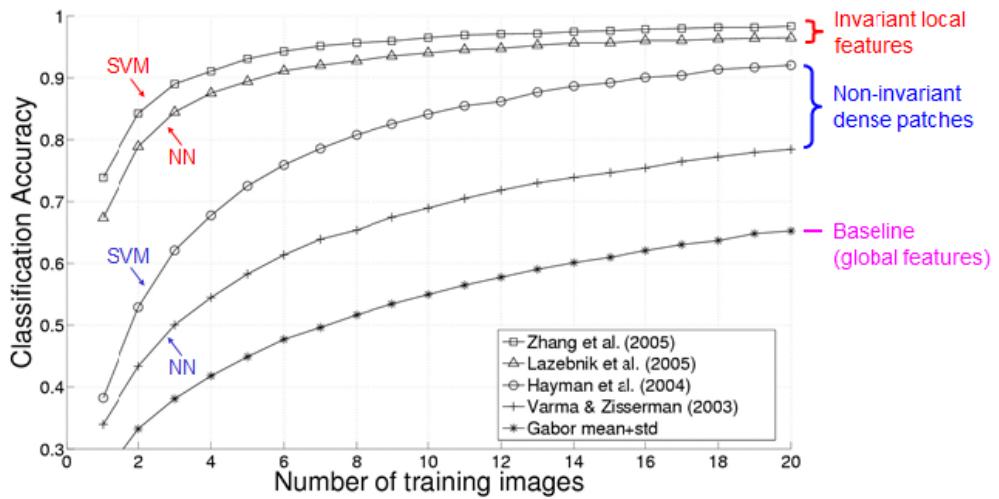


图 5 基于局部结构特征的纹理检索结果

12.4 已取得的主要成果

12.4.1 基于形态学的结构纹理分析

数学形态学的纹理分析模型主要思路是利用 Gralunometry 的粒度分析, 以及其后发展基于 connected filters 的 shape attributes 的方法。它的优势是可以多尺度、自适应地分析纹理的结构, 如下图 6 所示纹理的不同结构按照尺度显示在不同的图像里。

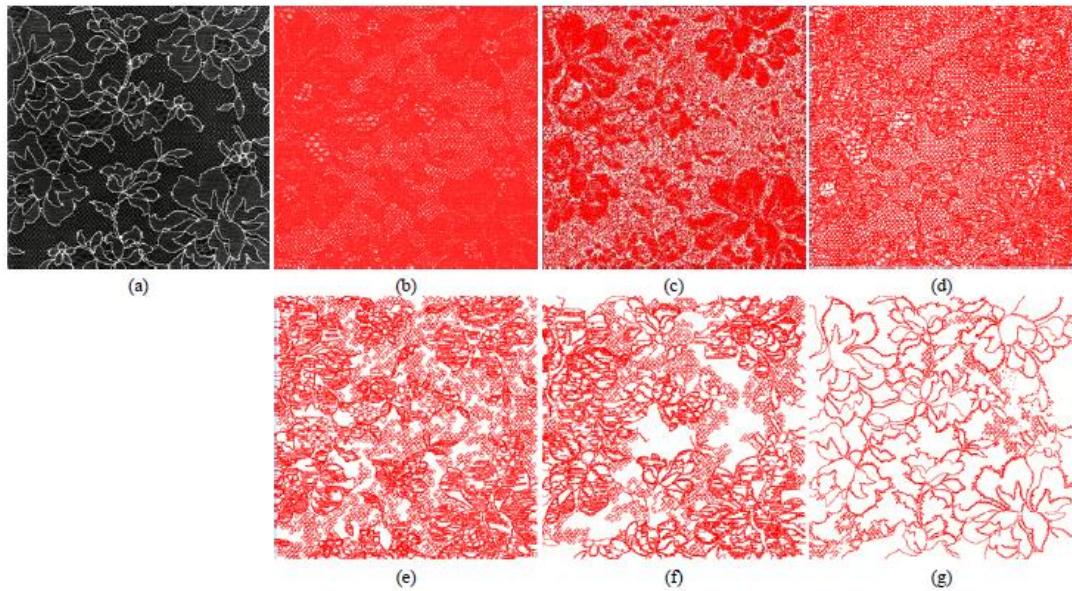


图 6 纹理的形态学非线性多尺度分解

思路如图 7 所示。任何一副纹理图像都可以通过经过 fast level set transform 的形态学分解得到一个树结构, 树的叶子和枝干分别包含了纹理的低阶和高阶信息, 因此纹理的建模转化为树表达的信息建模。

结果一：不变性纹理图像检索

具体细节参见文献: G.-S. Xia, J. Delon, Y. Gousseau, "Shape-based Invariant Texture Indexing", **International Journal of Computer Vision (IJCV)**, Vol. 88, No. 3, pp. 382-403, July, 2010.

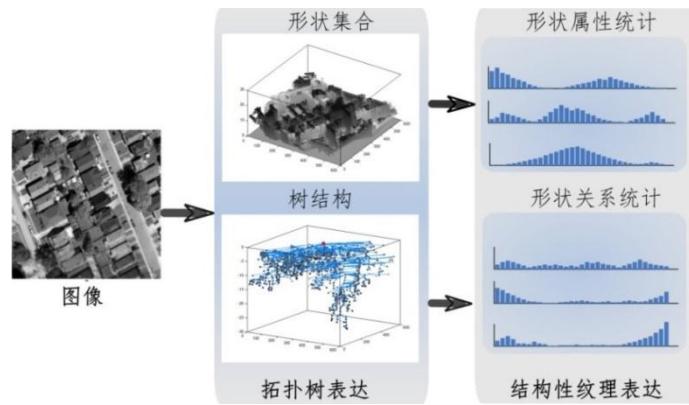


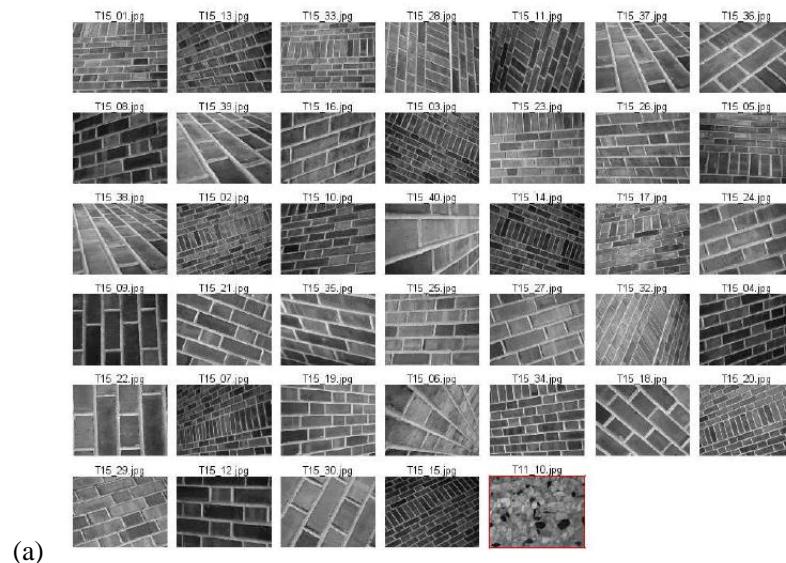
图 7 基于拓扑树的结构性纹理建模

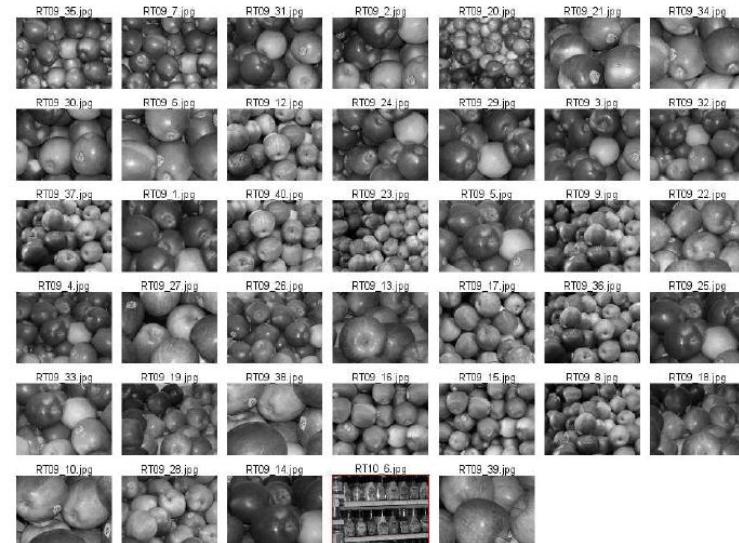
实验结果如下所示:

该实验利用结构性纹理描述实现具有尺度、方向和对比度不变性的纹理图像的检索，数据库是业界公认的两个极具挑战性的数据库：

- (1) UIUC 数据库(http://www-cvr.ai.uiuc.edu/ponce_grp/data/);
- (2) UMD 数据库(<http://www.cfar.umd.edu/~fer/website-texture/texture.htm>).

图像检索是指给出一幅样本图像，在数据库中寻找同类相似的图像。结果如下图 8 所示。





(b)

图 8 纹理图像检索结果: 左上角图像是样本图像, 其他的是检索结果。(a) UIUC 数据库;
(b) UMD 数据库。

结果二: 不变性纹理分割:

纹理图像分割是将两种不同纹理分开。这个实验采用形态学的纹理特征结合相应的图像分割算法进行分割, 实验结果见下图 9. 具体细节参见文献: G.-S. Xia and Fei Yuan. “Texture segmentation by grouping ellipse ensembles via active contours”, British Machine Vision Conference (BMVC) : Dundee, Scotland, 2011.

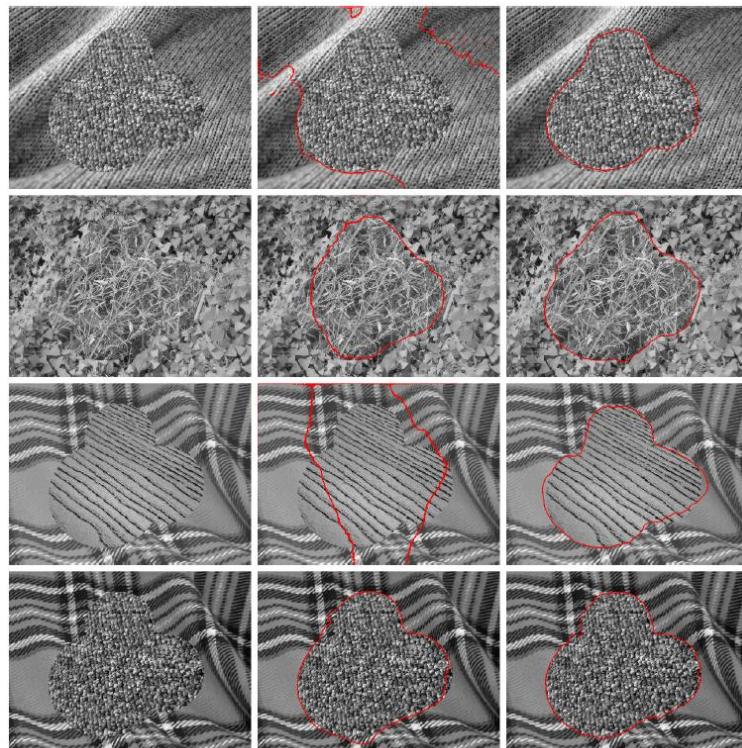


图 9. 纹理分割结果. 左: 模拟图像; 中: 比较算法; 右: 小组提出算法。

12.4.2 基于对立推理理论的结构提取

参考文献:

- [1] G.-S. Xia, J. Delon, Y. Gousseau, "An accurate and contrast invariant junction detector , **IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR)**: Tsukuba, Japan, 2012.
- [2] G.-S. Xia, J. Delon and Y. Gousseau. "Accurate Junction Detection and Characterization in Natural Images", **International Journal of Computer Vision (IJCV)**, Vol. 106, No. 1, pp: 31-56, 2014.

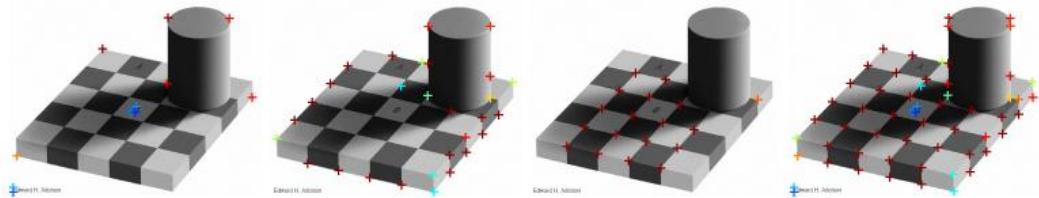


图 10. 特征点的检测与识别结果: 从左到右为检测到的 L 角点,T 角点,X 交叉点和所有兴趣点结果

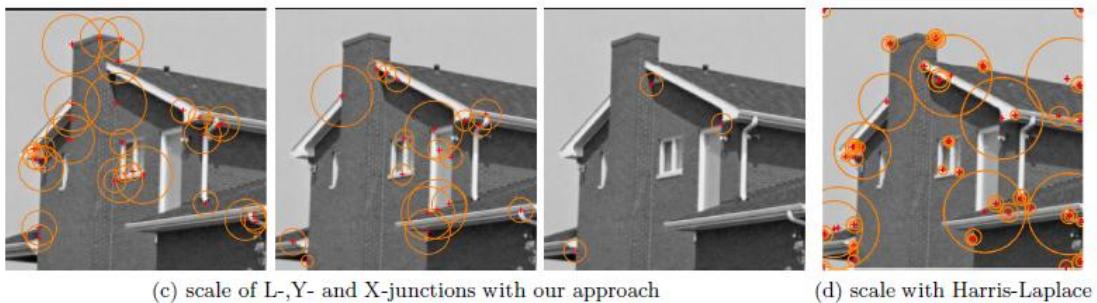


图 11. 特征点的检测与识别结果与传统算法的比较

图 10 给出了提出算法的实验结果, 图 11 将算法结果和经典算法进行了比较。可以看出提出算法由于传统算法。

12.5 发展前景与就业领域

纹理分析和特征提取是图像处理、计算机视觉、模式识别和遥感影像分析等所有和图像相关研究的基础和根本性问题。目前, 在计算机视觉领域已经有很多优秀的工作, 如 Harris, SIFT 等。但是, 随着成像传感器分辨率的提高, 视觉场景的复杂度也越来越高, 这要求我们结合具体问题, 研究效率更高的图像结构描述方法, 图像的结构分析和表达的研究还需要众多研究者的继续努力。本方向的就业领域比较广, 除了学术研究, 各大公司如 Google, Microsoft, Baidu 等都开展了这一方面的研究。

12.6 参考文献

- [1] J. Koenderink, "The structure of images", *Biological Cybernetics*, Vol. 50, No. 5. (1984), pp.

363-370-370.

- [2] Shapiro, Linda and George C. Stockman (2001). *Computer Vision*, p. 257. Prentice Books, Upper Saddle River.
- [3] C. Harris and M. Stephens (1988). "A combined corner and edge detector". *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*. pp. 147–151
- [4] T. Lindeberg (1994). *Scale-Space Theory in Computer Vision*. Springer.
- [5] J. Koenderink, A. J. van Doorn: "The Structure of Locally Orderless Images". *International Journal of Computer Vision* 31(2-3): 159-168 (1999)
- [6] Lowe, D. G., "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", *International Journal of Computer Vision*, 60, 2, pp. 91-110, 2004.
- [7] Svetlana Lazebnik, Cordelia Schmid, Jean Ponce: A Sparse Texture Representation Using Local Affine Regions. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 27(8): 1265-1278 (2005)
- [8] Lindeberg, Tony (1998). "Feature detection with automatic scale selection". *International Journal of Computer Vision* 30 (2): 79–116.
- [9] Mikolajczyk, K., and Schmid, C., "A performance evaluation of local descriptors", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 10, 27, pp 1615--1630, 2005.
- [10] K. Mikolajczyk, K. and C. Schmid (2004). "Scale and affine invariant interest point detectors" (PDF). *International Journal of Computer Vision* 60 (1): pp 63–86.
- [11] S. M. Smith and J. M. Brady (May 1997). "SUSAN - a new approach to low level image processing". *International Journal of Computer Vision* 23 (1): 45–78.
- [12] E. Rosten and T. Drummond (May 2006). "Machine learning for high-speed corner detection.". *European Conference on Computer Vision*.
- [13] Beril Sirmacek and Cem Uysal (2009). "Urban Area and Building Detection Using SIFT Keypoints and Graph Theory". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*
- [14] G.-S. Xia, J. Delon, Y. Gousseau, "An accurate and contrast invariant junction detector , IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR): Tsukuba, Japan, 2012.
- [15] G.-S. Xia, J. Delon and Y. Gousseau. "Accurate Junction Detection and Characterization in Natural Images", *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, Vol. 106, No. 1, pp: 31-56, 2014.
- [16] G.-S. Xia, J. Delon, Y. Gousseau, "Shape-based Invariant Texture Indexing", *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, Vol. 88, No. 3, pp. 382-403, July, 2010.

13 视频分析

13.1 概述

视频分析是计算机视觉和人工智能领域一个主要的研究课题，它以视频为主要处理对象，使用计算机视觉和图像分析技术，通过将场景中背景和目标分离，进而分析、追踪、并理解在摄像机场景内发生的视觉事件。

视频分析有别于图像分析，是通过视频序列而非单张图像来自动分析视频，从而检测视频中的时间事件。视频分析有广泛的应用，包括多媒体娱乐、医疗保健、零售、汽车自动驾驶、交通、家庭自动化、以及安全监控等。视频分析研究的主要问题包括运动检测、目标跟踪、运动目标识别、行为分析、和安全状况监测等。视频分析功能可以通过一般的计算机软件实现，也可以通过专用的视频处理单元执行。

当前，智能视频分析技术广泛应用于公共安全相关系统，建筑智能化，智能交通等相关领域。国际上比较著名的专业智能视频分析厂商有 VCA Technology、IOImage、ObjectVideo、Bosch、Axis，另外 IBM、Sony、松下、PELCO、霍尼韦尔、西门子等公司在该领域也有相当有影响力的整体解决方案产品。国内的智能视频分析解决方案厂商主要有海康、大华、博康以及一些专门提供智能视频分析关键设备的厂商如优迪数码、贝尔信、高德威、中盛益华等公司。

由于实际环境中光照变化、目标运动复杂性、遮挡、目标与背景颜色相似、杂乱背景等都会增加目标检测与跟踪算法设计的难度，因此视频分析要面对的主要问题和挑战包括：如何因对背景的复杂性建立有效的北京模型，如何提取有效的目标特征和运动特性，如何解决遮挡和尺度问题、如何兼顾处理的实时性与稳定性等等。

13.2 研究意义

视频分析的应用涉及到日常生活的各个领域，能在娱乐、医疗保健、零售、自动驾驶、交通监测、家庭自动化、以及安全监控等方面发挥非常重要的作用。例如，智能视频分析可以有效的提升无人监守自助银行的防护水平，有效监控 ATM 机遗弃物、出钞口异常检测、键盘篡改检测、警戒线内多人检测、后台加钞口入侵检测、自助银行室内过夜检测、打架检测、操作人员面部异常检测等多种异常事件。视频分析的研究将对人类的经济、生活、安全等领域产生重大影响，有重要的理论价值和现实意义。

13.3 典型示例

13.3.1 例 1：基于内容的视频摘要

参考文献：Y. Pritch, A. Rav-Acha, and S. Peleg, Nonchronological Video Synopsis and Indexing, IEEE Trans. PAMI, Vol 30, No 11, Nov. 2008, pp. 1971-1984.

<http://www.vision.huji.ac.il/video-synopsis/>

视频摘要（video summarization）又称视频浓缩，是对视频内容的一个简单概括，以自动或半自动的方式，先通过运动目标分析，提取运动目标，然后对各个目标的运动轨迹进行分析，将不同的目标拼接到一个共同的背景场景中，并将它们以某种方式进行组合。视频摘要在视频分析和基于内容的视频检索中扮演着重要角色。



图 1. 视频片段的静态图像摘要



图 2. 多个视频片段的视频摘要

图 1 给出了单一视频片段的静态图像摘要，图 2 显示的结果是将多个视频片段浓缩为一个视频片段。实验结果说明，视频摘要能有效浓缩视频信息，摘要视频中的关键信息，能为基于内容的视频检索提供基础。

13.3.2 例 2：目标跟踪

参考文献：

- [1] YILMAZ, A., LI, X., AND SHAH, M. 2004. “Contour based object tracking with occlusion handling in video acquired using mobile cameras”. IEEE Trans. Patt. Analy. Mach. Intell. 26, 11, 1531–1536.
- [2] Yilmaz, A., Javed, O., and Shah, M. 2006. “Object tracking: A survey”. ACM Comput. Surv. 38, 4, Article 13, 45 pages.

