

高光谱图像异常目标实时检测与协同观测技术研究

报告人：谢卫莹

单位：西安电子科技大学

2019年11月16日

一. 报告人简介

二. 研究背景及方案

三. 关键技术

四. 已有基础

目 录

一. 报告人简介

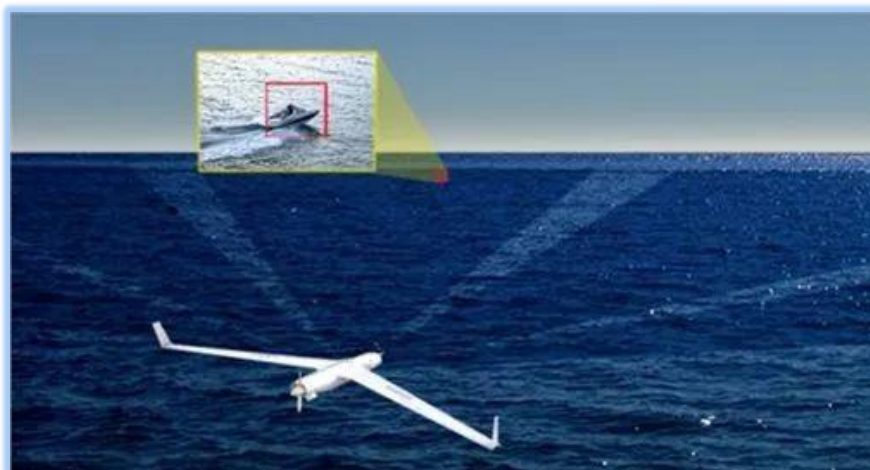
二. 研究背景及方案

三. 关键技术

四. 已有基础

目标探测和识别的精确度及实时性 具有重要的军事效益

- ◆ 及时准确发现、跟踪、捕获和锁定目标，实现迅速有效地攻击对于军事行动至关重要
- ◆ 真假目标、目标和伪装物、覆盖物与周围正常环境的检测识别，为揭露伪装和隐藏提供可能