目标跟踪，特别是多目标跟踪在军事和民用领域都具有广泛的应用价值，因而一直是研

究热点。军事方面的应用包括，雷达数据处理，导航、水面舰只监视、多目标攻击等；民用方面可以应用于航空交通管制和视频监控等。图 3 是利用物体的棱廓线匹配进行目标跟踪的结果。

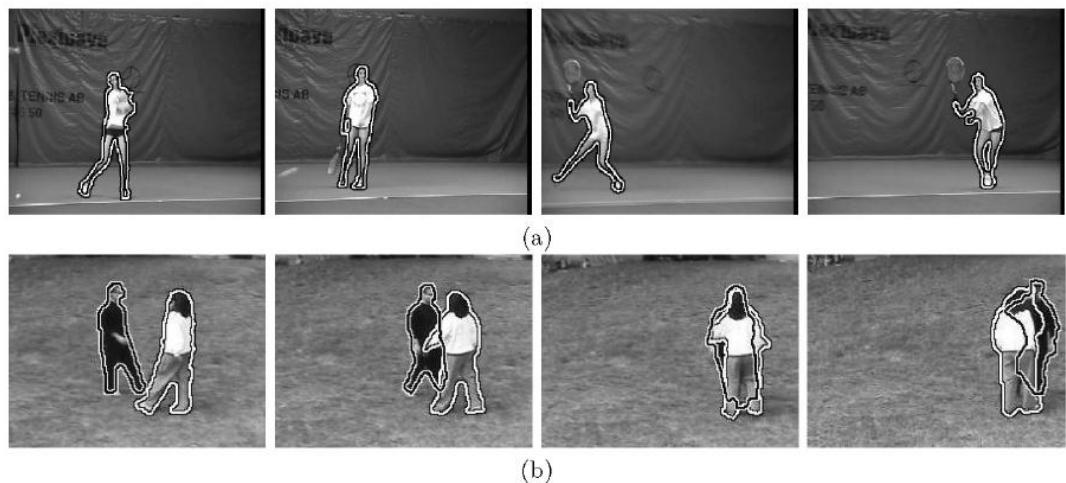


图 3. 基于棱廓的单目标跟踪(a)和多目标跟踪 (b)

13.3.3 例 3：行为识别

参考文献：

J. K. Aggarwal and M. S. Ryoo, Human Activity Analysis: A Review, ACM Computing Surveys (CSUR), 43(3), April 2011

行为识别是通过一个或者多个视频片段来识别的人类的行为动作。20世纪80年代以来，这一领域的研究开始引起了计算机科学家的注意。行为识别的应用涉及到如医药，人机交互，社会学研究等多个领域。图 4 给出了一个拳击视频片段的例子。图 5 是用行为识别方法处理一段足球运动的结果，我们可以通过行为分析和识别来辅助运动讲解。



图 4. 拳击 (punching) 的行为片段



图 5. 运动视频中的行为识别

13.4 已取得的主要成果

成果一：基于高斯过程的动态纹理分析

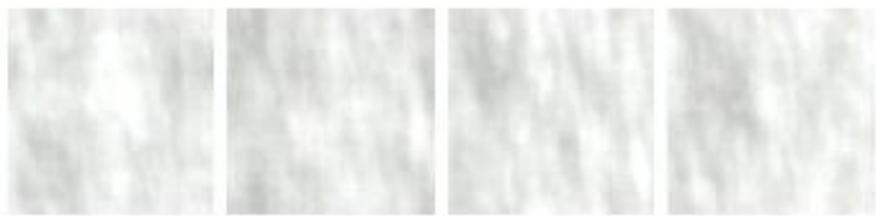
- (1) 提出了一种给予高斯过程的建模和分析稳定视频纹理（对应雨、雪、火、水流等多种自然现象）的方法。
- (2) 实现了两个动态纹理之间的融合（mixing）与插值。

参考文献：

- [1] G-S. Xia, S. Ferradans, G. Peyré, J-F. Aujol, “Compact Representations of Stationary Dynamic Textures”, **IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)**, USA, 2012.
- [2] S. Ferradans, G.-S. Xia, G. Peyré, J-F. Aujol, “Static and dynamic texture mixing with optimal transport”, **Scale Space and Variational Methods in Computer Vision (SSVM)**, 2013.
- [3] G.-S. Xia, S. Ferradans, G. Peyré, J-F. Aujol, “Synthesizing and Mixing StationaryTextures with Gaussian Processes”, **SIAM Journal on Imaging Science, DOI**. 10.1137/130918010, 2014.



(a) 原始视屏片段



(b) 合成视频片段

图 6. 基于高斯模型的动态纹理合成结果

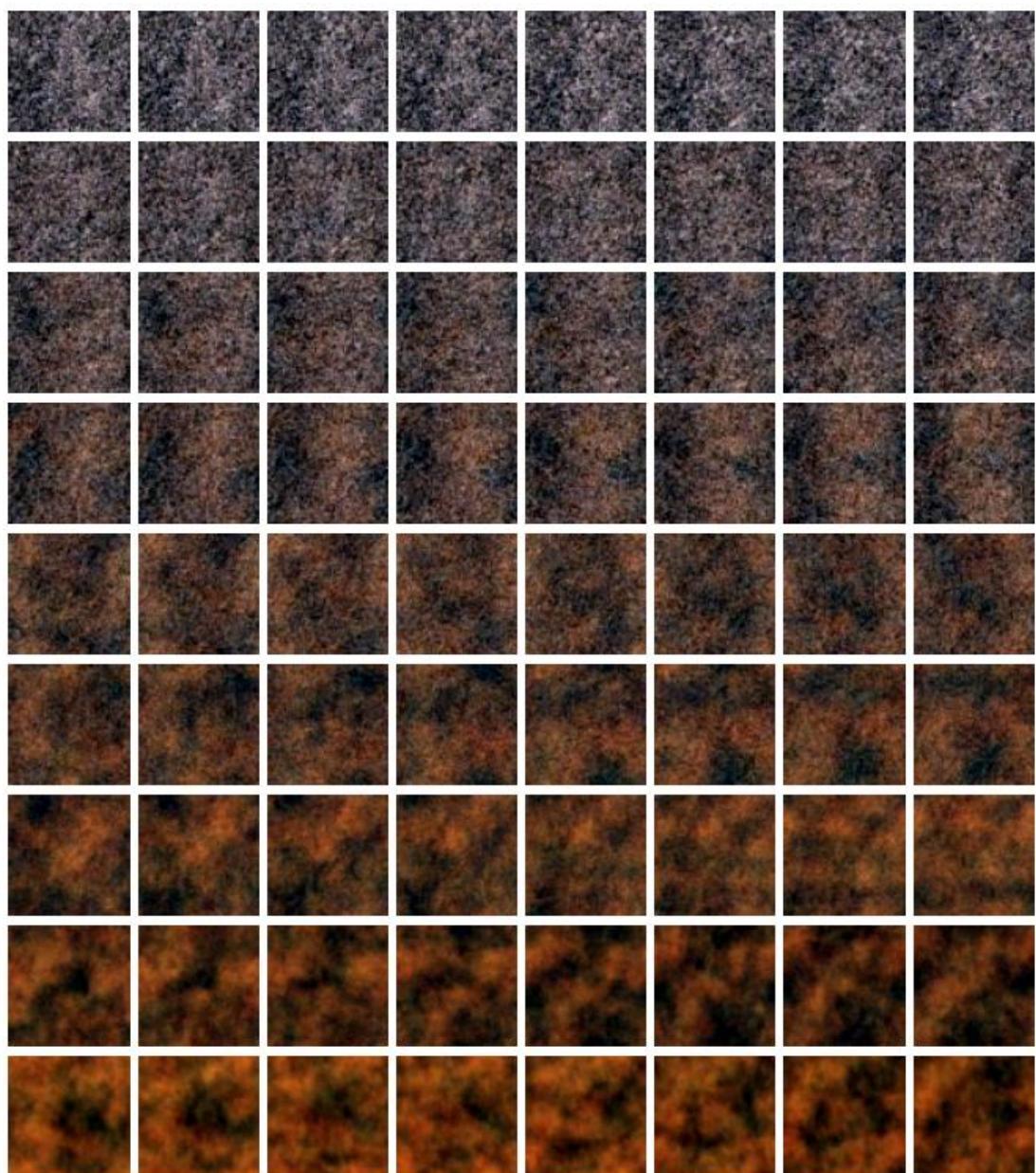


图 7. 水流和火焰动态纹理的混合 (mixing)

图 6 给出了相应的动态纹理合成结果。图 7 给出了两个视频之间的混合结果。

成果二：基于中层时空特征的行为检测

提出了一种中层的时空特征，以行为单元为主要的描述单位，有效提高了对行为的描述能力。

- [1] F. Yuan, G.-S. Xia, H. Sahbib, V. Print, “Mid-level Features and Spatio-Temporal Context for Activity Recognition”, **Pattern Recognition (PR)**, Vol. 45, No. 12, pp. 4182-4191, 2012.

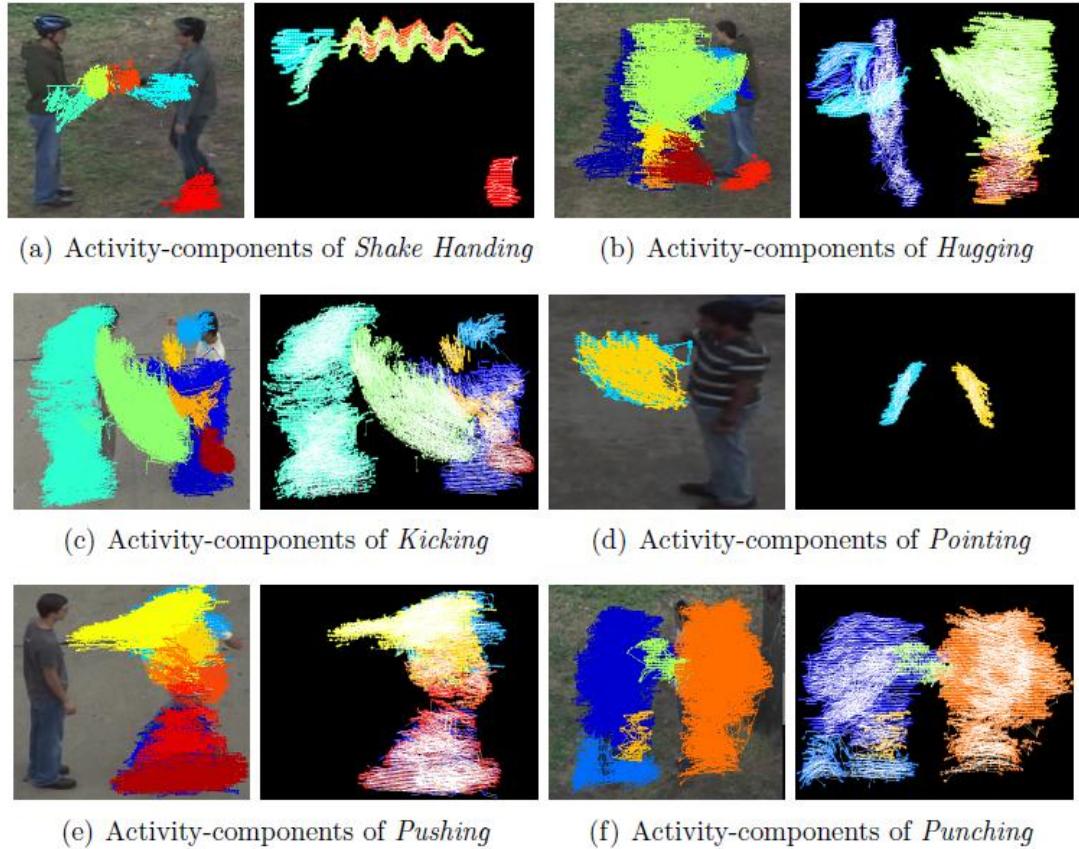


图 8. 提取的 6 个不同行为的中层行为单元，分别对应不同的行为结构

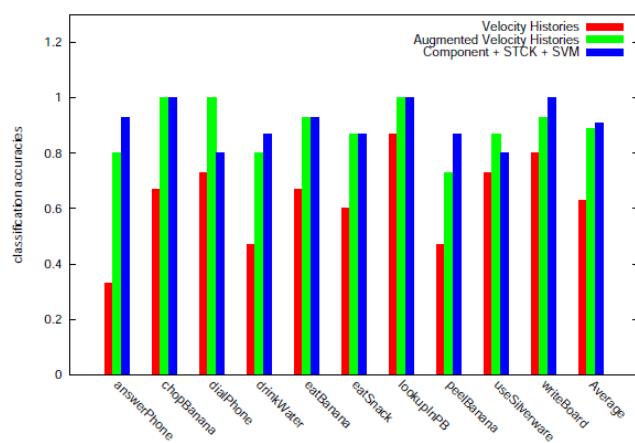


图 9. 在 Rochester Activities Dataset 数据库上的行为识别精度，其中 Component + STCK + SVM 是小组提出算法

13.5 发展前景与就业领域

视频分析、特别是智能视频分析在社会经济的各个领域具有广泛的应用，如娱乐、医疗保健、零售、汽车自动驾驶、交通、家庭自动化、以及安全监控等，已成为国内外科研、生产行业尤为重视的高科技术。相关研究方向的毕业生可以进入国内外一流高校、科研院所及事业单位就业，也可在相关高新技术企业中寻求职业发展。

13.6 参考文献：

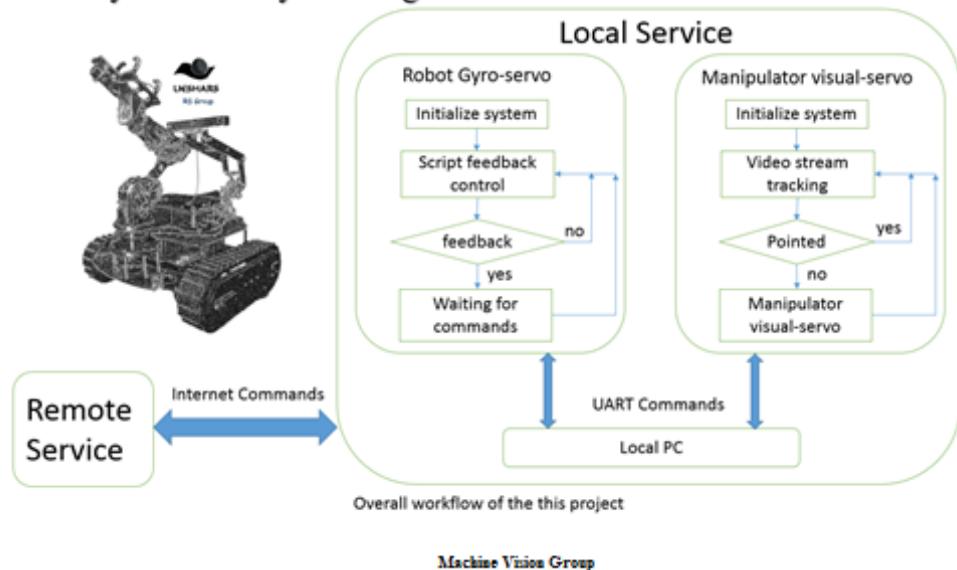
- [1] J. K. Aggarwal, Michael S. Ryoo, and Kris Kitani, “CVPR 2011 Tutorial on Human Activity Recognition”, <http://cvrc.ece.utexas.edu/mryoo/cvpr2011tutorial/>
- [2] Yilmaz, A., Javed, O., and Shah, M. 2006. “Object tracking: A survey”. ACM Comput. Surv. 38, 4, Article 13, 45 pages.
- [3] Y. Pritch, A. Rav-Acha, and S. Peleg, Nonchronological Video Synopsis and Indexing, IEEE Trans. PAMI, Vol 30, No 11, Nov. 2008, pp. 1971-1984. <http://www.vision.huji.ac.il/video-synopsis/>
- [4] Nik Gagvani, Introduction to Video Analytics
- [5] Y. Pritch, A. Rav-Acha, A. Gutman, and S. Peleg, Webcam Synopsis: Peeking Around the World, ICCV'07, October 2007. 8p.
- [6] M. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp (2002). "A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking". IEEE Trans. on Signal Processing 50 (2): 174.
- [7] G. Doretto, A. Chiuso, Y. Wu, and S. Soatto, Dynamic textures, International Journal of Computer Vision, 51 (2003), pp. 91-109.
- [8] Ngo, C., H. Zhang, and T. Pong (2001). Recent Advances in Content-based Video Analysis. International Journal of Image and Graphics, 2001.
- [9] W. Li, Z. Zhang, and Z. Liu, "Expandable Data-Driven Graphical Modeling of Human Actions Based on Salient Postures", *IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol.18 No.11, pages 1499-1510, 2008
- [10] I. Laptev, , T. Lindeberg, On space-time interest points, in: Proc. Int. Conference on Computer Vision (ICCV), 2003.
- [11] G. Willems, T. Tuytelaars, L. V. Gool, An efficient dense and scaleinvariant spatio-temporal interest point detector, in: Proc. 10th European Conference on Computer Vision (ECCV), 2008.
- [12] M. S. Ryoo, J. K. Aggarwal, Spatio-temporal relationship match: Video structure comparison for recognition of complex human activities, in Proc. of Int. Conf. on Computer Vision (ICCV), 2009, pp. 1593–1600.

14 机器人视觉

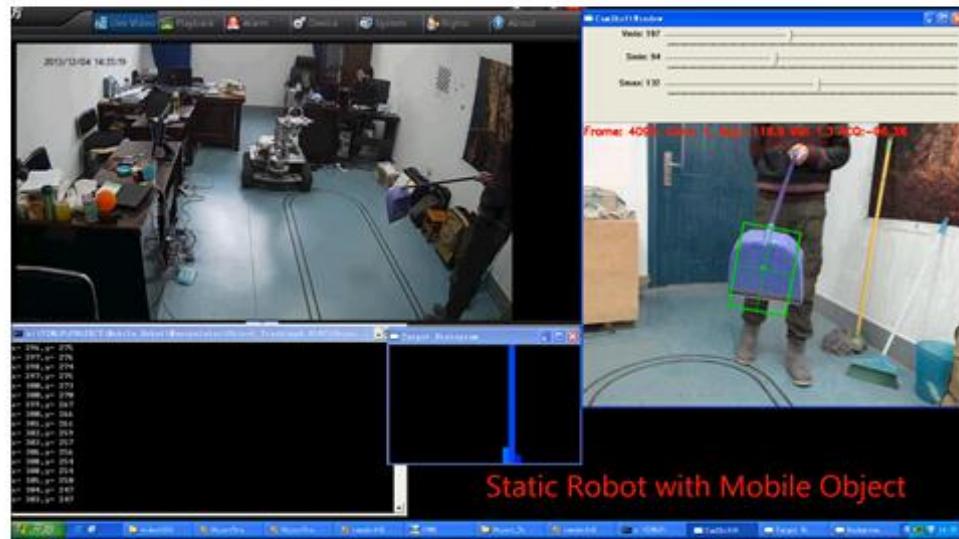


机器人

Hand-eye Constantly-Pointing with Visual-servo



云端机器人



Machine Vision Group

视频演示：[请点击这里](#)

机器人自主定位与导航

机器人视觉定位与导航（VisualSLAM）：

- 视觉里程计
- 双目视觉的障碍物估计
- 双目视觉及时地图生成

基于激光雷达的定位与导航（SLAM）：

- 三维点云配准及运动估计
- 基于激光雷达的及时地图生成

基于Kinect的定位与导航以及机器人交互技术：

- 基于Kinect的室内机器人导航定位（定位与及时地图生成）
- 基于Kinect的机器人交互技术

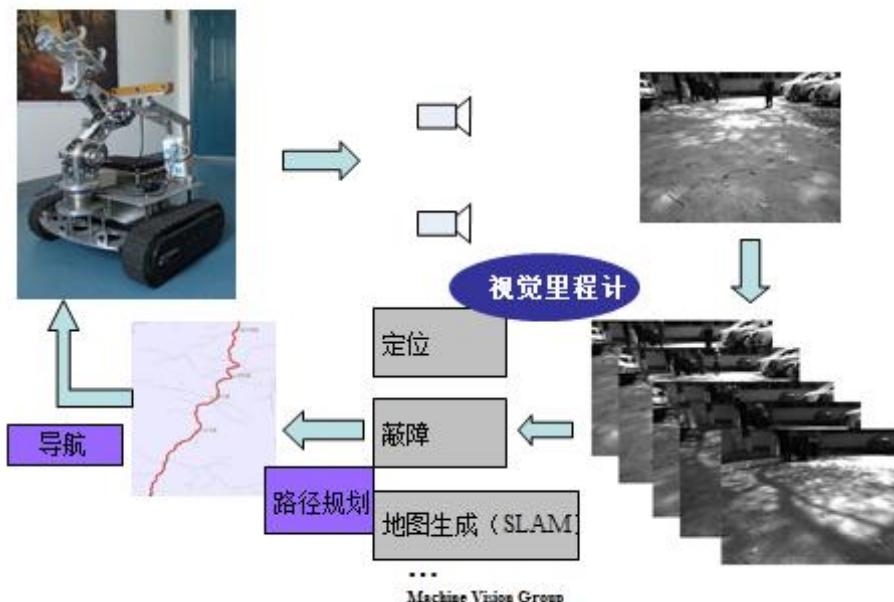
组合导航技术：

- IMU、视觉以及激光雷达组合导航

路径规划、已知地图下的机器人导航及路径规划



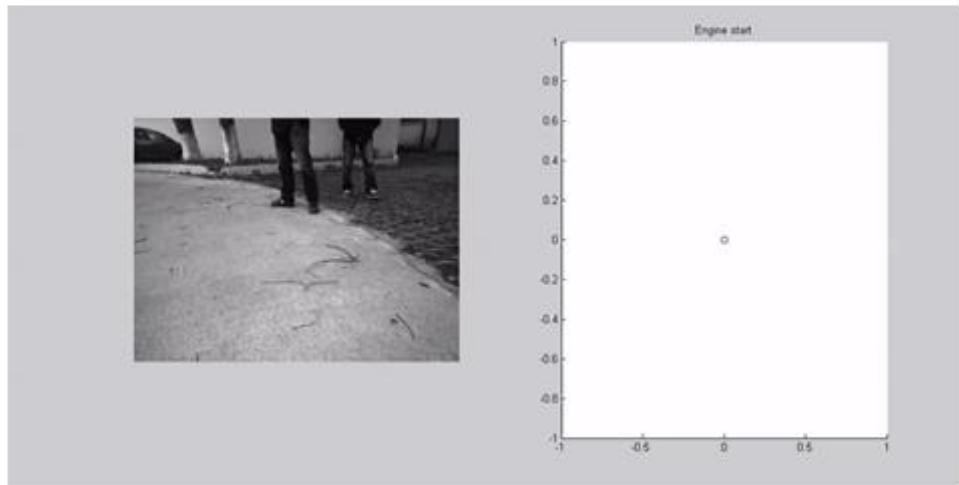
视觉导航



Machine Vision Group



视觉里程计



Machine Vision Group



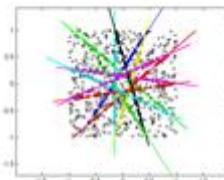
多模型估计

• STP Split Multi-Structure

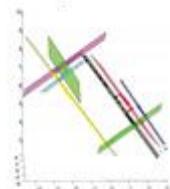


- deterministic equations
- same equation but different parameters

$$y = \alpha x + b$$



$$\alpha x + b y + c z + d = 0$$



$$p^* H = p'$$



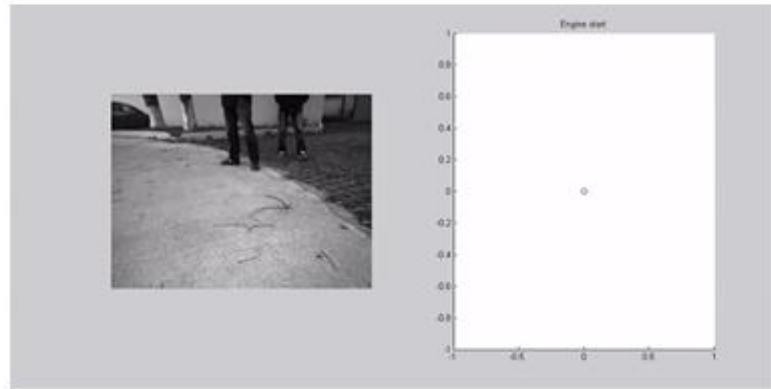
Multi-Motion Estimation

Motion Equation
 $P = R^* P' + T$

Machine Vision Group



多目标运动估计



Machine Vision Group

[视频演示：请点击这里](#)



机器视觉

全景监控：

全景拼接
全景图像传输
全景显示技术

全景目标识别与跟踪

基于眼动仪的视差自适应立体视觉

基于机器人移动平台的实用性视觉技术：

目标跟踪、人脸识别
基于Kinect的手势识别与交互

Machine Vision Group



全景视觉



Machine Vision Group

[视频演示：请点击这里](#)

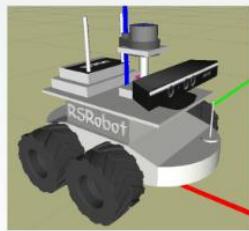
外观及传感器



RSRobot平台



RSRobot 外观图



RSRobot 三维仿真模型

传感器



二维激光扫描仪



Kinect RGB-D相机



三轴姿态传感器

3

制图功能

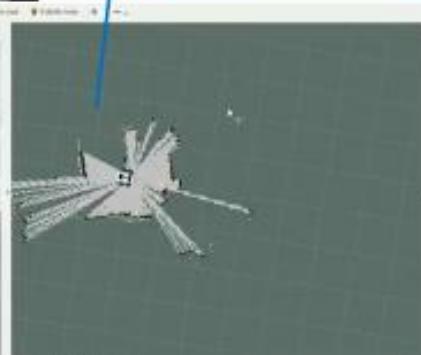


制图环境俯视图



手机跟拍视频显示区

车载摄像头拍摄显示区



实时制图显示区

注：播放速度为正常速度的两倍

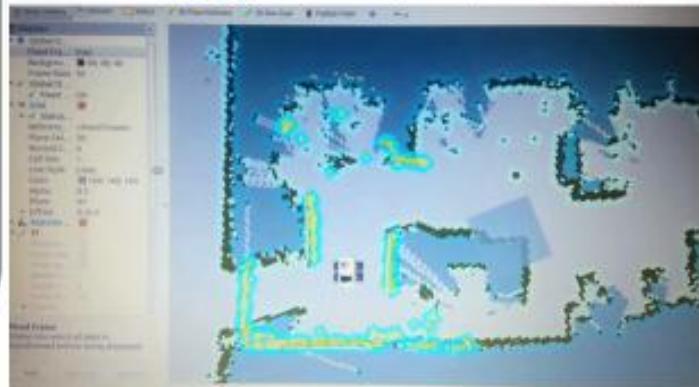
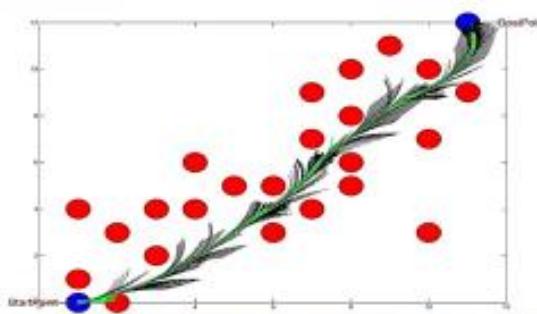
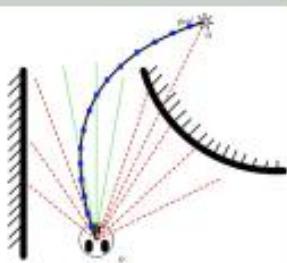
[视频演示：请点击这里](#)

导航功能



局部路径规划就是根据当前位置以及周围情况选择出当前时刻之后的**最佳的运动状态**(v, ω)，每个时刻的运动状态联合起来构成完整的路径

优点：实时性和动态性



[视频演示：请点击这里](#)

巡检功能介绍



功能说明：在未知环境中首先进行制图，然后根据实际需要标记若干个目标点，形成目标点序列，并在逐点进行遍历的过程中动态地实现避障与导航

[视频演示：请点击这里](#)

眼动仪控制功能



实现以视线控制机器人小车的运动

- 摄像机拍摄场景图像显示在计算机屏幕上
- 人眼注视屏幕，眼动仪测出眼睛的注视位置
- 使机器人小车自动运行至眼睛注视的地方



注：白色点为眼动仪捕获的人眼注视点



[视频演示：请点击这里](#)

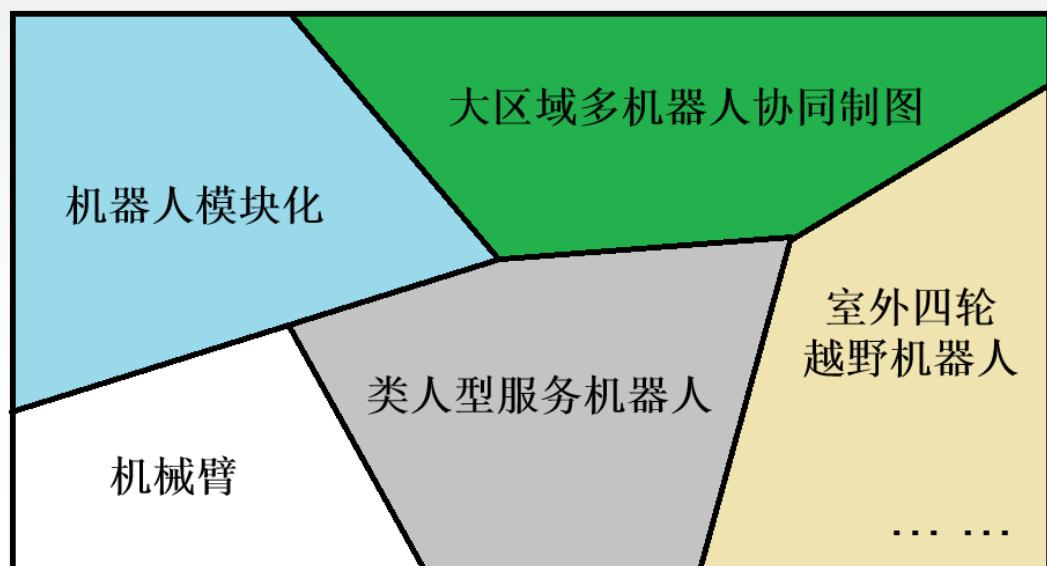
多机器人协同功能



说明：两台已经两台以上机器人实现编队、协同作业

[视频演示：请点击这里](#)

未来方向



15 无人机视觉

15.1 研究背景

无人驾驶飞机，简称无人机（Unmanned Aerial Vehicle），是一种动力驱动、操控便捷、能搭载多任务装备、实施多技能操作并能重复使用的无人驾驶航空器。自上世纪90年代初，信息化技术、轻便化任务载荷技术、卫星通信技术、新型材料工业技术、高效空气动力技术、环保型新能源与高效动力技术、精准起降技术等的迅猛发展，使得无人机性能逐渐完善、功能日益扩展；同时，因其研制周期较短，使用风险较低，各种关键技术得到高度重视，无人机技术已应用于各领域中。在信息化、网络化、体系化发展背景下，无人机技术将更加突飞猛进。

无人机系统由飞行平台系统、信息采集系统和地面控制系统组成。如图一，电动螺旋桨为无人机提供飞行动力，POS系统实时测量并记录飞行姿态数据，普通机载数码相机按照预先设定的摄影模式获取无人机影像，针对无人机影像像幅小、数量多等特点以及研究应用的要求，采取合适的算法进行后续影像处理。

军用无人机集航空、信息、精确打击等高新科技于一体，作为现代空中军事力量中的一员，具有无人员伤亡、使用限制少、隐蔽性强等特点，在近期战阵中发挥着重要作用，在世界范围内掀起一场无人机研制热潮，无人机的发展进入了新阶段。图一和图二分别为为美国研制的“中海拔、长时程”的捕食者无人机和“在美国空军乃至全世界最先进的”全球鹰无人机。



图二 捕食者



图三 全球鹰

受互联网时代商业模式及服务需求影响，信息技术的发展使得民用无人机成为最有前景、发展最快的行业之一，21世纪将成为民用无人机的“大爆炸”时代。图四为德国DHL无人机做紧急物件投递，图五为中国DJI无人机做航拍。



图四 DHL 无人机



图五 DJI 无人机

无人机机体轻便、操控灵活、作业成本低、执行效率高，在进行地势险峻、持久飞行的任务时，相较于载人飞机而言，其具有不可比拟的优势，因此除了应用于军事以外，还常常用于遥感航拍、灾区救援、气象监测、新闻拍摄、环境评估、农药喷洒、大地播种、边境巡逻、垃圾埋场检测等。通信中继和快递服务等方面。无人机的使用大大提高作业效率，以环境监测为例，无人机在环境监测方面的应用几乎涵盖整个地球生态系统，包括：植被覆盖监测、海洋生态环境变迁分析、大气污染定量评价、城市规划评定等。在这些应用中，无人机作为一种新型工具，不仅提高了作业效率，缩短作业时间，还提供海量精确数据以进行后续数据处理操作，因此，具有针对性的无人机影像处理算法显得尤为重要。

15.2 典型应用

15.2.1 无人机航空测图技术

与传统航空摄影数据相比，无人机低空遥感数据具有显著特点：

- 1.采用非量测相机导致镜头畸变更大；
- 2.低空摄影具有宽视角，影像变形更大；
- 3.高重叠度的海量影像数据导致匹配效率低下；
- 4.遥感平台稳定性差，存在航线弯曲现象。

因此，在处理无人机低空遥感数据时，要考虑到如下关键技术：

1) 相机标定

无人机航空相机检校是提高无人机信息提取和目标定位精度的重要因素。无人机飞行平台一般安装非测量数码相机，为了消除非测量数码相机镜头畸变的影响，在航测前要进行相机检校，以保障航拍数据的高质量要求。检校内容包括内方位元素即主点位置、主距的测定，光学畸变系数包括径向畸变和偏心畸变的测定。径向畸变差在以像主点为中心的辅助线上，是对称性畸变，它使构像点沿径向方向偏离其准确位置；切向畸变差是由于镜头光学中心和

几何中心不一致引起的误差,是非对称畸变。物镜畸变必须加以改正,否则摄影测量的平差精度要受到影响。无人机无法搭载测量相机,而普通相机要达到测量相机的要求,精确测出各种参数,就必须在目标区域布设足够的控制点,对于在危险区域执行任务的情况下,这显然是不现实的。因此,急需探究适用于无人机航空相机检校的算法模型和整套检校流程,如基于LCD液晶屏幕高精度标定非量测相机算法、在线相机标定技术等,缩短相机检校耗时,提升检校精度,无需拿到检校机构检校,使无人机航空相机能更好地完成侦察任务,满足无人机的应用需要。

2) 影像几何校正

在获取无人机影像的过程中,由于无人机姿态的不稳定等原因,无人机影像存在一定的几何畸变,表现为景物中目标物相对位置的坐标关系在图像中发生变化,需要针对这种畸变做几何校正。如何准确判断影像的几何畸变性质,怎样选取合适的几何校正模型吗,在未能获取足够数量的控制点或无控制点的情况下如何进行影像几何纠正仍是亟需解决的难题。

3) 全自动影像拼接

在无人机数据处理中,影像匹配是最为关键的技术。随着无人机技术的逐渐成熟,如何能全自动快速高精度影像匹配仍是一个亟待解决的一个需求问题。一般拼接方法分为基于 POS 数据的影像拼接、基于非特征的影像拼接和基于特征的影像拼接。目前已存在多种特征提取算法,如 Canny 算子、SURF 算子、Moravec 算子, SIFT 算子等,尽管这些算法快速而精确,但在面临海量数据时仍然逊色,需要研发基于多核 CPU 和多线程 GPGPU 技术的无人机数据处理软件,以满足快速批量解决工程的需求。

4) 地表重建

对无人机影像进行三维重建,首先依据 DEM 建立表面模型来构建真实地形,然后再将无人机影像进行纹理叠加来显示地表细节,综合运用遥感图像、地理要素和文字符号标注等多种数据,生成三维景观。DEM 数据获取方式一般有两种:传统方法是进行控制测量获得大量的控制点数据,通过内插生成 grid 格式方式获取 DEM 数据;我们致力于找到一种快速的方法制作三维影像,所以首先利用空中三角测量后的方位元素及影像匹配获得的大量同名点进行前方交会,获得试验区大量离散的三维点,进而生成 DEM 网络。使用 DEM 对影像进行纠正,得到需要的 DOM 数据,将纹理映射上去便可得到粗略的三维景观图。地物几何形状和高度的确定以及精细建模则是需要进一步考虑的问题。

15.2.2 无人机遥感三维景观快速重构技术

近年来,高空遥感影像成为空间数据获取的重要数据源,以卫星遥感和普通航空摄影技术往往具有数据获取能力不足和现势性差等技术局限,微型无人机系统以其体积轻巧、重量小、集成度高、相应速度快、作业灵活等特点,完美地弥补了这些不足,成为灵活与便捷的低空影像获取平台。同时,随着信息化时代的不断发展,三维物体或场景模型的需求越来越多,除利用数学模型直接建模外,利用扫描设备对真实物体进行扫描,重构出物体模型的方法也逐渐成熟。将无人机航拍影像与计算机视觉技术相结合搭建无人机影像的三维重建平台,在城市数字化、地形测绘等领域将发挥重要作用。

相比于无人机影像,无人机视频序列具有更复杂、更精细也更冗余的数据量,利用视频中的全部帧进行重建匹配与估计相机与空间的几何关系会耗时大,而且对重建结果的提升很小;其次要考虑提取帧之间的基线问题,两帧之间基线过小会降低三角化测量的精确度,基线过大则会使得特征匹配时出现较多的误匹配;再者,无人机拍摄过程中出现目标丢失、抖动等情况使得部分视屏帧无法提供有用信息、其中一些低质量的图像会降低重建效率、增加重建过程中的误差。为缩减重建时间、提升重建效率,关键帧的提取算法要求用尽量少的帧来代表整个视频序列,将基线宽度、位置信息、清晰度、准确率等因素纳入考虑范围,实现基于多因素考虑的航拍图像关键帧提取算法显得尤为重要。

图像序列三维重构的主要步骤为特征提取与匹配、相机参数估计与稀疏重建、稠密重建、点云模型建立,在计算机视觉领域之中,运用 Structure from Motions (SFM) 方法进行三维重建,用多视图立体视觉方法做稠密重建,再把点云进一步网格化则得到目标的三维模型。SFM 算法基于照片特征点匹配关系,使用非线性优化方程来回算相机参数以及稀疏点云,所谓计算机视觉领域的标准技术。无人机航摄影像可以较好地适用于 SFM 框架,但仍有需要考虑与调整的地方:针对不同的应用需求,选择合适的特征或者并联使用多种特征来进行图像的三维重建,以达到最佳的重建效果;基于 SFM 框架进行三维重建过程略显复杂,航拍视频输入之后需要经过很多步处理才能得到物体或场景的三维机构,建立针对航拍图像序列的三维重建系统是需要进一步考虑的地方。

15.2.3 基于视觉的无人机追踪定位

小型无人直升机具有垂直起飞、垂直降落、悬空静止、任意飞行、慢速巡航、超低空飞行等多种飞行方式,由于这些优势,小型无人直升机可以方便地完成各种航拍任务。安装了

视觉传感器的小型无人直升机系统具有对地面目标的空中监视、跟踪飞行等功能,是完成交通监控、抗灾救援等任务的理想平台。因此,基于视觉的无人机追踪技术是追踪领域最活跃的研究方向之一。

无人机目标跟踪任务过程始于目标被探测到之后,首先根据相对观测角度距离信息和无人机姿态信息对目标进行定位,然后考虑各种观测数据的噪声,对获得的目标状态进行滤波估计,继而采取高效的无人机引导控制律和传感器运动控制律分别控制无人机和传感器,以便无人机获得更多的观测数据,然后以此为基础,不断进行循环迭代。基于无人机平台的目标追踪存在以下技术难题:

由于小型无人直升机平台稳定性差,易受到阵风等外力的干扰,如何实现其稳定地自主飞行仍然是无人机领域的一个难题;此外,由于无人机的飞行空间比较大,很容易使目标偏离于摄像机的视野之外,如何快速准确地调整摄像机的姿态是跟踪系统设计中另一大难题。另外,在缺乏深度信息传感器和摄像机外参数未知的情况下如何实现对云台摄像机姿态的控制也是需要考虑的难题。

传统的目标跟踪多是用固定不动的传感器跟踪目标。因此,现有的方法大多针对位置固定的传感器,如地面雷达跟踪敌方战机和导弹、交通监控摄像头跟踪通行车辆等。然而,因为无人机可以负载飞行,其传感器具有更大的测量范围,因此无人机可以获得更好的跟踪性能。传感器的移动性在扩大其感知范围的同时也增加了信息处理的难度,带来了新的问题,比如:如何在复杂运动的背景中识别目标;识别目标后如何引导控制无人机和传感器的运动才能获得更好的目标跟踪性能;受制于无人机的运动约束,如何在观测存在噪声或者目标短暂丢失的情况下估计或者预测目标位置;尤其是当目标的运动模式不确定时,如何建立目标运动模型,以便于准确估计目标状态。从而对目标跟踪过程中的图像处理、目标识别、目标状态估计、传感器控制和无人机实时引导控制都提出了新的要求。

尽管无人机具有更大的感知范围,但在执行目标跟踪任务的过程中,传感器的观测区域仍然是有限的,传感器的角度和无人机的位置也总是受到一定物理运动的约束(如最小转弯半径的约束等)。这些因素造成了无人机获得的观测可能变得间断,给常规的目标跟踪问题带来了新的挑战。无人机的观测效率在信息源头上决定无人机对目标状态估计的准确程度,为了获得尽可能多的观测信息,无人机需要根据目标状态在线调整传感器的姿态,以便目标更多地落入观测视野内。也就是要求状态估计算法能够快速准确的给出目标当前时刻或者下一时刻的状态信息,以便于无人机能够持续跟踪地面目标。

当目标具有一定的威胁时，无人机在保证持续跟踪的同时还要考虑与目标之间保持一定的安全距离。一般认为无人机的探测距离大于目标的探测距离，此时，如果无人机与目标之间的距离过大则可能丢失目标，如果距离太小则增加了无人机暴露的危险。因此，控制无人机以固定的距离跟踪运动目标既能够保证对目标的定位跟踪，同时又能降低无人机暴露的威胁。这就要求无人机的引导控制不仅要考虑对目标的持续跟踪，同时还要考虑目标威胁的约束。