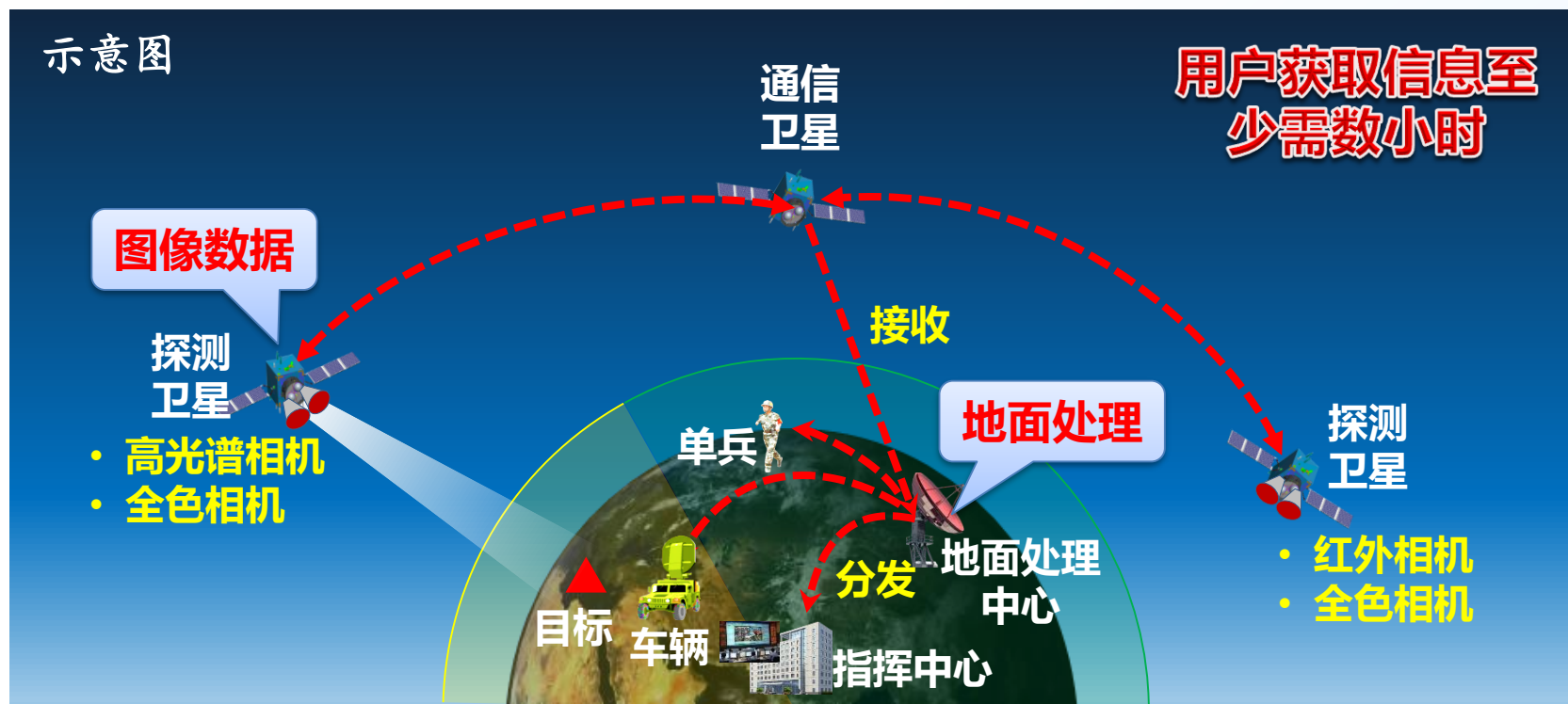


已有方法无法满足实时获取信息的需求

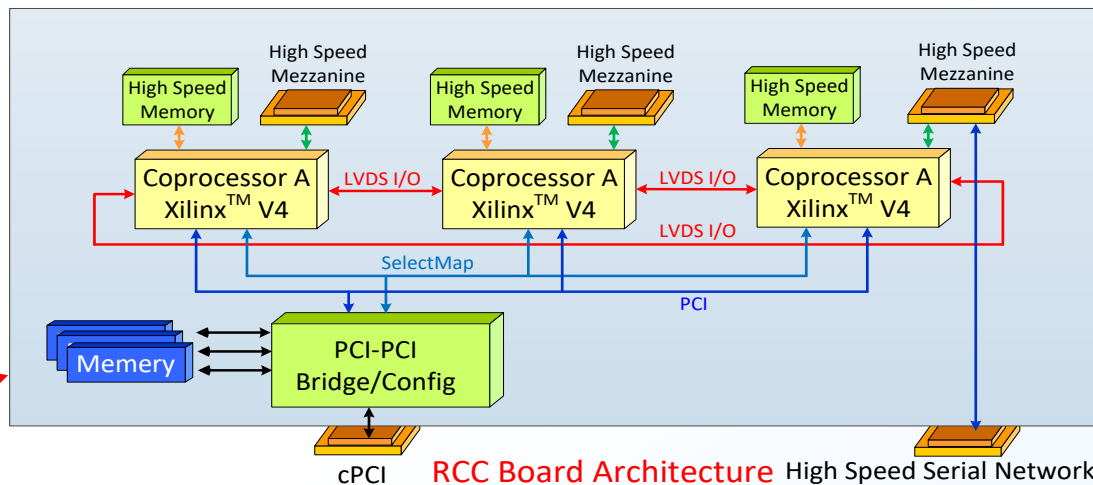
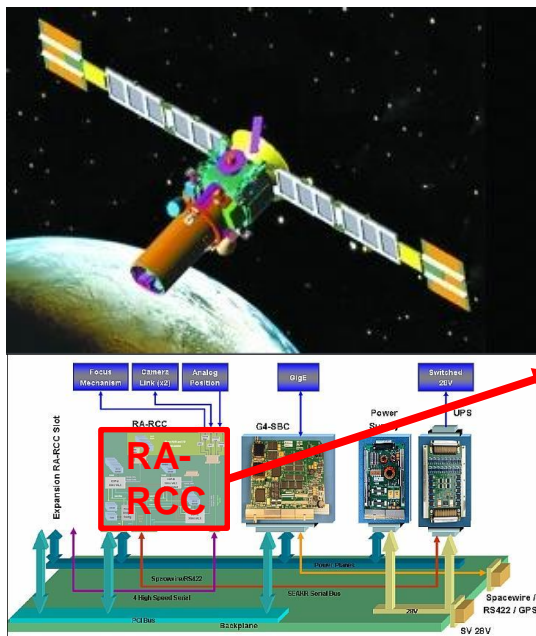
- ◆ 载荷获取的全部数据经过压缩直接传输
- ◆ 地面接收数据后再进行处理分析或分发