在现代科学技术的强力支持下，无人机以其优越的性能、较强的环境适应能力，无论是战场还是在民用市场上，都将发挥着重要的作用，无人机技术已不再是将载人飞机简单地无人化，更需要解决一系列独特的关键技术。随着智能无人机技术的不断提高，无人机的安全性和自主控制性将会得到较大的改善，运营成本和风险将会进一步降低，运营效率得到极大提高，无人机将获得更为广阔的发展空间。

16 遥感应用——通用光谱模式分解算法及植被指数

16.1 概述

卫星数据对于研究陆地覆盖和估算全球净初级生产力 (Net Primary Productivity) 是非常重要的数据源。由于卫星技术、传感器技术的发展, 我们已经可以利用卫星传感器获取地面大量多/高光谱遥感数据。一些针对多/高光谱遥感数据的处理方法已经在实际遥感图像处理应用中发挥作用, 例如主成分分析 (Principal Component Analysis) 方法, 典型分析 (Canonical Analysis) 方法以及适用于高光谱图像分析的分块主成分分析方法, 等等。可提供多/高光谱数据的卫星有 Landsat/ETM+, Terra(Aqua)/MODIS 和 ADEOS-II/GLI 等。相比之下, 卫星数据的处理能力显得落后, 大量数据没被充分挖掘利用, 而且, 由于不同传感器之间仪器性能、技术指标等方面存在差异, 不同传感器接收的数据之间存在依赖于传感器的特性, 不能简单进行比较。

植被指数 (Vegetation Index) 是指通过多/高光谱遥感数据波段的线性或非线性组合, 定量描述地球表面植被状况的一种光谱特征度量指标。植被指数实质上是指消除了非植被目标, 如土壤、水体等的光谱影响, 突出反应陆地植被水平分布、垂直密度和生物活性度的一种植被光谱特征指数。植被指数是利用遥感光谱数据监测地面植物生长和分布, 定性、定量评估植被的一种有效方法。根据不同的研究目的, 人们已经提出了几十种植被指数, 如归一化差值植被指数(NDVI), 增强植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI), 比值植被指数(Ratio Vegetation Index, RVI), 垂直植被指数(Perpendicular Vegetation Index, PVI), 土壤调整植被指数(Soil Adjusted Vegetation Index, SAVI), 等等。植被指数已被广泛用来定性和定量评价植被覆盖及其生长状况。另外, 植被指数有助于增强遥感影像的解译力, 并已作为一种遥感手段广泛应用于土地利用覆盖探测、植被覆盖密度评价、作物识别和作物灾害预报等方面, 并在专题制图方面增强了分类能力。植被指数还可用来诊断植被一系列生物物理参量, 如叶面积指数 (Leaf Area Index, LAI)、植被覆盖率、生物量、光合作用有效辐射吸收 (Absorbed Photosynthetically Activate Radiation, APAR) 和估计净初级生产力 (Net Primary Productivity, NPP) 等。表 1 列举了目前为止提出的一些比较重要的植被指数。

归纳起来, 植被指数按发展阶段可分为三类: 第一类植被指数基于波段的线性组合 (差或和) 或原始波段的比值, 由经验方法发展而来, 没有考虑大气影响、以及土壤亮度和土壤颜色, 也没有考虑土壤、植被间的相互作用 (如 RVI 等)。它们表现了严重的应用限制性。这是由于它们是针对特定的遥感器 (Landsat/MSS) 并为特定应用目的而设计的。第二类植被指数大都基于物理模型, 将电磁波辐射、大气、植被覆盖和土壤背景的相互作用结合在一起考虑, 并通过数学和物理及逻辑经验以及通过模拟将原植被指数不断改进而发展的, 如

PVI、SAVI、STVI、MSAVI、TSAVI、CRVI、ARVI、GEMI(Global Environment Monitoring Index)(Pinty 等, 1992)、AVI、NDVI 等。它们普遍基于反射率值, 经过遥感器定标和大气影响消除形成了理论方法, 为解决与植被指数相关的仍未解决的一系列问题而设计。第三类植被指数是针对高光谱遥感及热红外遥感而发展的 (如 DVI、Ts-VI、PRI 等)。这些植被指数是近几年来基于遥感技术的发展和应用的深入而产生的新的表现形式。

表1 各种植被指数计算公式

植被指数	使用波段	参考资料
$RVI = \frac{NIR}{R}$	近红外 NIR, 红 R	Pearson ,1972
$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$	近红外 NIR, 红 R	Rouse, 1974
$PVI = \frac{NIR - aR - b}{\sqrt{1 + a^2}}$	近红外 NIR, 红 R	Richardson, 1977
$SAVI = \frac{NIR - R}{NIR + R + 0.5} (1 + 0.5)$	近红外 NIR, 红 R	Huete, 1988
$TSAVI = \frac{a(NIR - aR - b)}{R + a(NIR - b) + 0.08(1 + a^2)}$	近红外 NIR, 红 R	Baret, 1991
$MSAVI = \frac{2NIR + 1 - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)}}{2}$	近红外 NIR, 红 R	Qi, 1994
$OSAVI = \frac{NIR - R}{NIR + R + 0.16}$	近红外 NIR, 红 R	Rondeaux, 1996
$GESAVI = \frac{NIR - aR - b}{R + Z}$	近红外 NIR, 红 R	Gilabert, 1998; 2002
$RDVI = \frac{NIR - R}{\sqrt{NIR + R}}$	近红外 NIR, 红 R	Roujean, 1995
$STVI = \frac{(MIR \times R)}{NIR}$	近红外 NIR, 红 R	Gardner, 1983
$CRVI = \left(\frac{NIR}{MIR}\right)^3$	近红外 NIR, 中 红外 MIR	Thenkabail, 1994

$EVI = 2.5 \times \frac{NIR - R}{NIR + 6.0 \times R - 7.5 \times B + 1.0}$	近红外 NIR, 红 R, 蓝 B	Huete, 1994; 1997; 2002
$VIPD = \frac{\{C_v - C_s - (S_s / \sum_{i=1}^n A_i) C_w + S_s\}}{S_v + S_s}$	与传感器波段对应的 所有太阳反射波段	Hayashi, 1998

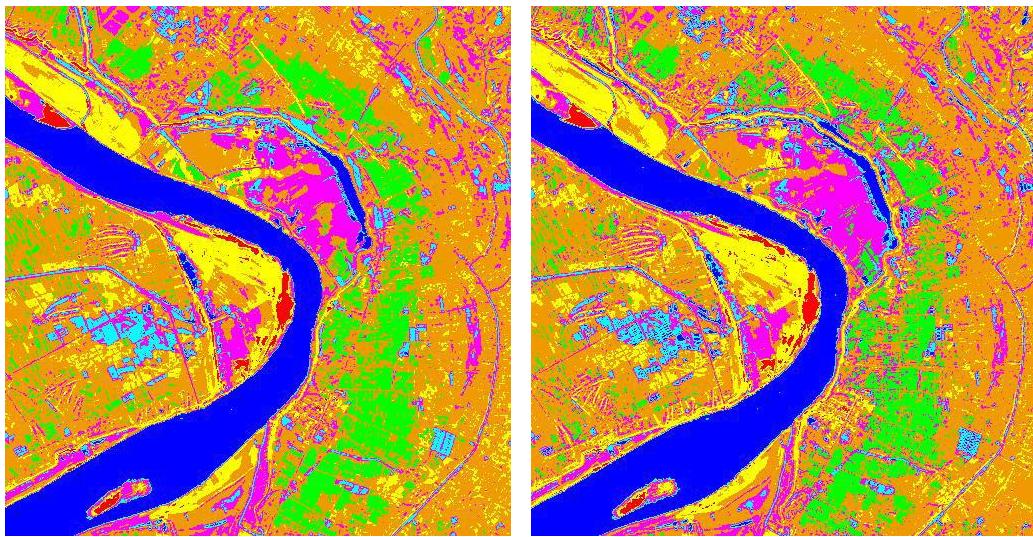
16.2 研究意义

虽然近几年来高光谱遥感取得了长足进展，出现了许多新方法、新技术，应用领域也进一步拓宽。但无论是在海量数据压缩、高速处理方面，还是在数据特征提取、地物光谱模型构建及遥感分类、参数反演方面，都仍有许多难题等待我们去攻克。如，在高光谱特征提取方面，虽然PCA方法和OSP方法被广泛采用，但这些方法都依赖于传感器，不利于多传感器数据的相互比较。由于单颗卫星的使用寿命毕竟有限，即使排除系统故障，使用寿命也往往只有3-5年左右。进行以区域乃至全球尺度的环境监测为目的的遥感研究，需要大量不间断的卫星遥感数据，单一传感器显然不能完成这一使命。当利用不同传感器的数据进行研究时，由于不同传感器的仪器光谱响应、波段数、中心波长等参数的不同，给多传感器数据的直接比较增加了难度。如果有一种“与传感器无关”的分析方法或技术，将会解决这一问题。植被指数在环境监测、生物量估计等研究中，扮演了重要角色，同样需要解决由不同遥感数据计算得到的植被指数的通用性问题。因此，发展一种“与传感器无关”的植被指数，一种充分利用高光谱所提供的光谱信息的植被指数，显得非常必要。

16.3 典型应用

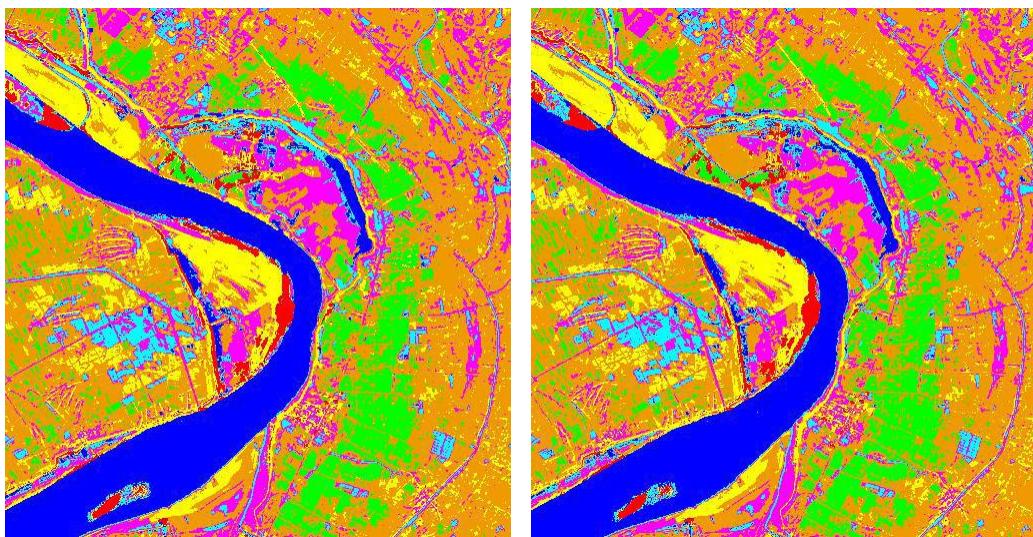
16.3.1 遥感影像特征提取及分类

水体、植被、土壤是地球表面的三大主要地物，也是记录地球表面信息的卫星数据中信息的主要组成部分。通过地面光谱测量，可以得到标准水体、植被、土壤的光谱反射率，进而可以确定标准转换系数矩阵。利用我们提出的UPDM转换方程可以实现UPDM子空间转换。然后在UPDM子空间内进行影像分类。实验结果表明，用UPDM特征转换后的数据进行分类，与用PCA特征提取后的数据进行分类，分类精度几乎接近。但UPDM各分量特征物理意义明确，而PCA各分量特征物理意义很难确定，且因数据而异。



(a)最小欧氏距离PCA特征分类结果

(b)最小欧氏距离UPDM特征分类结果



(c)最小马氏距离PCA特征分类结果

(d)最小马氏距离UPDM特征分类结果

图1 UPDM分解方法在影像分类中的应用

16.3.2 UPDM 特征提取以及在影像检索中的应用

遥感影像中丰富的多光谱信息对基于内容的遥感影像检索而言十分重要，传统的特征提取方法将光谱波段的向量表达作为低级可视化特征，当传感器波段较多时，向量维数大，信息冗余大。针对这一问题提出用植被光谱指数作为影像特征用于遥感影像检索，但单一的植被指数很难全面反映影像内容，而其它的光谱指数的应用都受到传感器波段限制。将通用光谱指数引入基于内容的遥感影像检索技术中，避免了采用全部光谱波段作为特征带来的信息冗余，同时光谱指数特征具有一定的物理意义，对各种传感器通用的光谱指数特征还能克服不同传感器之间的参数限制。实验证明，光谱指数特征比归一化植被指数能够更好的描述影像内容。

UPDM特征较NDVI特征可以更好的区分湖泊和江水。如下图所示：

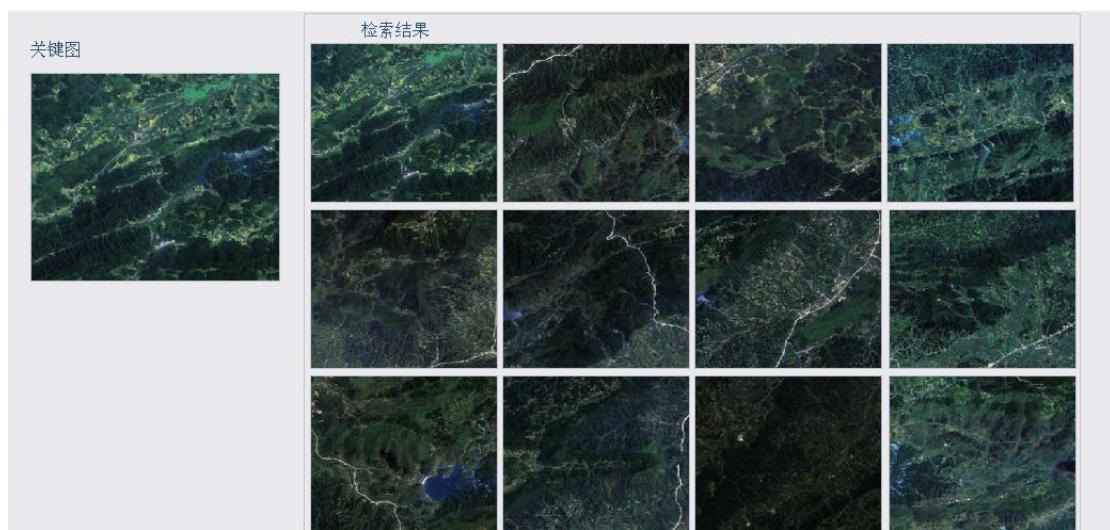


图 2 基于 NDVI 特征的检索结果

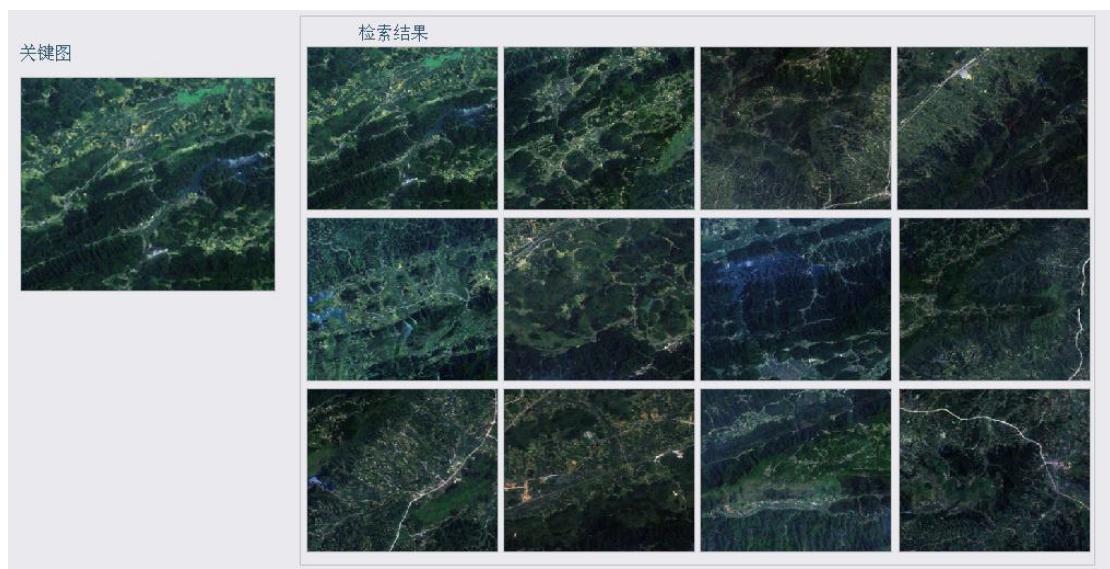


图 3 基于 UPDM 特征的检索结果

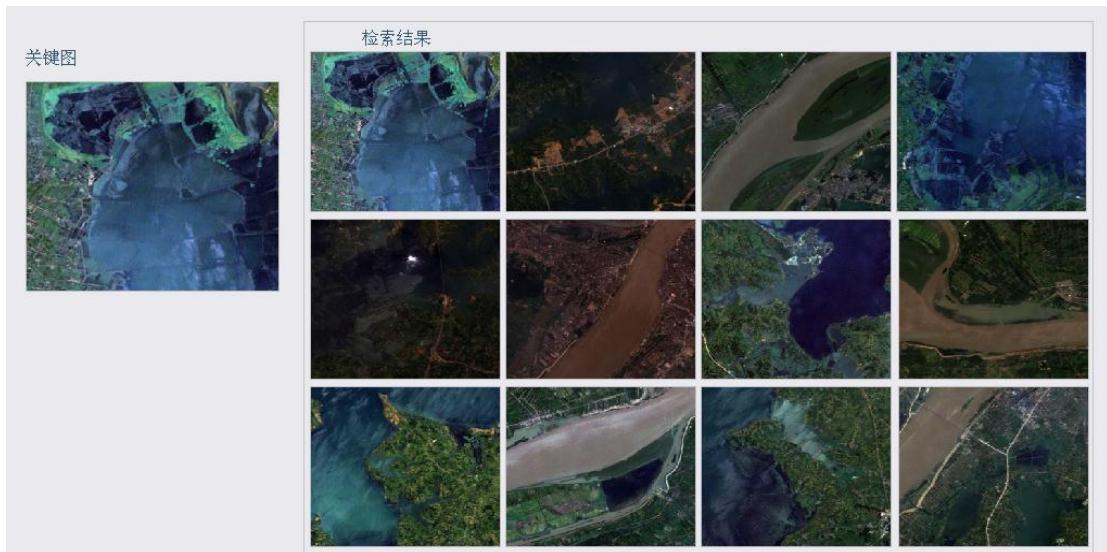


图 4 基于 NDVI 特征的检索结果

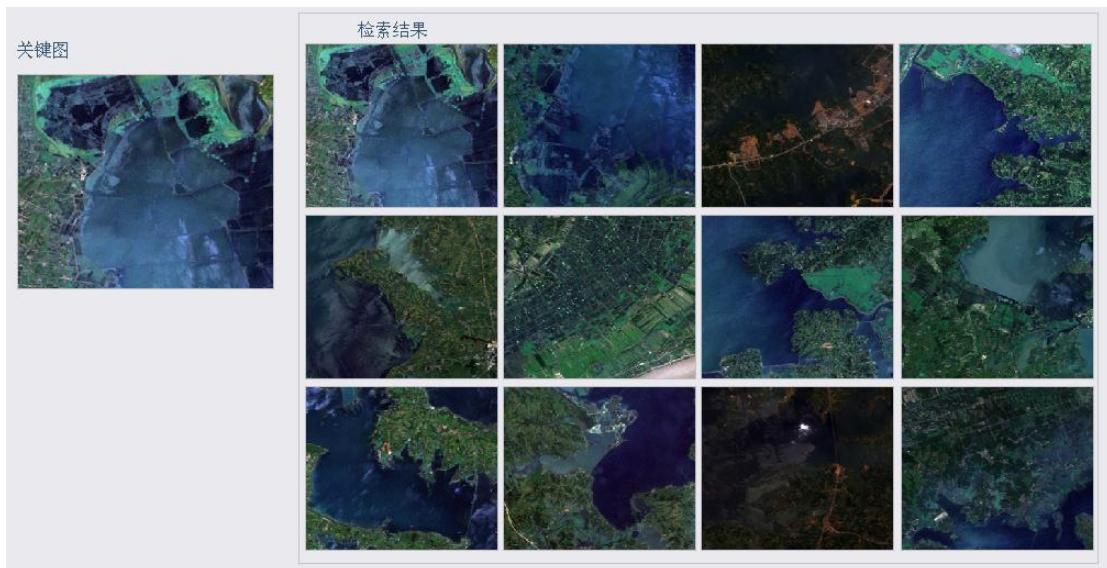


图 5 基于 UPDM 特征的检索结果

16.4 已取得的研究成果

16.4.1 通用光谱模式分解算法

发展了一种适合于多/高光谱遥感数据的通用模式分解方法 (UPDM)。UPDM 以地面特定目标 (水体、植被和土壤) 的实测光谱数据为基准, 在太阳辐射光谱范围 (350~2500nm) 内归一化, 作为标准 UPDM 模式。实际应用于不同传感器时, 从该标准模式中截取与传感器波段对应的数据组成变换矩阵, 对原始光谱反射率数据进行 UPDM 变换。新 UPDM 特征以较低的维数 (通常为 3 维) 表示了原始多/高光谱数据的主要信息, 降低了多/高光谱数据

光谱特征的维数。与主分量变换不同的是, UPDM 方法是采用地面对象组成变换矩阵, 具有“与传感器无关”的特性; UPDM 特征空间物理意义明确, 便于多传感器数据分析比较、遥感分类和高光谱数据可视化。研究成果发表在国际遥感领域期刊“*International journal of remote sensing*”上。

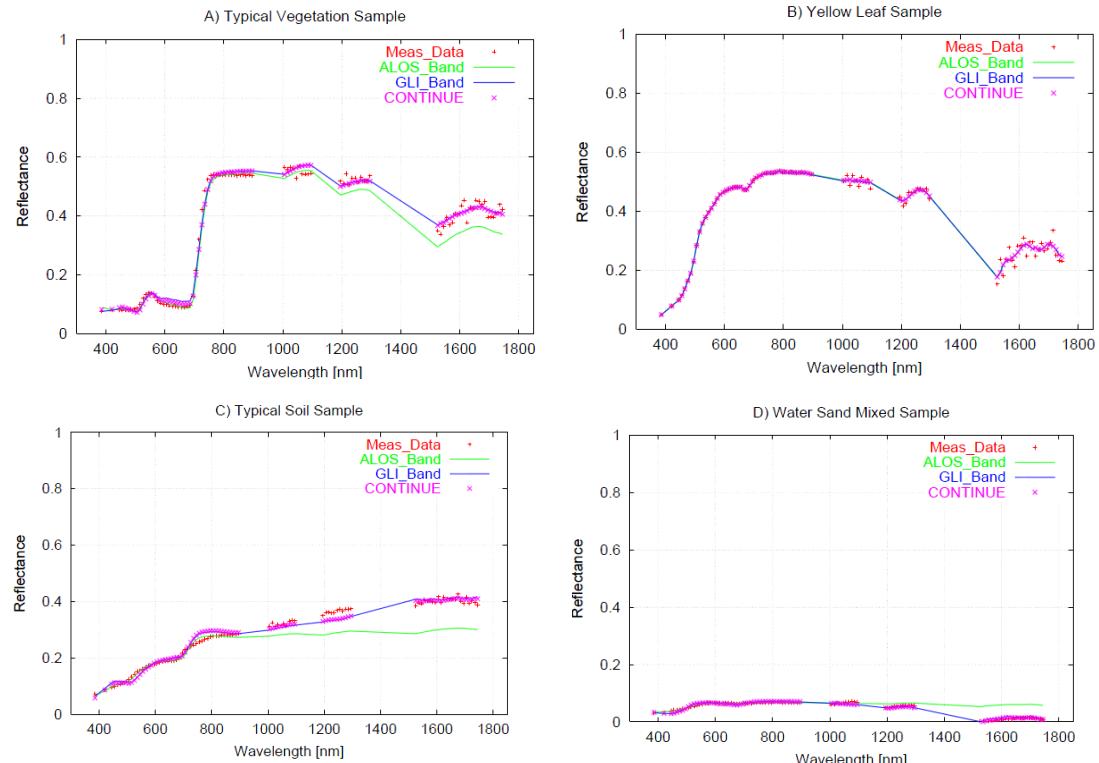
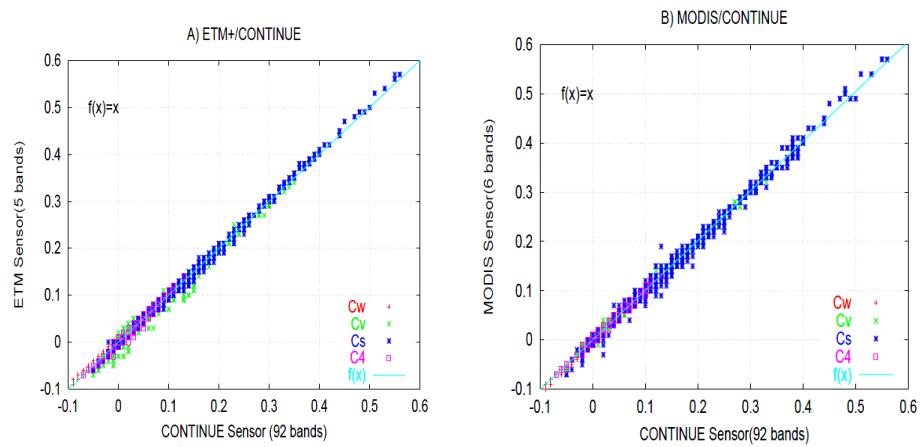


图 6 几种典型地物利用UPDM系数重构光谱与地面实测光谱比较



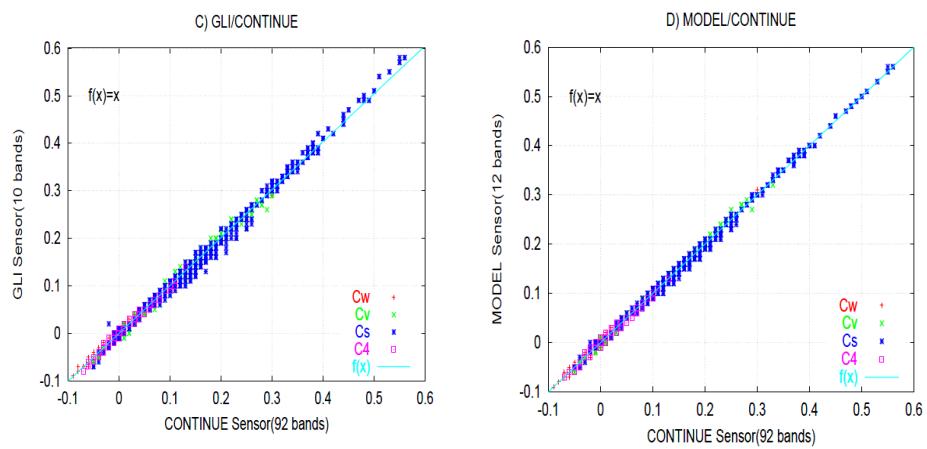


图7 不同传感器UPDM系数比较

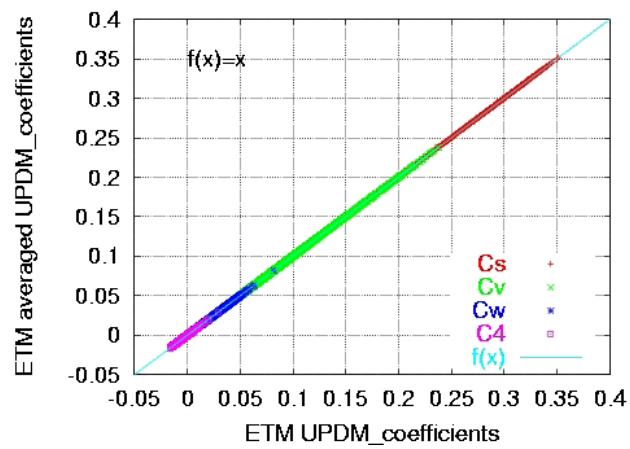


图8 UPDM系数与空间分辨率的线性关系

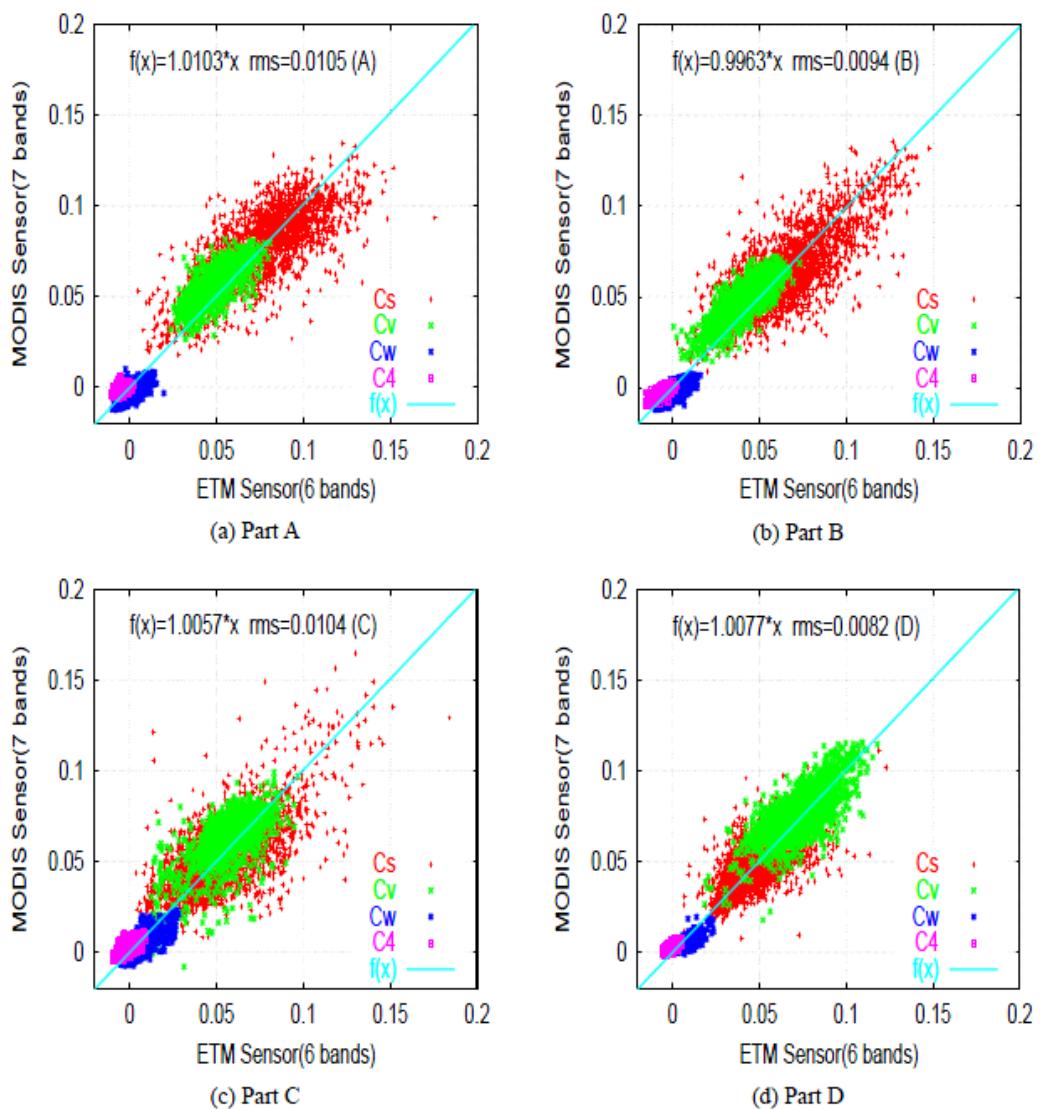


图9 MODIS和ETM+ UPDM系数关系比较.

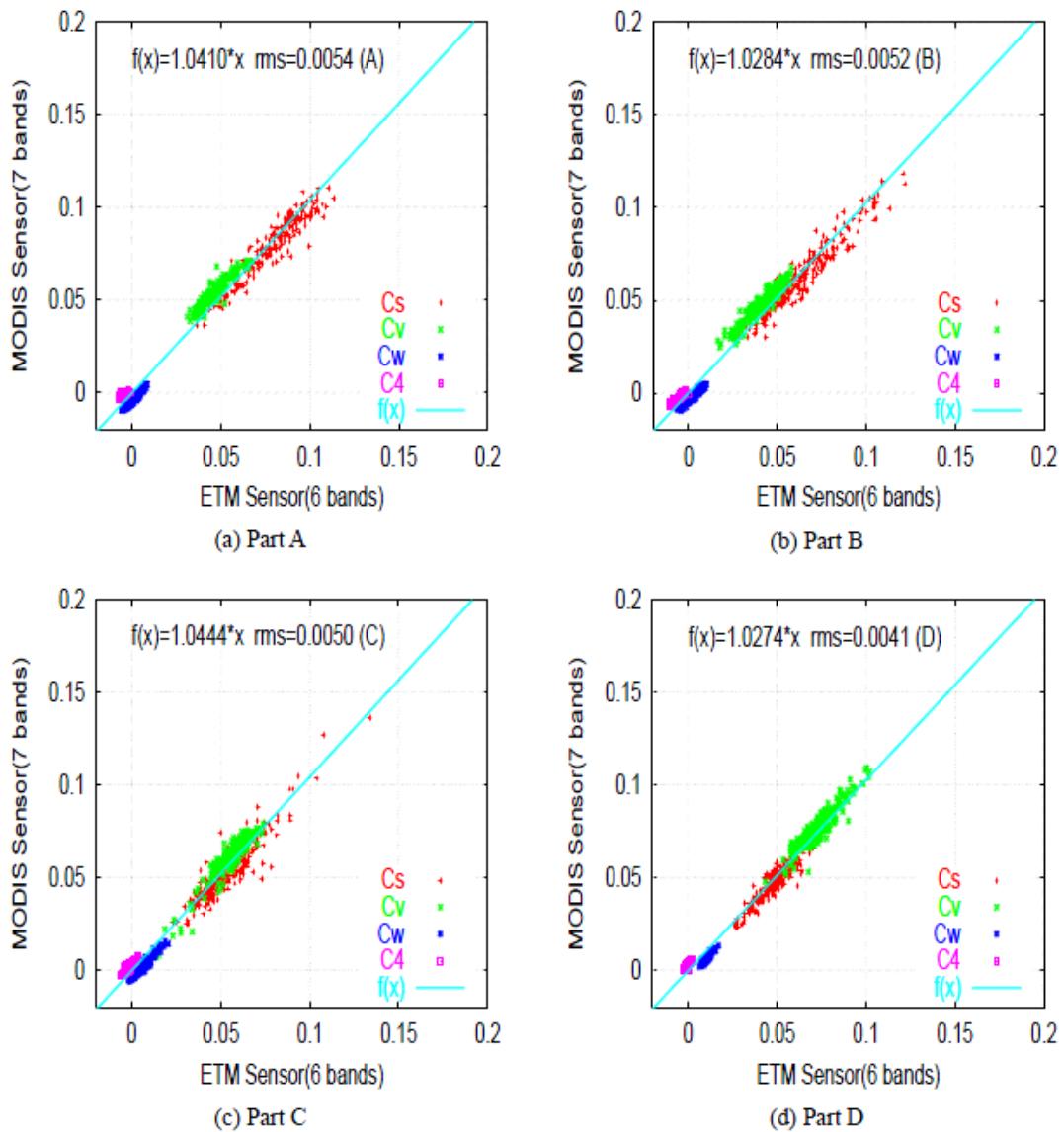


图10 MODIS和ETM+ 3×3像素平均UPDM系数关系比较

16.4.2 基于通用光谱模式分解算法的植被指数 VIUPD

提出了一种基于 UPDM 的植被指数算法 VIUPD。该植被指数采用 UPDM 系数的线性组合, 计算结果不依赖于传感器; UPDM 特征分量集中了原始数据的主要光谱信息, VIUPD 是所有原始数据光谱信息的综合反映, 比简单利用有限几个波段组合的传统植被指数更能反映植被的细微变化。研究成果发表在国际遥感领域期刊“*International journal of remote sensing*”上。

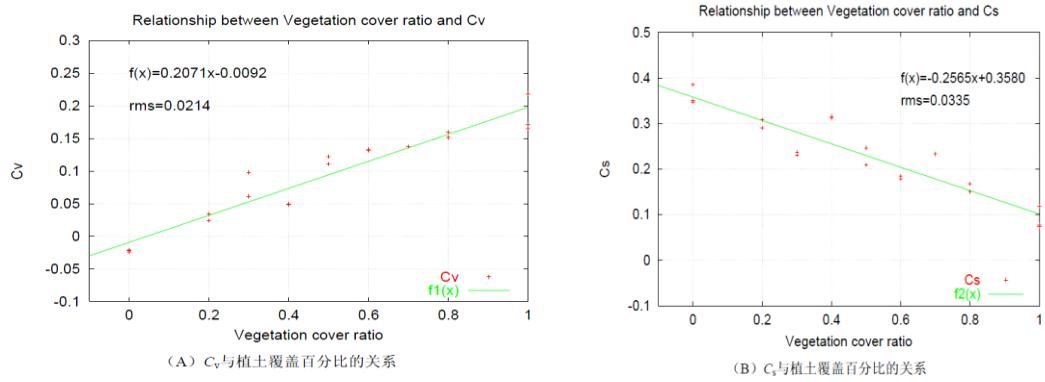


图11 不同植土覆盖百分比和树叶重叠数量对应的反射率曲线

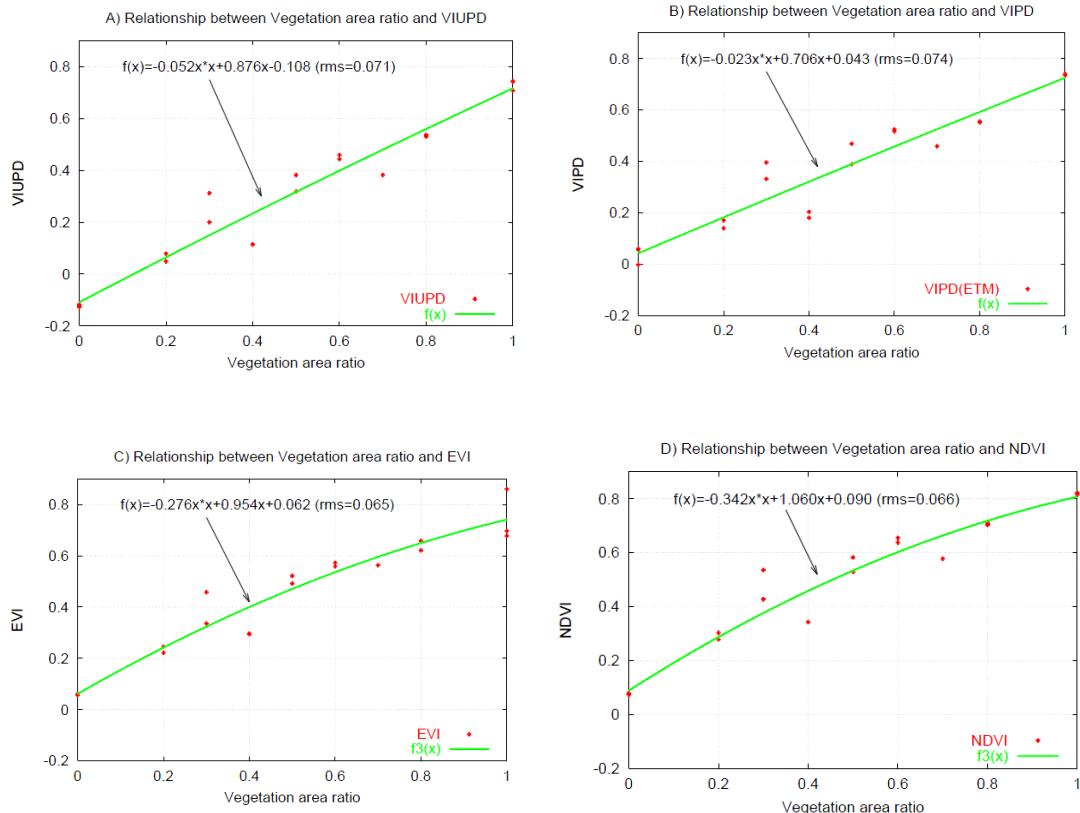
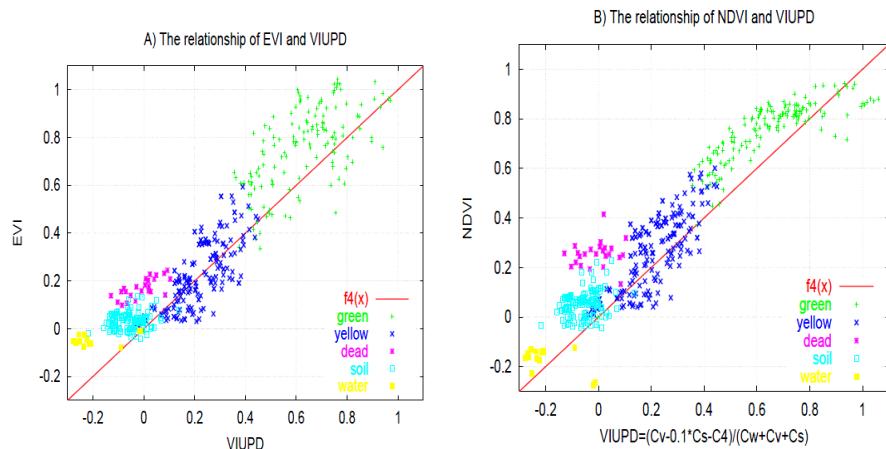