数据量大，传输时间长

有损压缩引入数据误差，多载荷数据时空配
准困难，数据处理精度差、突发事件响应慢
无法第一时间获取高质量数据



美国TacSat战术卫星可在10分钟内将信息下行到单兵



在轨处理系统以高速互联的大规模FPGA为核心，
实时处理能力强。

美军发现——攻击目标时间变化

3天

海湾战争
1991年

2小时

科索沃战争
1999年

19分钟

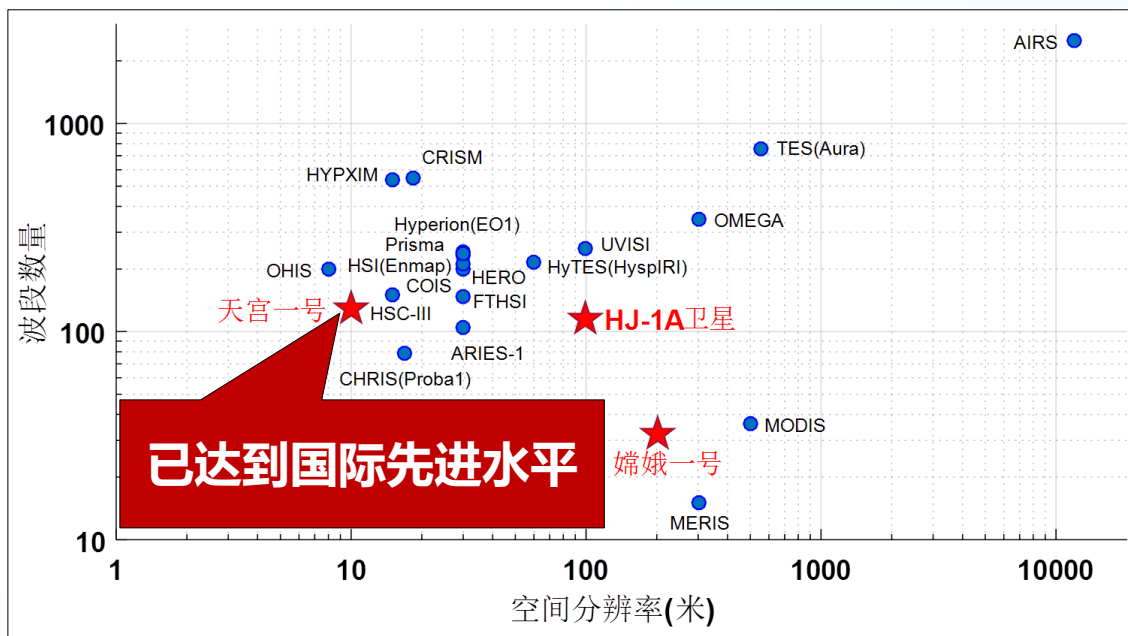
阿富汗战争
2001年

6分钟

伊拉克战争
2003年

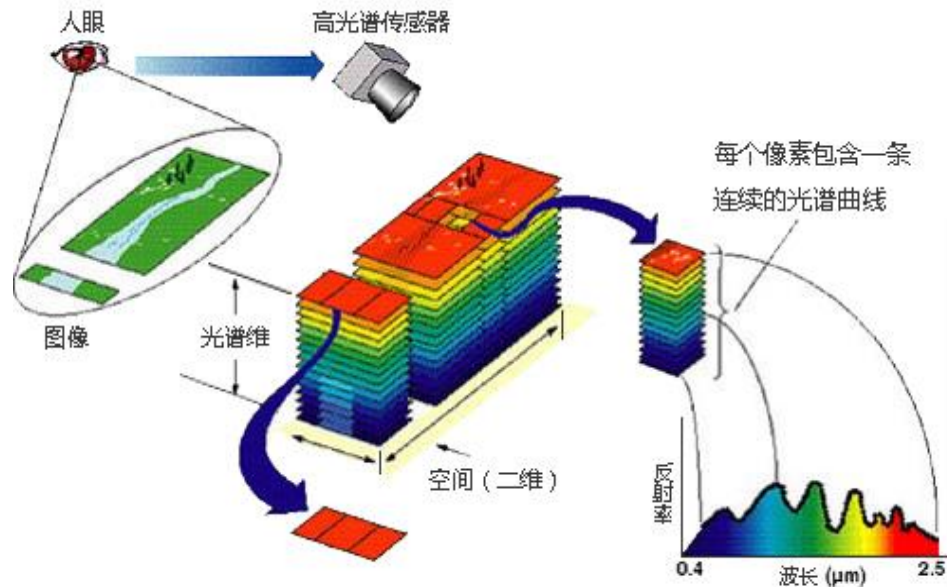
高光谱成像仪逐渐成为 对地观测和深空探测中的核心载荷设备之一

可以同时获得目标的**空间信息**和**光谱信息**，可以对目标的**空间**和**物质属性**进行定量分析，可广泛应用于农业、矿业、侦察、环境检测等领域。

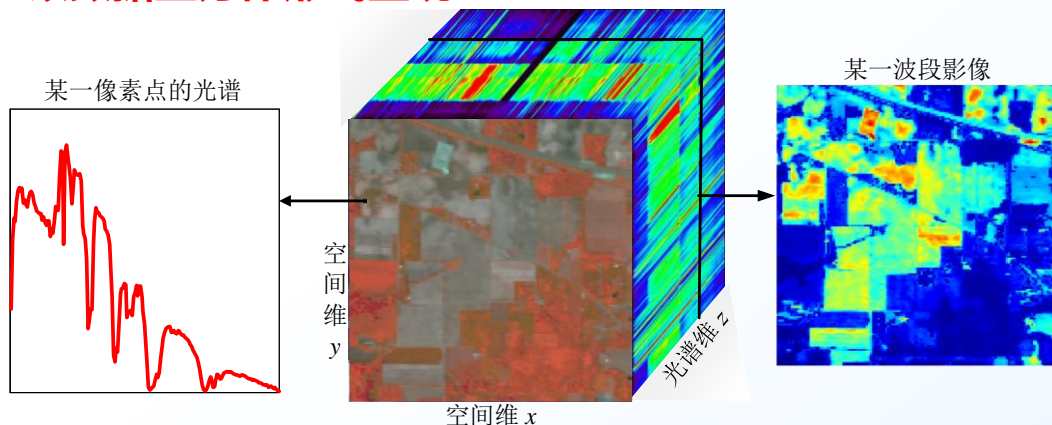


高光谱成像的基本原理

成像过程：



以数据立方体形式呈现：



20世纪80年代，成像光谱技术应运而生，是成像技术与光谱学结合的一种新型技术。

高光谱图像：光谱分辨率小于10纳米，具有数十至数百个窄波段。

其**数据特性**为：

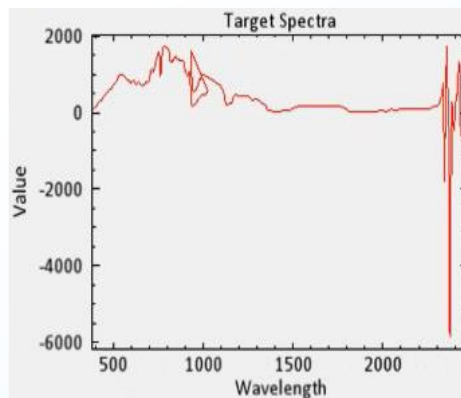
(1) 光谱分辨率高且光谱特性曲线连续。纳米级的光谱分辨率以及连续的光谱特性曲线更利于辨别各类地物反射率的完整特性和细微差异性，达到对地物精确分类和目标检测识别的目的。