图12 各种植被指数与植土覆盖百分比的关系



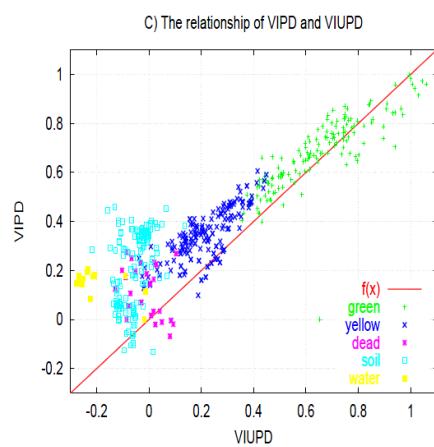


图13 VIUPD与其他几种植被指数比较

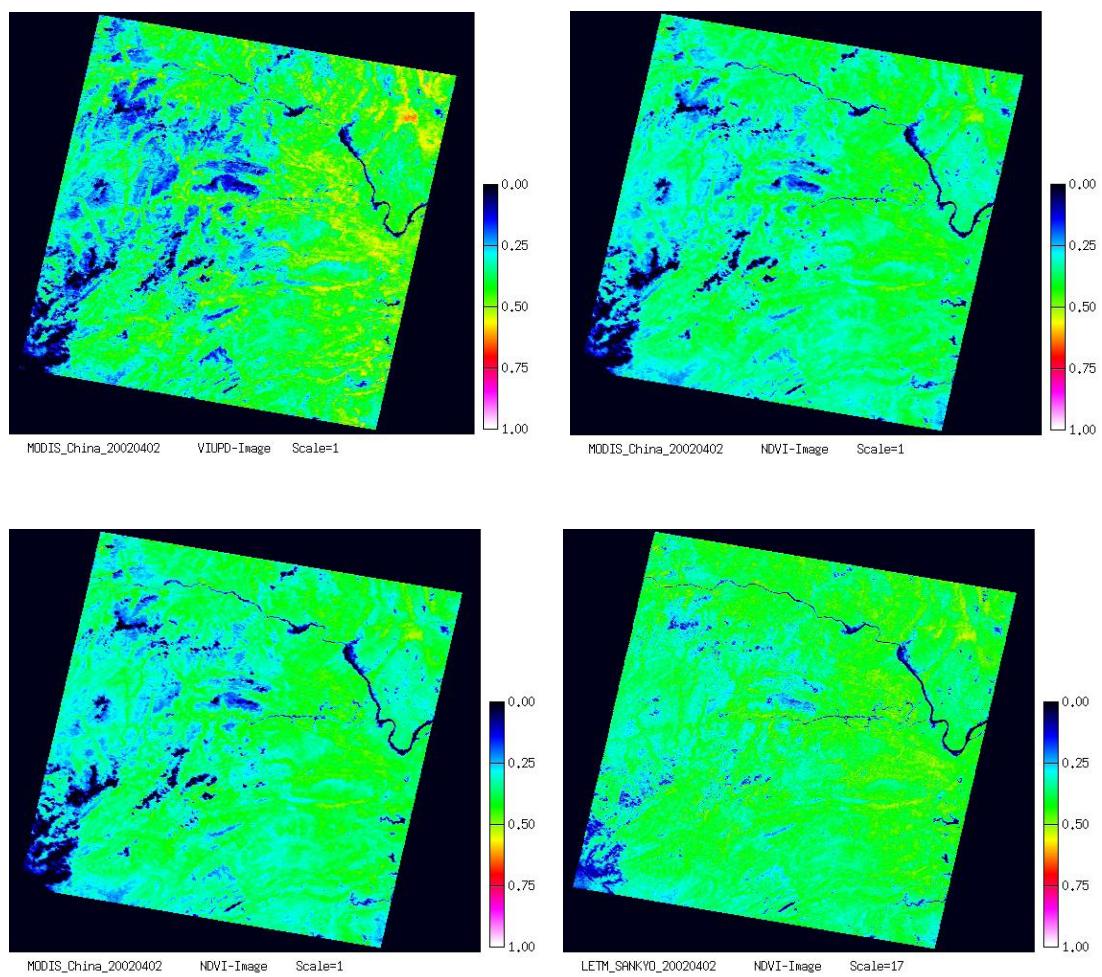


图14 MODIS和ETM+植被指数影像图

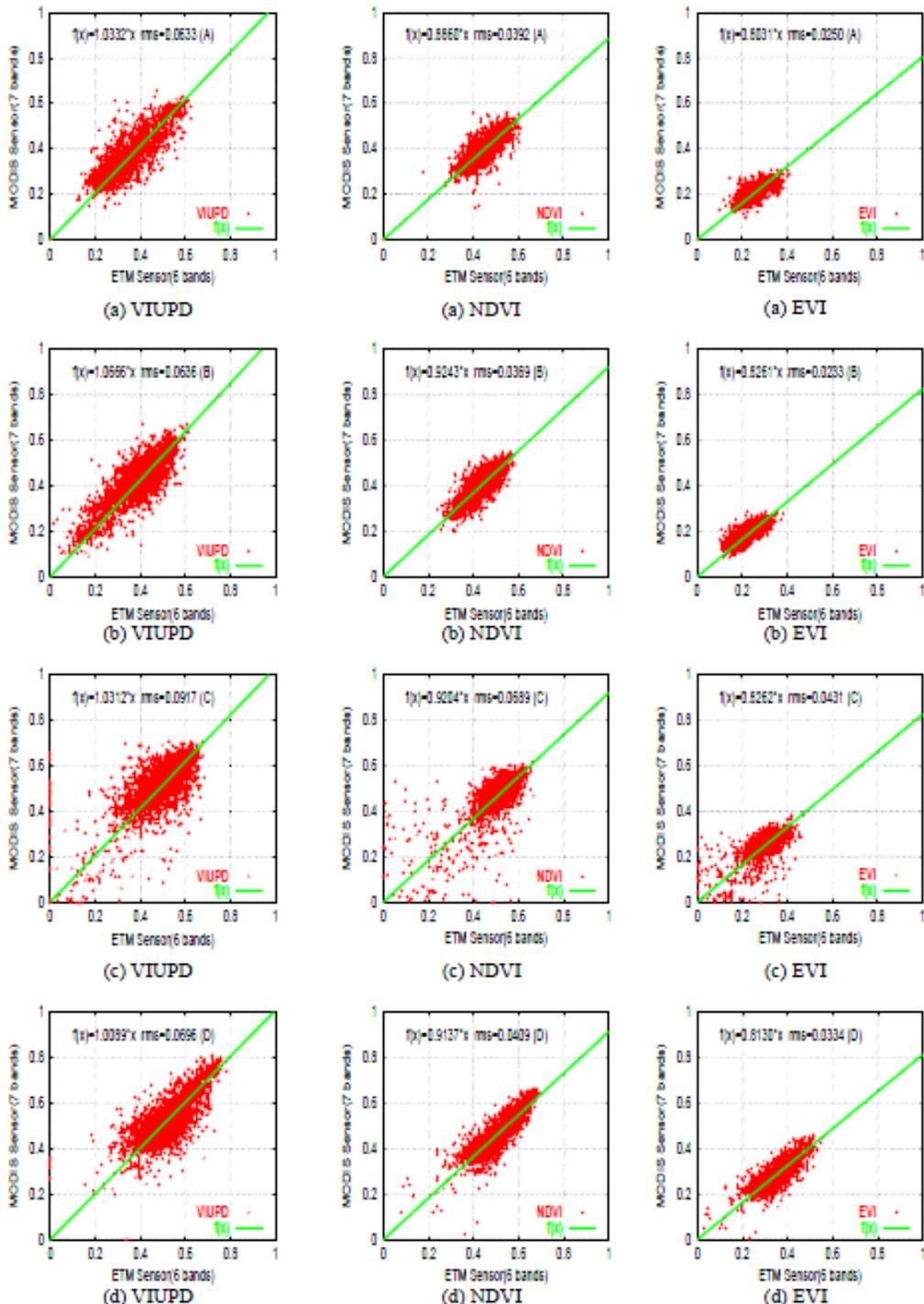


图15 MODIS和ETM+植被指数线性关系比较

16.5 本方向的发展前景与就业领域

由于高光谱图像具有很高的光谱分辨率,因而能够提供更为丰富的地物细节,有利于地物物理化学特性的反演。高光谱遥感已经在各方面显示出了巨大的应用潜力,正受到国内外专家学者的广泛关注,今后必将在诸多领域发挥越来越重要的作用。特征提取和植被信

息提取在高光谱信息处理中占有非常重要的地位。因此克服传统特征提取方法物理意义不明确, 依赖于传感器的缺点, 发展具有明确物理意义、不依赖于传感器的特征提取算法和植被信息提取算法具有非常重要的意义。本方向的研究工作非常值得进行深入的研究和探讨。

下一步的研究主要集中在以下几点:

将UPDM应用于其它多/高光谱卫星数据和航空高光谱数据, 如PHI和AVIRIS。

将UPDM分解方法和VIUPD更紧密地和实际应用结合在一起, 用于局部、区域乃至全球尺度的NPP估计与生物量反演。

广泛地研究UPDM和VIUPD在精细农业、林业、地质等方面的应用。

就业前景: 高校、研究所以及事业单位以及公司的研发部门。

16.6 入门资料推荐

张良培, 张立福, 高光谱遥感, 武汉大学出版社, 2005.

通用光谱模式分解算法及植被指数的建立, 张立福, 武汉大学博士论文, 2005.

Zhang, L., Zhang, L., Yan, L., Yang, S., Fujiwara, N., Murumatsu, K., Daigo, M., 2007 , Hyperspectral data transformation and vegetation index performance based on the universal pattern decomposition method , *Journal of Imaging Science and Technology*, Vol.51, No.2 pp.141-147

Zhang, L., Furumi, S., Murumatsu, K., Fujiwara, N., Daigo, M., and Zhang, L., 2007, A New Vegetation Index Based on the Universal Pattern Decomposition Method, *Int.J.Remote Sensing*, 28(1):107-124.

Zhang, L., Fujiwara, N., Furumi, S., Muramatsu, K., Daigo, M., and Zhang, L, 2007, Assessment of the universal pattern decomposition method using MODIS and ETM+ data, *Int.J.Remote Sensing*, 28(1):125-142.

Zhang, L., Furumi, S., Murumatsu, K., Fujiwara, N., Daigo, M., and Zhang, L., 2006, Sensor-independent analysis method for hyper-multi spectral data based on the pattern decomposition method, *Int.J.Remote Sensing*, 27(21): 4899-4910.

17 遥感应用——大气 PM2.5 浓度遥感监测

17.1 研究方向概述

在经历了工业革命之后，世界各国进行大规模生产活动的能力有了质的飞跃。由于缺乏环境友好型的生产技术，以环境污染为代价换来经济增长的发展模式已经给各个国家带来了新的危机。其中，大气污染由于其污染程度高、污染影响范围广而受到大众瞩目。细颗粒物（fine particulate matter, 即 PM2.5）由于其特殊的理化性质使其可以通过日常的呼吸作用进入肺部，甚至进入人体血液循环，对人体造成严重伤害。中华人民共和国大气污染防治法由中华人民共和国第十二届全国人民代表大会常务委员会第十六次会议修订通过，引起了广大民众的强烈反响和共鸣，它反映出人们对于空气质量的要求越来越高。治理大气 PM2.5 污染，依赖于对其理化特性、时空变化的深入了解，因此利用遥感手段监测大气 PM2.5 的时空分布显得极为迫切。

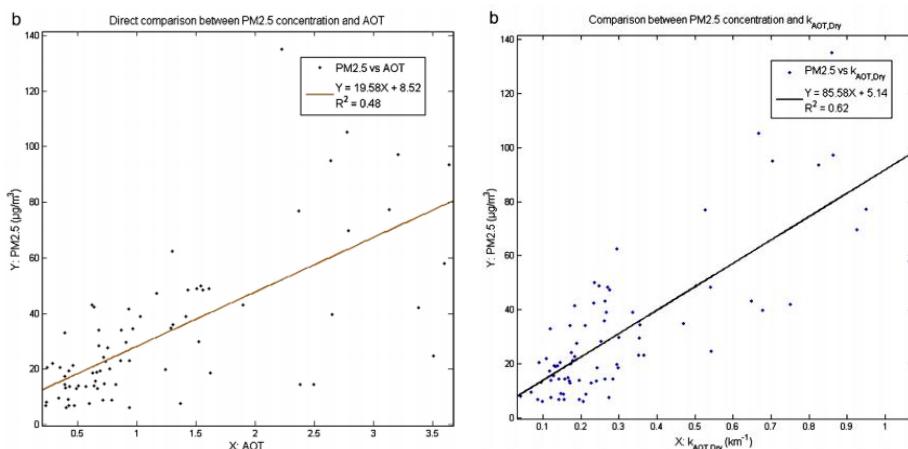
17.2 研究意义

近年来，各国对大气 PM2.5 浓度监管力度逐年加强，我国也开始重视大气污染物的监测和治理，先后颁布了多项相关政策与条例，并加快了地面监测站的建设速度。虽然目前已建成地面测站 1500 余个，但其地理分布严重不均，多聚集于东部沿海发达城市，中、西部城市测站稀少，难以满足我国大范围的大气 PM2.5 浓度连续变化的研究需求。通过遥感手段能够实施大气 PM2.5 浓度的大范围连续观测，并可以进一步分析获取精细尺度地表细颗粒物的时空分布特征，为大气 PM2.5 浓度治理的提供数据支撑，并为政策制定起一定的指导作用。

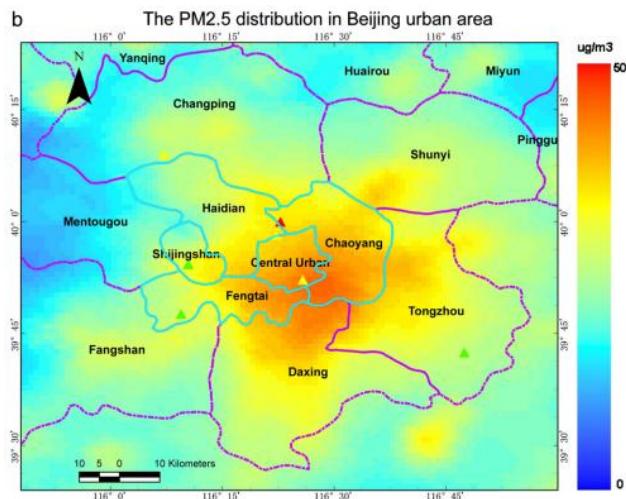
17.3 典型应用

参考文献1：Wang, Z., et al., Satellite-based estimation of regional particulate matter (PM) in Beijing using vertical-and-RH correcting method. *Remote Sensing of Environment*, 2010. 114(1): p. 50-63

利用物理模型，通过高度校正和湿度校正的手段改善PM-AOD关系，从而提升遥感AOD数据反演精度，进一步利用该关系进行近地表PM2.5浓度的反演。



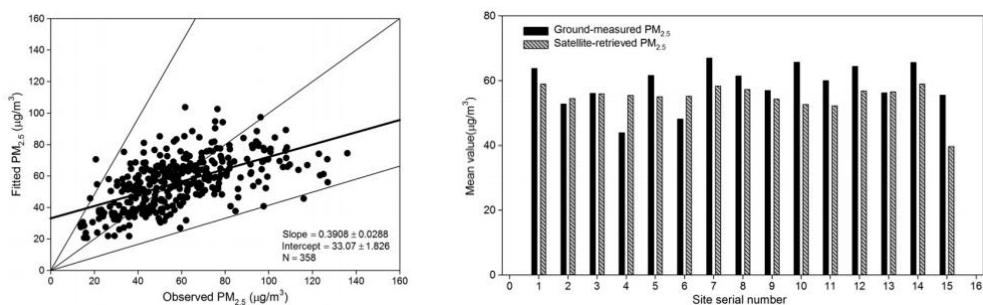
图(1) 通过对AOD数据进行高度和湿度校正，提升PM-AOD相关性



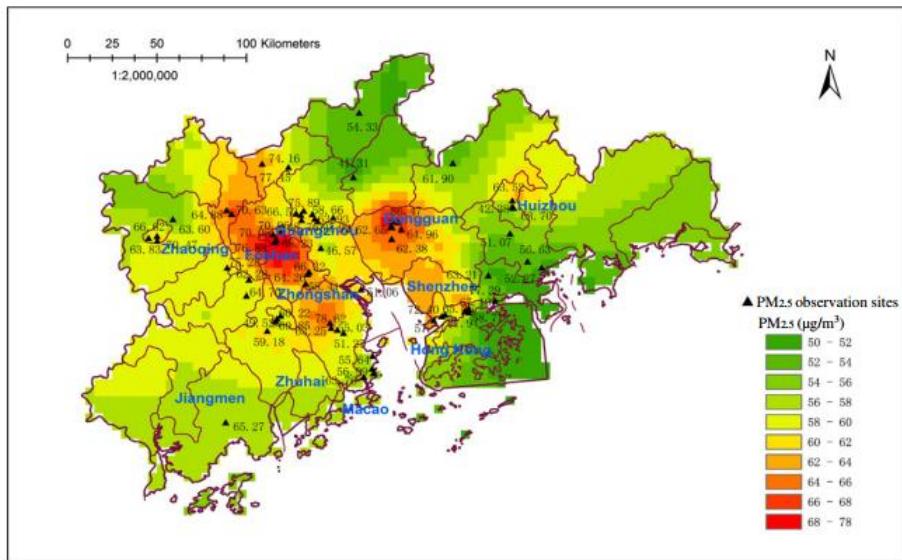
图(2) 利用高度、湿度校正后获取的PM-AOD关系反演的近地表PM2.5浓度图

参考文献2: Song, W., et al., A satellite-based geographically weighted regression model for regional PM2.5 estimation over the Pearl River Delta region in China. *Remote Sensing of Environment*, 2014. 154: p. 1-7.

利用地理加权回归模型获取 PM-AOD 之间相关关系, 利用遥感卫星 AOD 数据反演获得近地表 PM2.5 浓度数据, 从而进行进一步相关研究。



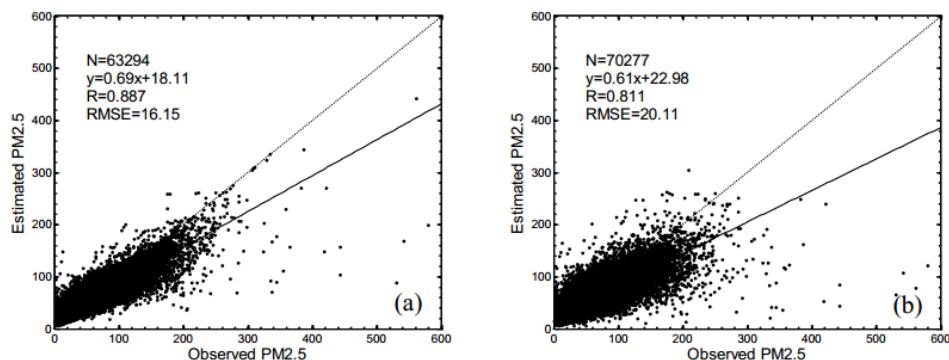
图(3) 地理加权回归模型 PM2.5 预测浓度与观测浓度之间相关关系验证



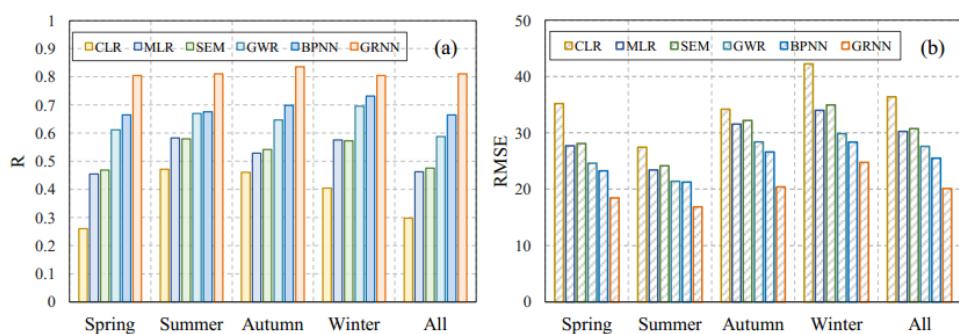
图(4) 利用地理加权回归模型反演的珠江三角洲区域 PM2.5 浓度分布图

17.4 小组成果

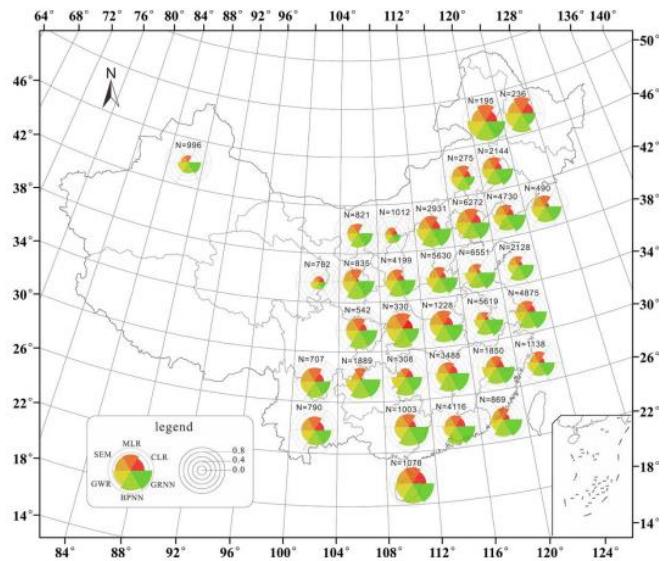
提出了利用广义回归神经网络 (GRNN) 进行 PM-AOD 关系的训练, 该模型精度优于目前较为常用的模型 (如线性回归模型、多元线性回归模型、半经验模型及地理加权回归模型、神经网络模等), 并进一步利用模型反演获得我国全年与季节的 PM2.5 浓度分布图, 为进一步浓度分析研究打下良好基础。