(2) 图谱合一。

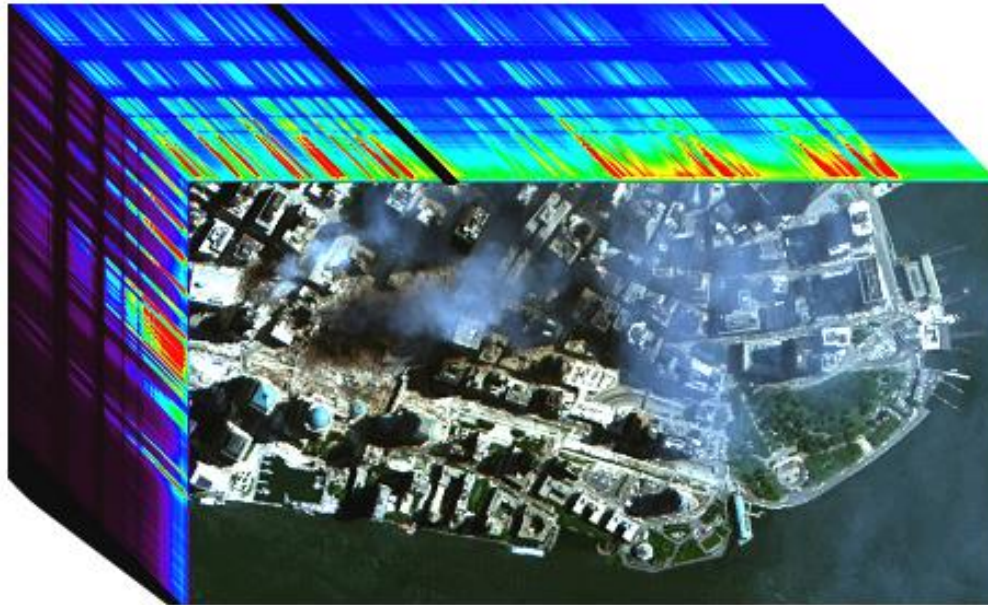
(3) 空间分辨率低。由于成像设备的限制以及拍摄距离较远，高光谱遥感影像的空间分辨率相对于全色和多光谱遥感影像较低。

(4) 信息失真的含噪声。由于成像设备和成像环境（大气、光照）等因素的影响，部分波段受噪声污染严重，导致光谱信息失真。

应用举例



应用举例

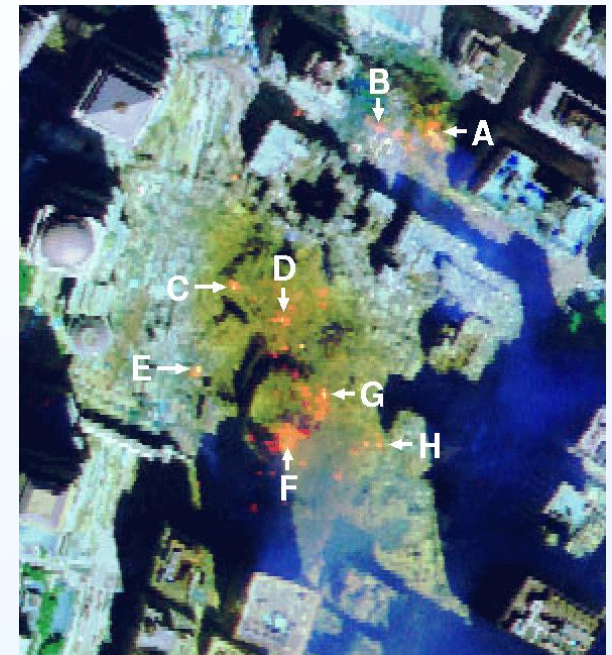


World Trade Center
AVIRIS (NASA/JPL)

September 27, 2001 (maps
and compositional results)



Fire placing (USGS) September
18, 2001 (Thermal hot spot
information)



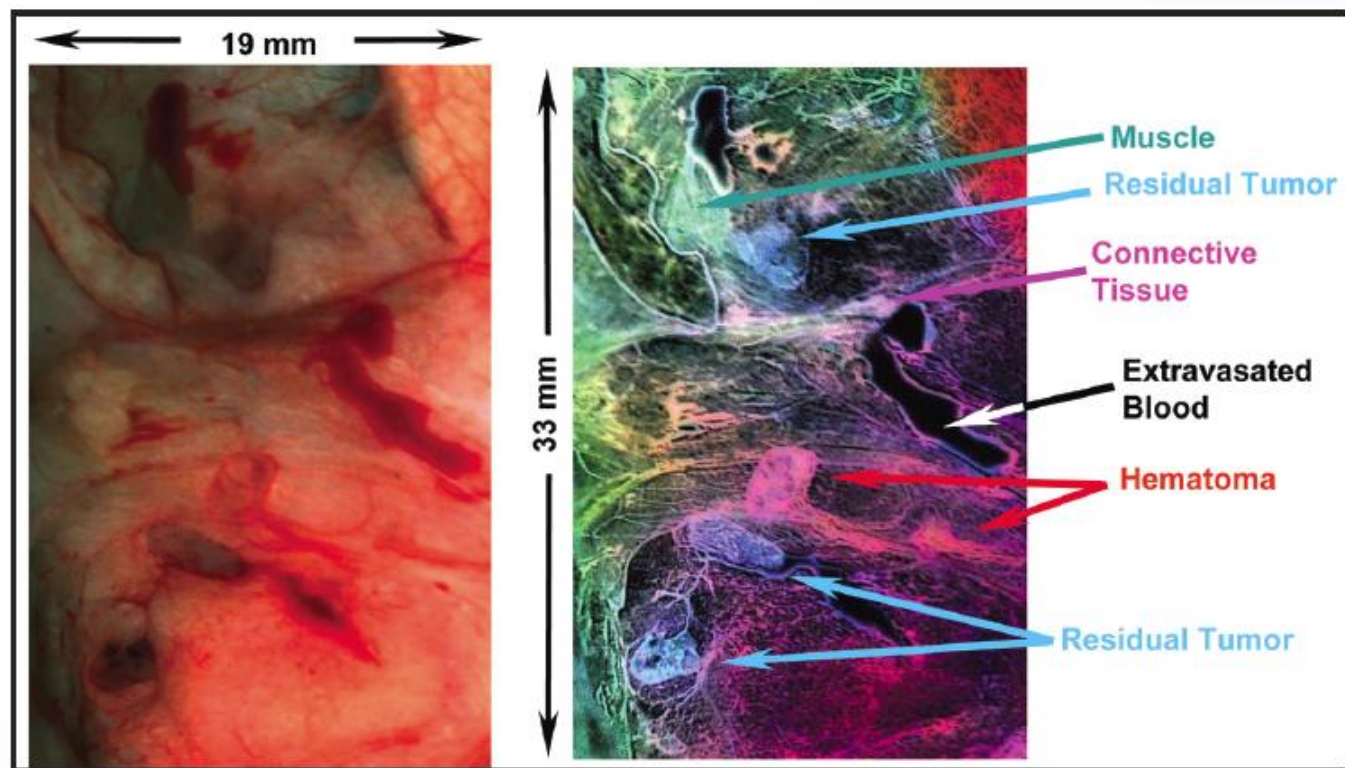
- Data taken on September 16, 18, 22 and 23, 2001
- 13 Gigabytes of data only for September 16
- Pixels of 2 and 4 meters

- HypErspectraL Imaging Cancer Detection

- *HELICoiD*. FP7-618080 (FP7-ICT-2013-C)

- http://ec.europa.eu/information_society/newsroom/cf/dae/itemdetail.cfm?item_id=11551

Participant name	Short
Universidad de Las Palmas de Gran Canaria	ULPGC
Universidad Politécnica de Madrid	UPM
Imperial College	IC
University Hospital Southampton NHS	UHS
Virtual Angle BV	VA
MINES Paris Tech	ArMINES
GEM-Imaging	GEMI
Medtronic	MED
Hospital Doctor Negrín	FUNCIS



应用举例

- 20世纪90年代，美国SSC和DARPA开发**实时在线高光谱数据处理器**实时检测军事目标
- 1996年，SSC为**海岸机载传感器高光谱**(LASH)项目提供了最初的试验验证
- 2003年，美国海军使用LASH在日本海运用高光谱图像数据进行浅海潜艇探测实验
- 美国国防部将**高光谱图像技术**作为2010-2015年重点发展的无人机机载静态图像传感器



LASH推扫式高光谱成像仪 (P3机翼)



中国“翔龙”无人机

- 2005年，**机载航空高光谱遥感器ASIA+**进行海面悬浮泥沙浓度遥感反演
- 2009年，海洋三所将高光谱遥感相机应用在四旋翼无人机遥感系统上
- 安装有多光谱成像设备的**“翔龙无人机”**已投入生产，可对目标区域进行监视和侦察