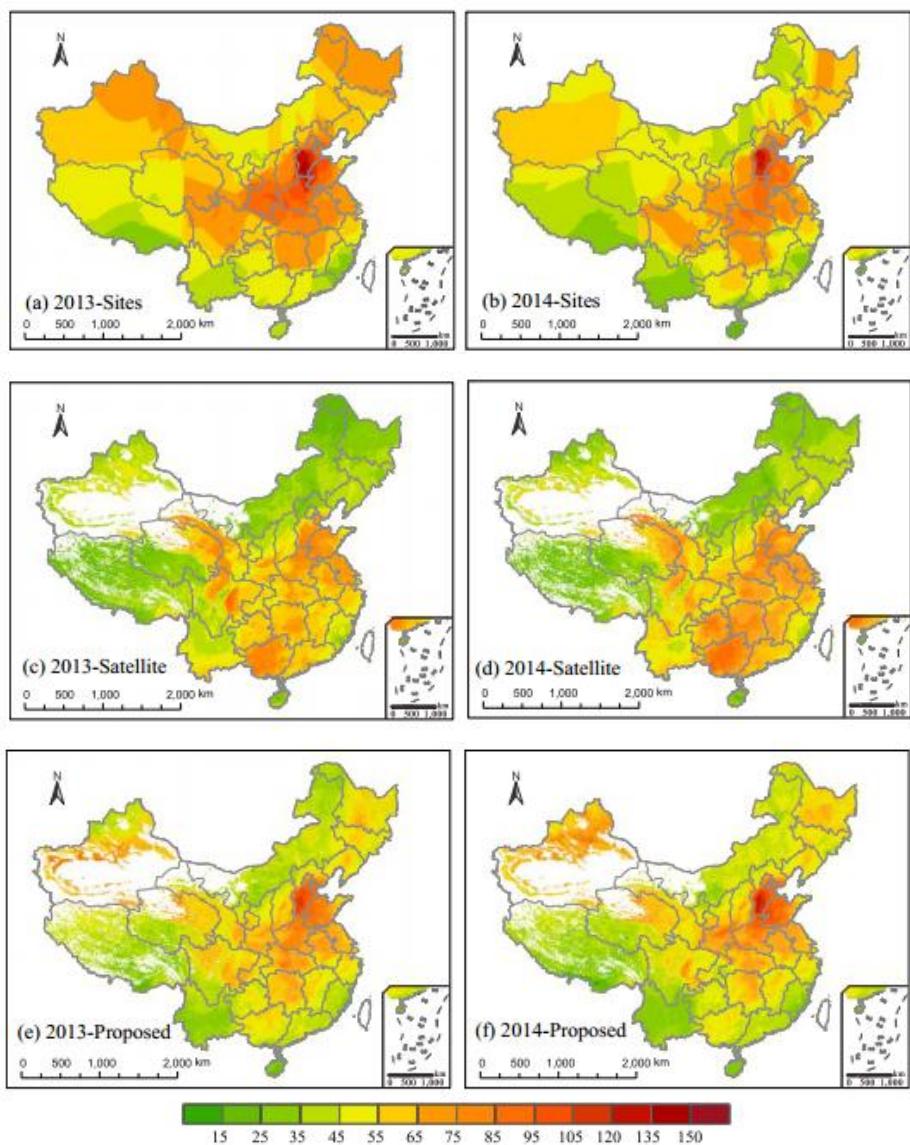
图(1) GRNN 模型精度验证及交叉验证结果



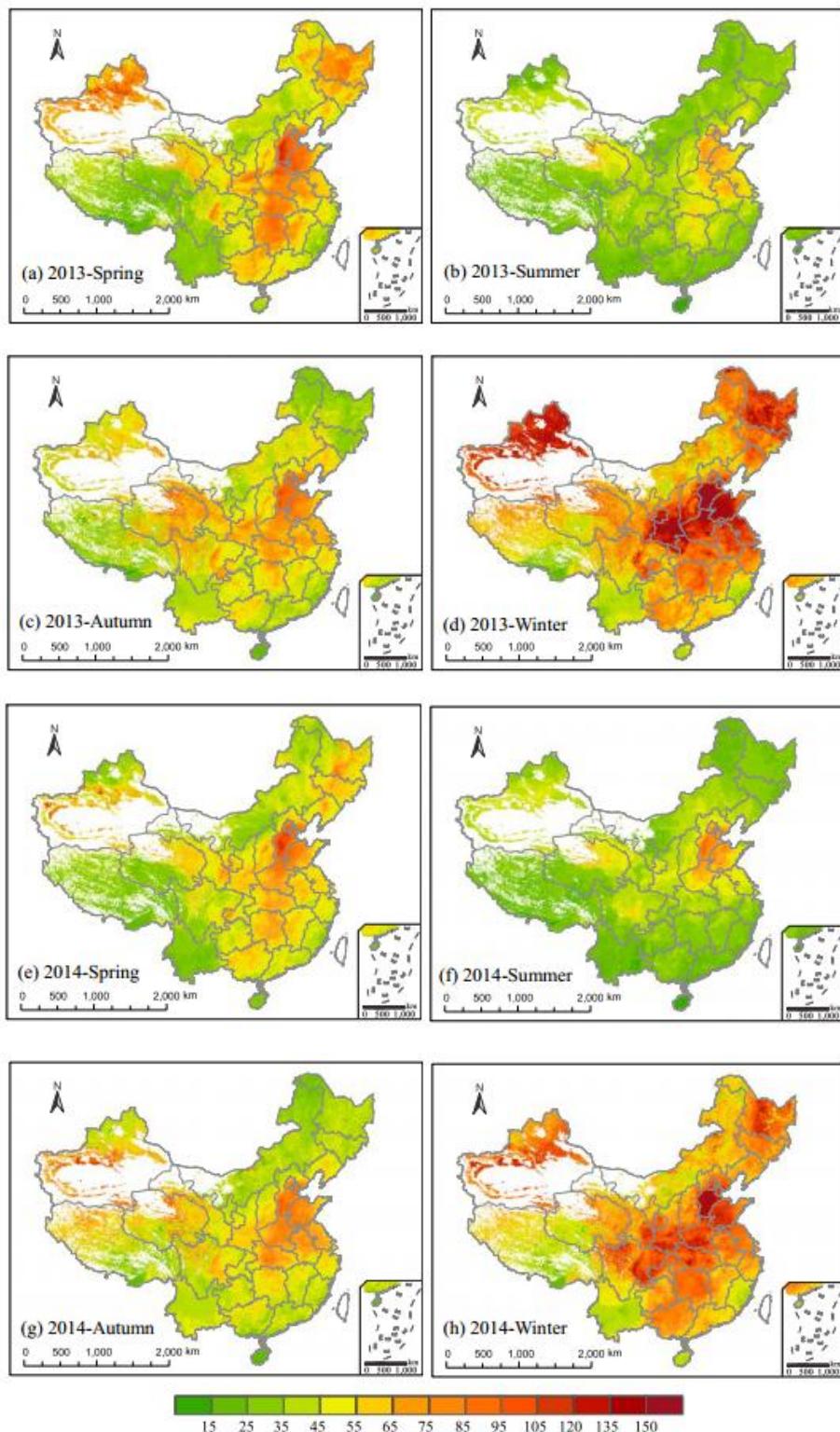
图(2) GRNN 模型与其他各类模型 PM2.5 浓度反演精度的季节性比较



图(3) $4^{\circ} \times 4^{\circ}$ 范围内 PM2.5 模型预测浓度与观测浓度相关系数 R 地理分布图



图(4) 中国范围内 PM2.5 浓度全年分布情况



图(5) 中国范围内 PM2.5 浓度季节性分布情况

17.5 入门资料推荐

- [1] van Donkelaar, A., et al., Global estimates of ambient fine particulate matter concentrations from satellite-based aerosol optical depth: development and application. *Environmental health perspectives*, 2010. 118(6): p. 847-855.
- [2] Gupta, P. and S.A. Christopher, Particulate matter air quality assessment using integrated surface, satellite, and meteorological products: Multiple regression approach. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2009. 114(D14): p. D14205.
- [3] Hu, X., et al., Estimating ground-level PM2.5 concentrations in the southeastern U.S. using geographically weighted regression. *Environmental Research*, 2013. 121: p. 1-10.
- [4] Tian, J. and D. Chen, A semi-empirical model for predicting hourly ground-level fine particulate matter (PM2.5) concentration in southern Ontario from satellite remote sensing and ground-based meteorological measurements. *Remote Sensing of Environment*, 2010. 114(2): p. 221-229.
- [5] Gupta, P. and S.A. Christopher, Particulate matter air quality assessment using integrated surface, satellite, and meteorological products: 2. A neural network approach. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2009. 114(D20): p. D20205.
- [6] Liu, Y., C.J. Paciorek and P. Koutrakis, Estimating Regional Spatial and Temporal Variability of PM(2.5) Concentrations Using Satellite Data, Meteorology, and Land Use Information. *Environmental Health Perspectives*, 2009. 117(6): p. 886-892.
- [7] Ma, Z., et al., Satellite-Based Spatiotemporal Trends in PM2.5 Concentrations: China, 2004-2013. *Environ Health Perspect*, 2015. DOI:10.1289/ehp.1409481.
- [8] Geng, G., et al., Estimating long-term PM2.5 concentrations in China using satellite-based aerosol optical depth and a chemical transport model. *Remote Sensing of Environment*, 2015. 166: p. 262-270.
- [9] Song, W., et al., A satellite-based geographically weighted regression model for regional PM2.5 estimation over the Pearl River Delta region in China. *Remote Sensing of Environment*, 2014. 154: p. 1-7.
- [10] Wang, Z., et al., Satellite-based estimation of regional particulate matter (PM) in Beijing using vertical-and-RH correcting method. *Remote Sensing of Environment*, 2010. 114(1): p. 50-63
- [11] 陶金花,李小英, 王子峰, 李莘莘等. 大气遥感定量反演算法与系统[M]. 北京: 科学出版社. 2014.

18 遥感应用——城市热环境研究

18.1 研究方向概述

目前，气候变化已成为全球环境问题的焦点，从 1997 年《京都协议书》到 2010 年底的墨西哥坎昆世界气候大会，全球气候变化已引起世界各国的广泛重视，一直以来都是各大国际外交场合的重要议题。城市热环境是全球气候变化的表现之一，是当前气候与生态环境研究中最为重要的研究内容。良好的城市热环境是城市社会经济可持续发展的基础支撑条件，也是城市人居环境生态化的重要标志。如何提高人们对城市热环境的认识，利用遥感手段精确获取城市地表温度，掌握城市热环境的发展和变化趋势，寻找城市热环境驱动因子，是缓解城市热环境的有效方法和途径，也是实现城市可持续发展和遏制全球气候变化的重要环节。

18.2 研究意义

目前，奇冷、奇热、严重干旱等异常气候频繁发生，已严重地影响人类活动和农业生产。遥感技术的发展为解决城市热环境变化的研究提供了有效的途径，它可以详尽描述热环境空间分布特征和变化成因过程。利用遥感手段分析城市热环境是全球变化背景下城市生态系统响应的热点问题，也是我国科技支撑计划重大项目之一。城市热环境的研究不仅可以为区域社会、生态环境的可持续发展提供科学依据，也可以为市政策略提供技术支撑，具有非常重要的理论研究价值和现实研究意义。

18.3 典型应用

参考文献 1：

José A. Sobrino, Juan C. Jiménez-Muñoz, and Leonardo Paolini, "Land surface temperature retrieval from Landsat TM5," *Remote Sensing of Environment*, Vol. 90, pp. 434-440, 2005

Comparison between the “in situ” land surface temperature and the one obtained from the Qin et al.’s algorithm using the emissivity obtained from the NDVI methodology

Plot	$T_s^{\text{in situ}}$ (K)	$T_s^{\text{Qin et al.}}$ (K)	$T_s^{\text{in situ}} - T_s^{\text{Qin et al.}}$ (K)
Reddish soil and vine	311.88	310.44	-1.44
Light soil, few vegetation	311.66	308.56	-3.10
Brown soil	312.55	310.34	-2.21
Vine	311.15	309.42	-1.73
Mixed soil (brown and light)	313.19	311.20	-1.99
Clayish soil	312.90	310.86	-2.04
Forest	306.24	304.17	-2.08
	bias		-2.09
	σ		0.52
	rmsd		2.15

利用 Qin et al 方法计算地表温度与实测地表温度差异

Comparison between the “in situ” land surface temperature and the one obtained with the Jiménez-Muñoz and Sobrino’s algorithm (JM&S) using the emissivity obtained from the NDVI methodology

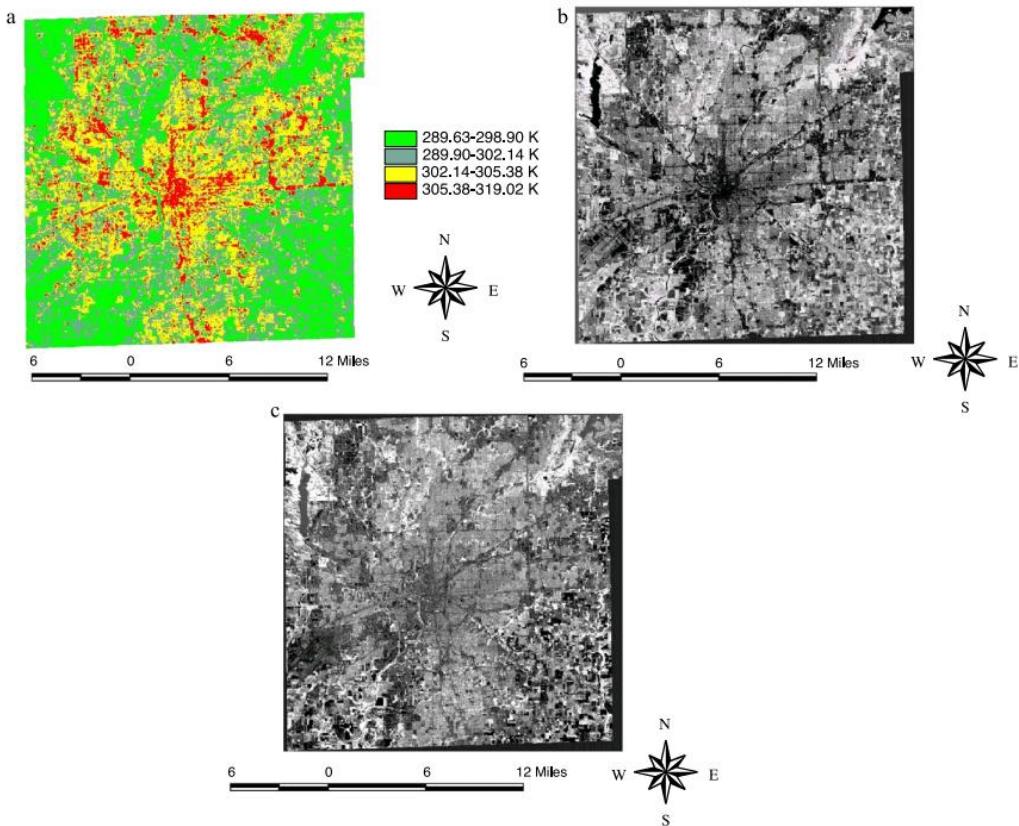
Plot	$T_s^{\text{in situ}}$ (K)	$T_s^{\text{JM\&S}}$ (K)	$T_s^{\text{in situ}} - T_s^{\text{JM\&S}}$ (K)
Reddish soil and vine	311.88	313.28	-1.39
Light soil, few vegetation	311.66	311.44	0.22
Brown soil	312.55	313.18	-0.63
Vine	311.15	312.28	-1.14
Mixed soil (brown and light)	313.19	314.02	-0.82
Clayish soil	312.90	313.68	-0.78
Forest	306.24	307.17	-0.93
	bias		-0.78
	σ		0.51
	rmsd		0.93

利用 JM&S 方法计算地表温度与实测地表温度差异

文章概述: Jiménez-Muñoz 和 Sobrino 的单通道算法误差来源主要是传感器本身特性, 大气水蒸气含量和地表比辐射率估算, 较 Qin et al 误差来源少, 是一种较优的地表温度反演方法。

参考文献 2:

Qihao Weng ,Dengsheng, and Jacquelyn Schubring, “Estimation of land surface temperature -vegetation abundance relationship for urban heat island studies,” Remote Sensing of Environment, Vol. 89, pp. 467-483, 2005



2000年7月22号印第安纳州城市地表温度 (a) , NDVI (b) 和植被覆盖度图

Correlation coefficients between S_t and GV fraction, and between S_t and NDVI by LULC type (significant at 0.05 level)

Resolution	30 m		60 m		120 m		240 m		480 m		960 m	
	S_t /GV fraction	S_t /NDVI										
Commercial and industrial land	-0.6559	-0.6125	-0.6630	-0.6244	-0.6729	-0.6360	-0.6694	-0.6107	-0.5863	-0.5594	-0.5430	-0.5217
Residential	-0.6763	-0.6663	-0.6897	-0.6812	-0.6909	-0.6845	-0.6875	-0.6365	-0.6003	-0.5619	-0.5862	-0.5449
Cropland	-0.7538	-0.7265	-0.7982	-0.7915	-0.8613	-0.8041	-0.8316	-0.7641	-0.7901	-0.7304	-0.7751	-0.6192
Grassland	-0.3760	-0.3573	-0.4431	-0.4056	-0.4856	-0.4149	-0.4546	-0.3934	-0.4097	-0.3382	-0.3656	-0.2911
Pasture	-0.4105	-0.3363	-0.4589	-0.4422	-0.4920	-0.4563	-0.4795	-0.4288	-0.4176	-0.3539	-0.3952	-0.3144
Forest	-0.7343	-0.7156	-0.7919	-0.7330	-0.8333	-0.7751	-0.7509	-0.7137	-0.7087	-0.6468	-0.6556	-0.5772
Water	-0.2416	-0.1972	-0.2601	-0.2587	-0.2719	-0.2707	-0.2219	-0.2178	-0.1935	-0.1887	-0.1130	-0.1027

不同分辨率下城市各覆盖类型地表温度与植被覆盖度和植被指数相关关系

文章概述: 城市地表温度与植被指数和植被覆盖度均呈现负相关性, 其中植被覆盖度负相关性要强于植被指数; 随着分辨率的不断变化, 相关系数也发生变化, 其中当分辨率达到120m时, 地表温度与植被指数和植被覆盖度的相关性达到最大。

参考文献 3:

Yves Julien , José A. Sobrino, “The Yearly Land Cover Dynamics(YLCD) method: An analysis of global vegetation from NDVI and LST parameters,” Remote Sensing of Environment, Vol.113, pp. 329-334, 2009

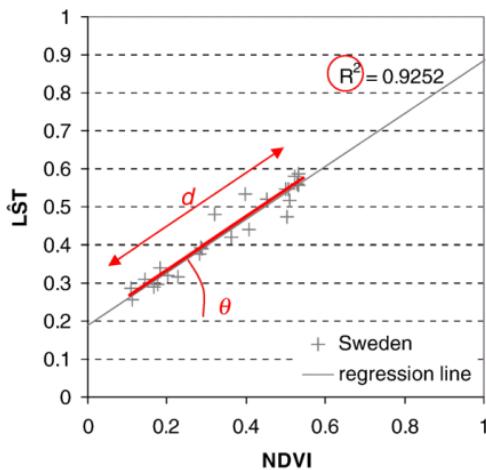


Fig. 2. Chosen parameters for vegetation description in the LST-NDVI feature space.

地表温度与 NDVI 空间分布图

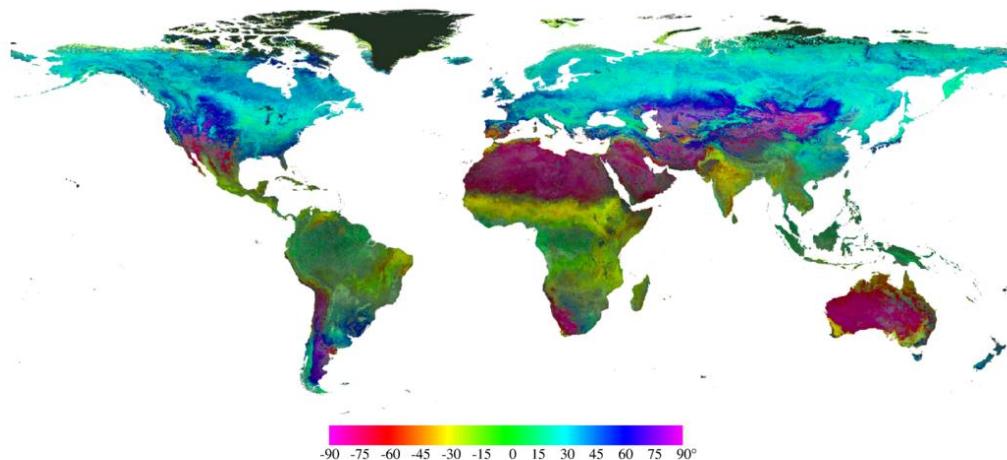


Fig. 4. IHS (Intensity-Hue-Saturation) image of NDVI-LST feature space parameter at global scale. Colors indicate θ values, characterizing vegetation types; intensity codes d values, characterizing NDVI-LST annual cycle extent; and saturation codes R^2 values, related to regression confidence.