目 录

- 一. 报告人简介
- 二. 研究背景及方案
- 三. 关键技术**
- 四. 已有基础

高光谱异常检测

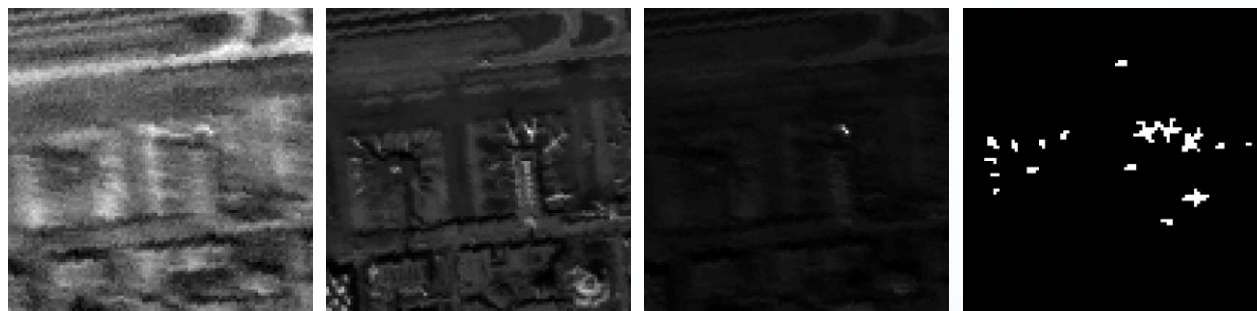
- ◆ 异常检测是在没有目标光谱特征的先验知识条件下，通过找出图像中与大多数像元光谱分布规律不一致的“离群点”的探测问题；异常目标是以几个像素甚至亚像素形式呈现，这些像素的光谱特征与背景有较大的区别；
- ◆ 异常检测可以不依赖于大气校正和辐射校正等复杂高光谱图像预处理过程，因而更**适合于卫星高光谱遥感的实际应用场景**。通过高光谱图像异常检测的星上实时处理来及时获取与背景相异的目标信息，对于提升**信息获取的时效性**是十分重要的。比如森林火灾、灾害事故现场的人员应急救援和战场环境下的敌方军事目标侦查等应用，都严重依赖于异常目标信息的及时有效获取，越早获得有用信息就越能最大程度地减少国民经济和军事战力的损失。

- ① P. Schmitter *et al.*, "Unsupervised domain adaptation for early detection of drought stress in hyperspectral images," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 131, pp. 65-76, 2017.
- ② C. McCann, K. S. Repasky, R. Lawrence, and S. Powell, "Multi-temporal mesoscale hyperspectral data of mixed agricultural and grassland regions for anomaly detection," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 131, pp. 121-133, 2017.
- ③ R. D. P. M. Scafutto, C. R. de Souza Filho, and W. J. de Oliveira, "Hyperspectral remote sensing detection of petroleum hydrocarbons in mixtures with mineral substrates: Implications for onshore exploration and monitoring," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 128, pp. 146-157, 2017.
- ④ M. T. Eismann, A. D. Stocker, and N. M. Nasrabadi, "Automated hyperspectral cueing for civilian search and rescue," *Proceedings of the IEEE*, vol. 97, no. 6, pp. 1031-1055, 2009.