全球植被指数与 NDVI 相关关系图

文章概述：植被指数与地表温度进行回归分析获取三个参数：角度、回归线长度和回归相关系数，分别代表植被类型、植被生长周期和植被生长状况（现实与理想）差异，该方法可以有效地利用地表温度对植被的影响估算植被生长状况。

18.4 小组成果

H. Shen, L. Huang, L. Zhang, P. Wu, and C. Zeng, "Long-term and fine-scale satellite monitoring of the urban heat island effect by the fusion of multi-temporal and multi-sensor remote sensed data: A 26-year case study of the city of Wuhan in China," *Remote Sensing of Environment*, vol. 7, no. 1, pp. 31-40, 2016.

本成果利用多传感器时-空信息融合方法，并结合 MODIS、AVHRR、TM、ETM、以及 TIRS 等传感器数据，获取了武汉市近 26 年夏季质量较好的的 LST、植被以及不透水层数

据,采用统一的分割方法,得到武汉市热岛的分布特征,并结合植被指数等多种影响因子分析他们对城市热岛效应的响应。结果表明:1)、武汉市中心城区的高温度和亚高温的总面积在不断的变大,最终形成一种明显的岛状结构。高温度首先集中在中心城区,然后慢慢向外分散,最终使得新的开发区温度高于中心城区。亚高温区由分散分布慢慢向城区聚拢,最终形成一种岛状结构。2)、造成武汉市高温区近30年来巨大变化的根本原因:武汉市城郊3个大型经济开发区的快速发展以及武汉市对中心地区以及周边地区不断开发所导致。3)、植被和不透水层与LST之间的时空相关性分析:植被与LST之前有很强的负相关性,不透水层与LST之间有很强的正相关性,并且它们都是年际稳定的。此外,结果表明不透水层更加趋近于二次相关而非一次相关。

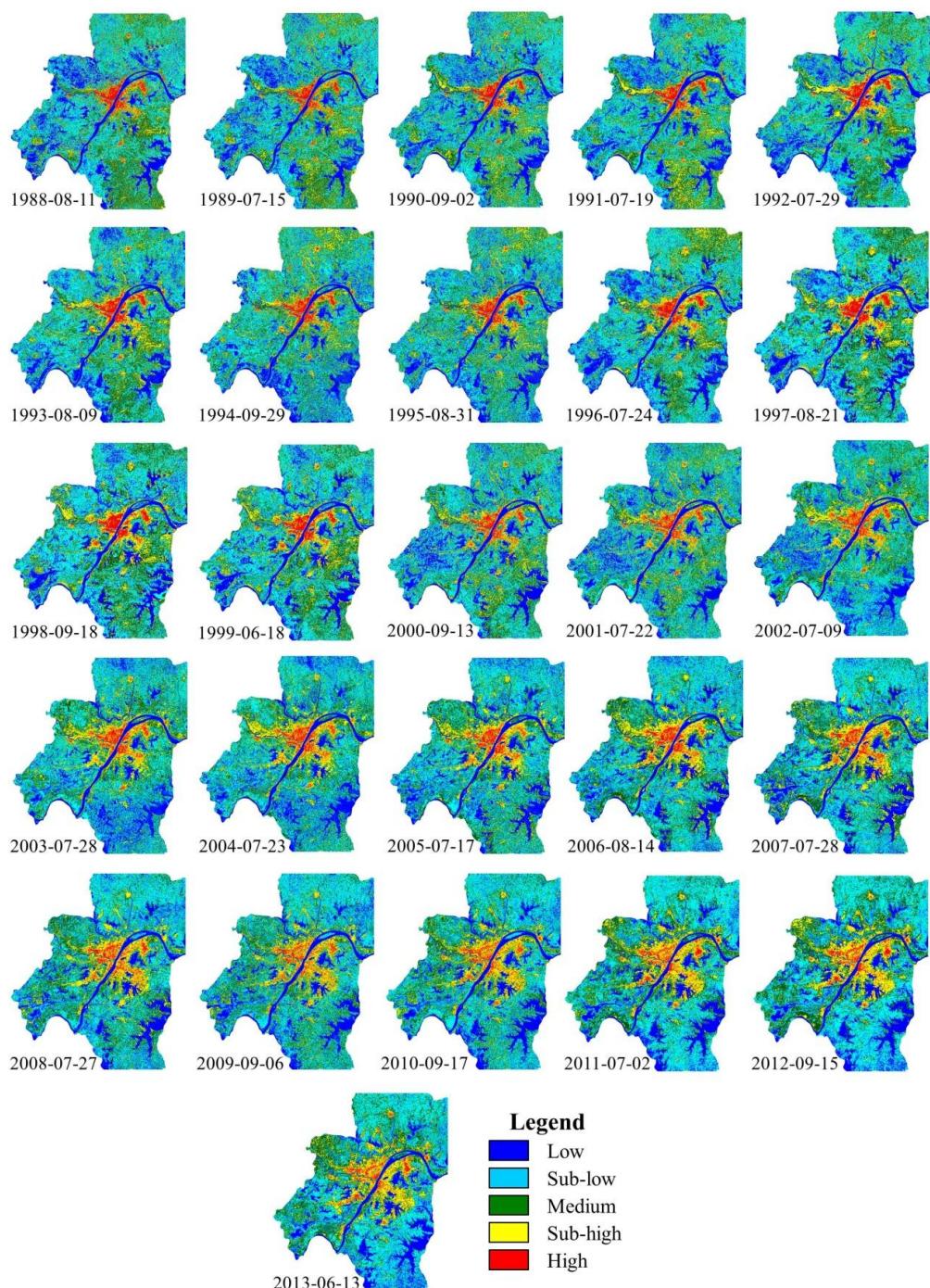


图 近 26 年来武汉市城市 LST 特征分布

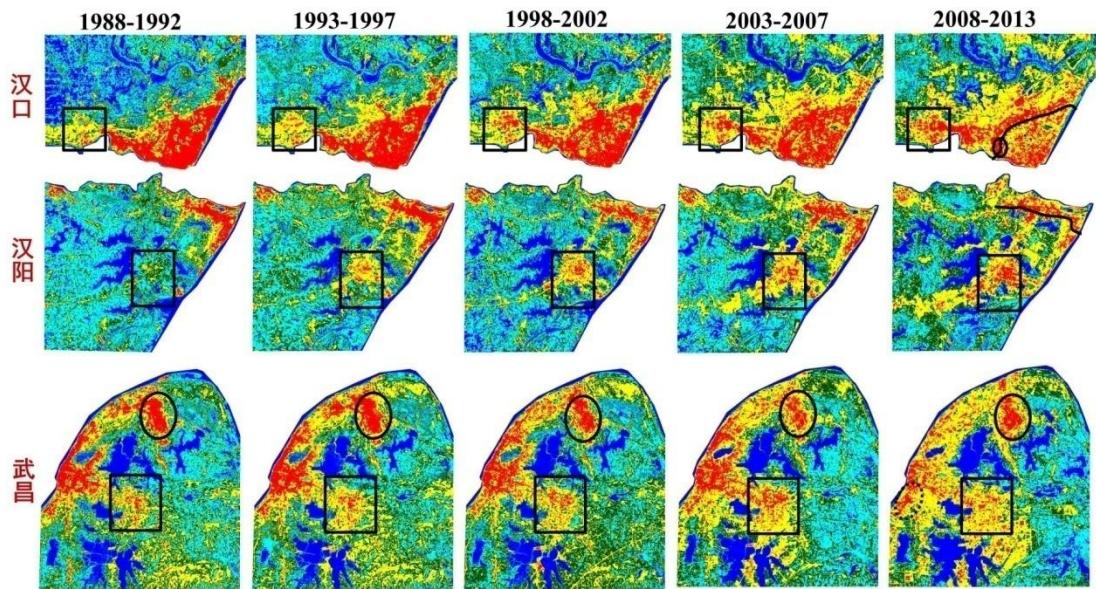


图 近 26 年来汉口、汉阳以及武昌 LST 特征分布

LST与NDVI的时空相关性 LST与VF的时空相关性 LST与ISF的时空相关性

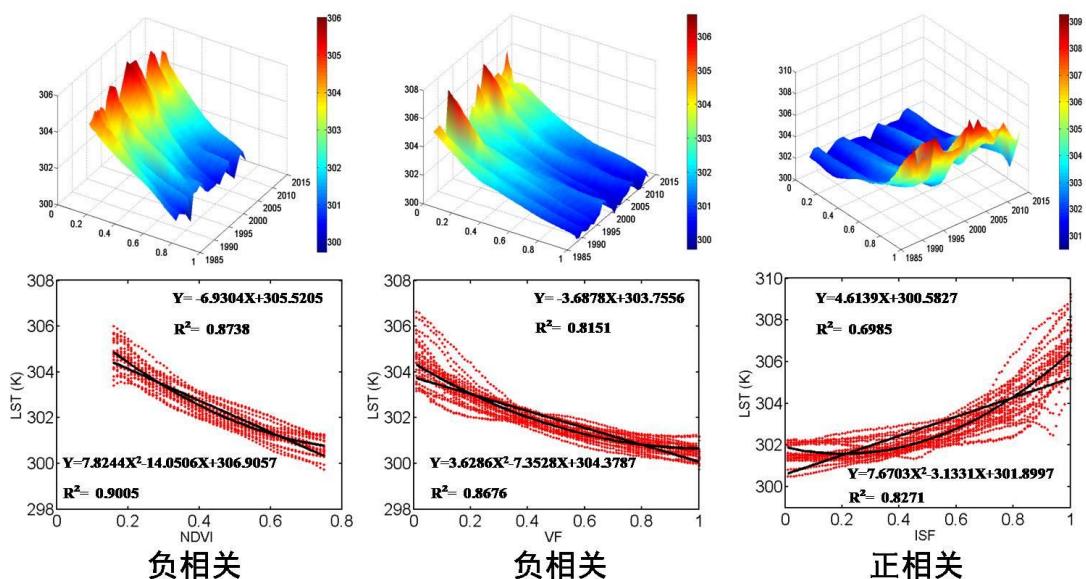
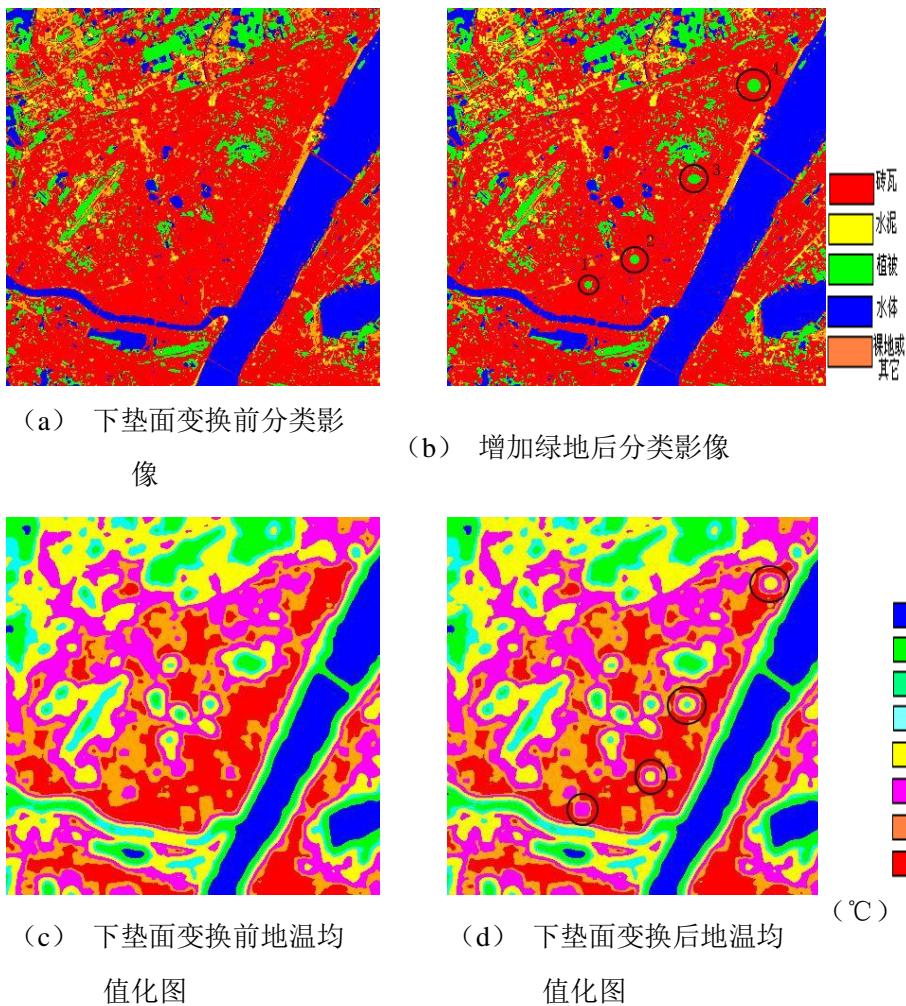
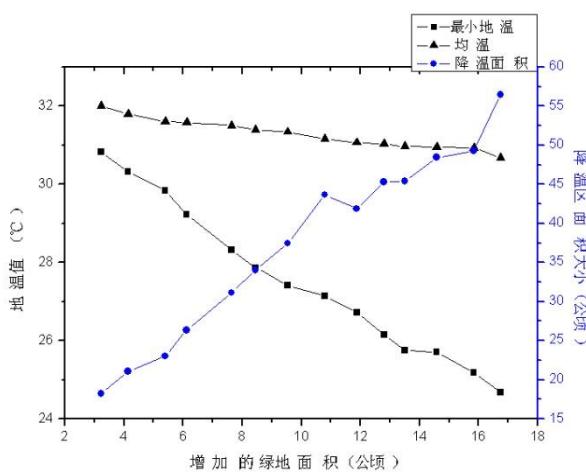


图 NDVI、VF 以及 ISF 与 LST 的时空相关特性

曹丽琴, 张良培, 李平湘, 黄微, 城市下垫面覆盖类型变化对热岛效应影响的模拟研究. 《武汉大学学报 信息科学版》, 2008.12, 33 (12) : 1229-1232



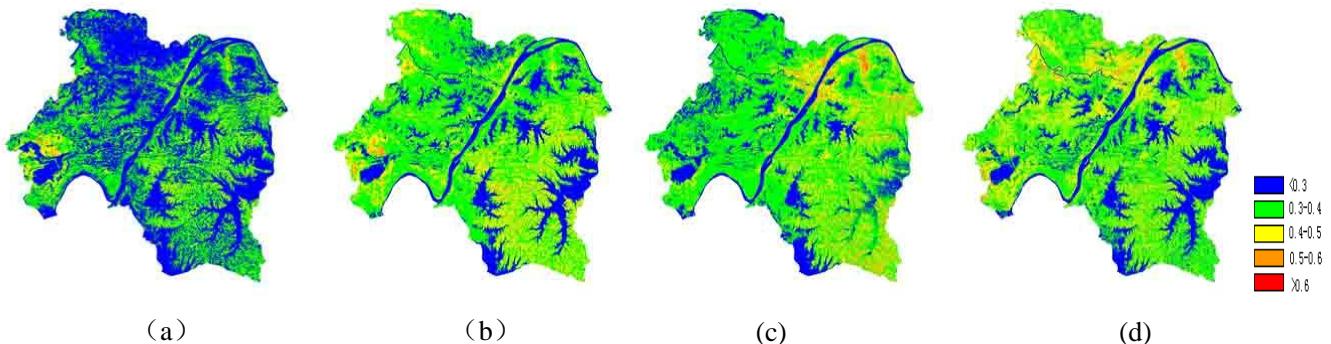
绿地增加前后地表温度变化情况



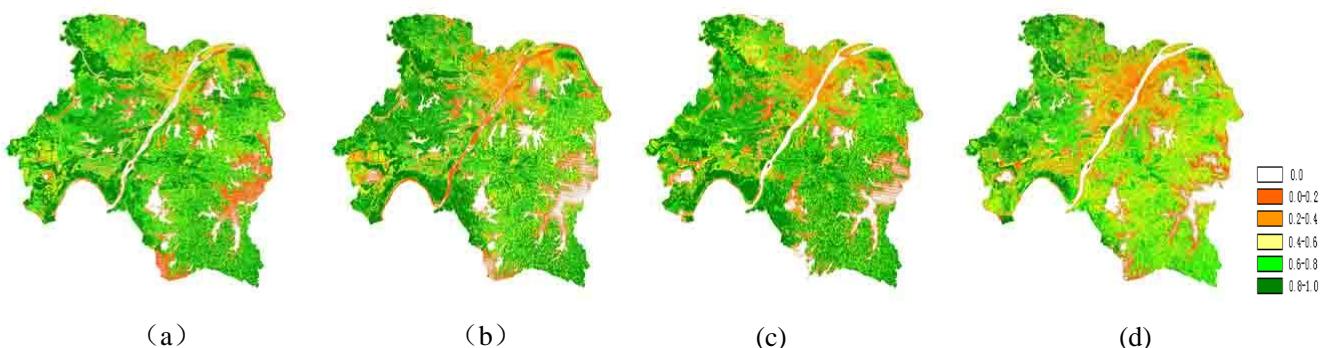
绿地面积和地表温度预测的关系曲线

文章提出利用 BP 神经网络模拟城市地表温度，分析武汉市城市绿地动态变化时地表温度发展趋势，结果表明绿地面积增加越大，城市降温区范围和降温强度也越大；对汉口高温区而言，绿地面积每增加 1 公顷，热岛缓冲区范围增加约 2.67 公顷，缓冲区平均温度将下降 0.09°C 。

Liqin Cao, Pingxiang Li, Liangpei Zhang, Remote Sensing Image-based Analysis of The Relationship Between Urban Heat Island and Vegetation Fraction. ISPRS. 2008, Vol XXXVII. Part B7



The normalized temperature distribution in the study area on Oct 26, 1988(a), Oct 23, 1991(b), Oct 4, 1996(c) and Oct 13, 2002(d)



The vegetation fraction in the study area on Oct 26, 1988(a), Oct 23, 1991(b), Oct 4, 1996(c) and Oct 13, 2002(d)

文章分别反演和估算了不同时相的城市地表温度和城市植被覆盖度，并分析两者之间的相关关系。结果表明，随着城市化的不断发展，城市热岛范围不断扩张，植被覆盖度不断下降；植被覆盖度与地表温度相关空间分布呈三角关系，两者之间有较强的负相关性。

18.5 本方向的发展前景与就业领域

随着气候环境的不断恶化，城市热环境一直是国内外研究的热点，各国的学者在研究理论和技术上已取得了一些成果，但仍然存在着一些亟待解决的问题，如对城市地表温度获取不确定性的分析、对城市热环境恶化的寻因分析仍处于定性阶段，对热异常现象的发生无法有效地预测等等，这使得城市热环境研究具有广阔的发展前景。因此，如何有效利用遥感手段，定量精确获取地表温度，分析城市热环境的变化过程、成因机制等，需要大家不断的研究，参与国际讨论与竞争。

本方向的研究领域包括：高校、科研院所和相关事业单位等。

18.6 入门资料推荐

入门参考文献：

- [1] Becker, F., Li Zhao-liang, “Towards a local split window method over land surface temperature from a satellite,” International Journal of Remote Sensing, Vol. 3, pp. 369-393, 1990a
- [2] Becker, F., Li Zhao-liang, “Temperature-Independent spectral indices in thermal infrared bands,” Remote Sensing of Environment, Vol. 32, pp. 17-33, 1990b
- [3] K. Mao, Z. Qin, J. Shi and P. Gong, “A practical split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from MODIS data,” International Journal of Remote Sensing, Vol. 26, No. 15, pp. 3181-3204, 2005
- [4] X. Chen, H. Zhao, P. Li, Z. Yin, “Remote sensing image-based analysis on the relationship between urban heat island and land use/cover change,” Remote Sensing of Environment, Vol. 104, No. 2, pp. 133-146, 2006
- [5] Fei Yuan, Marvin E. Bauer, “Comparison of impervious surface area and normalized difference vegetation index as indicators of surface urban heat island effects in Landsat imagery,” Remote Sensing of Environment, Vol. 106, no. 3, pp.375-386, 2007
- [6] Qihao Weng, “Fractal Analysis of Satellite-Detected Urban Heat Island Effect,” Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Vol. 69, No. 5, pp. 555-566, 2006
- [7] 岳文泽. 基于遥感影像的城市景观格局及其热环境效应研究[M]. 北京：科学出版社. 2008
- [8] 张仁华. 定量热红外遥感模型及地面实验基础[M]. 北京：科学出版社. 2009