数据特性分析

1. 信息失真、含噪声。由于成像设备和成像环境（大气、光照）等因素的影响，部分波段受噪声污染严重，导致光谱信息失真。例如：

AVIRIS 采集的数据
Band1 和 band150 受
噪声和阴影污染严重



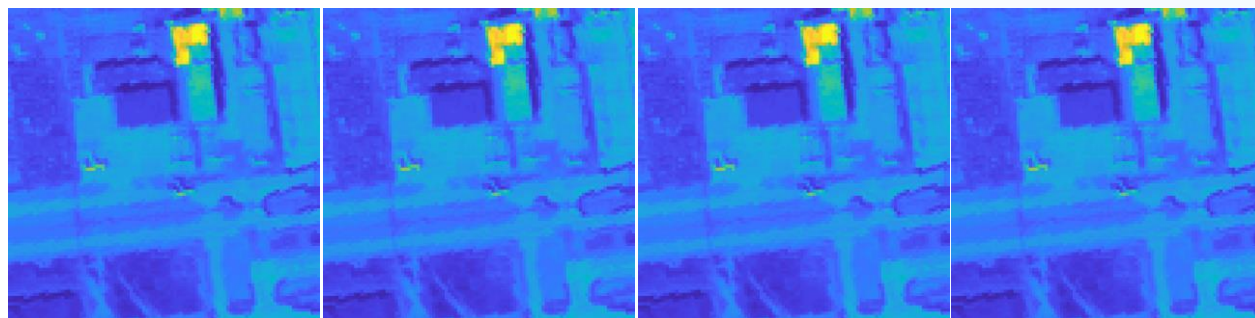
Band 1

Band 60

Band 150

Reference map

2. 相邻波段相关性
强，信息冗余。例
如：band30 和
band33差值很小



Band 30

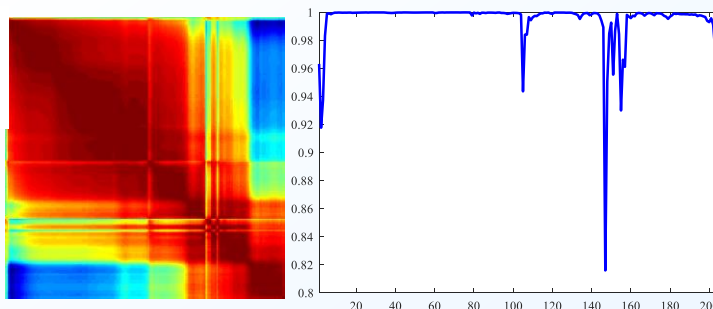
Band 31

Band 32

Band 33

$$\text{corr}(n1, n2) = \frac{\text{cov}(Y_{n1}, Y_{n2})}{\sqrt{\text{var}(Y_{n1})\text{var}(Y_{n2})}}$$

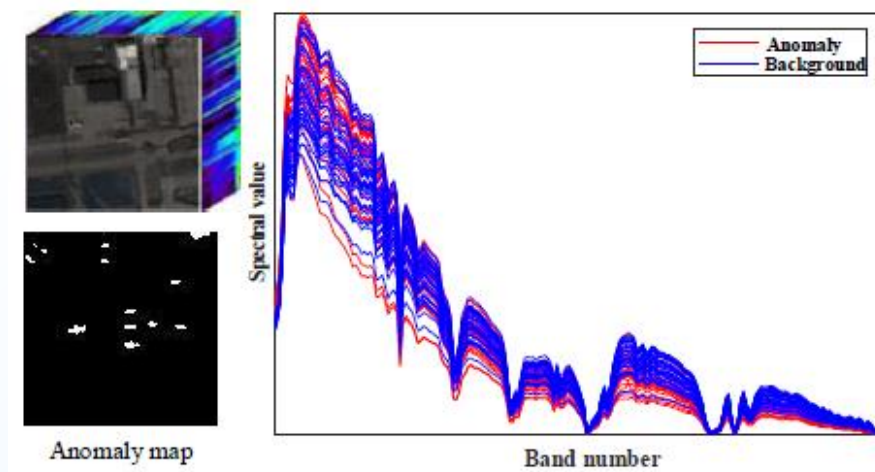
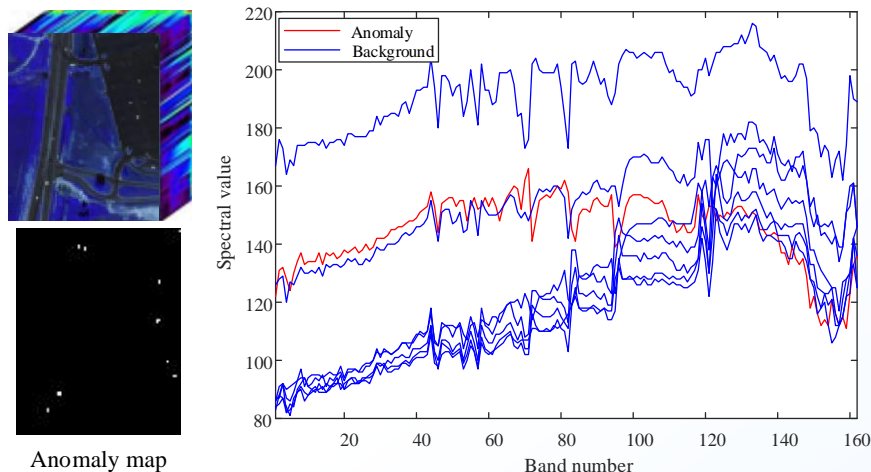
相邻波段间的相关系数
大多数大于0.9，说明相
关性强。



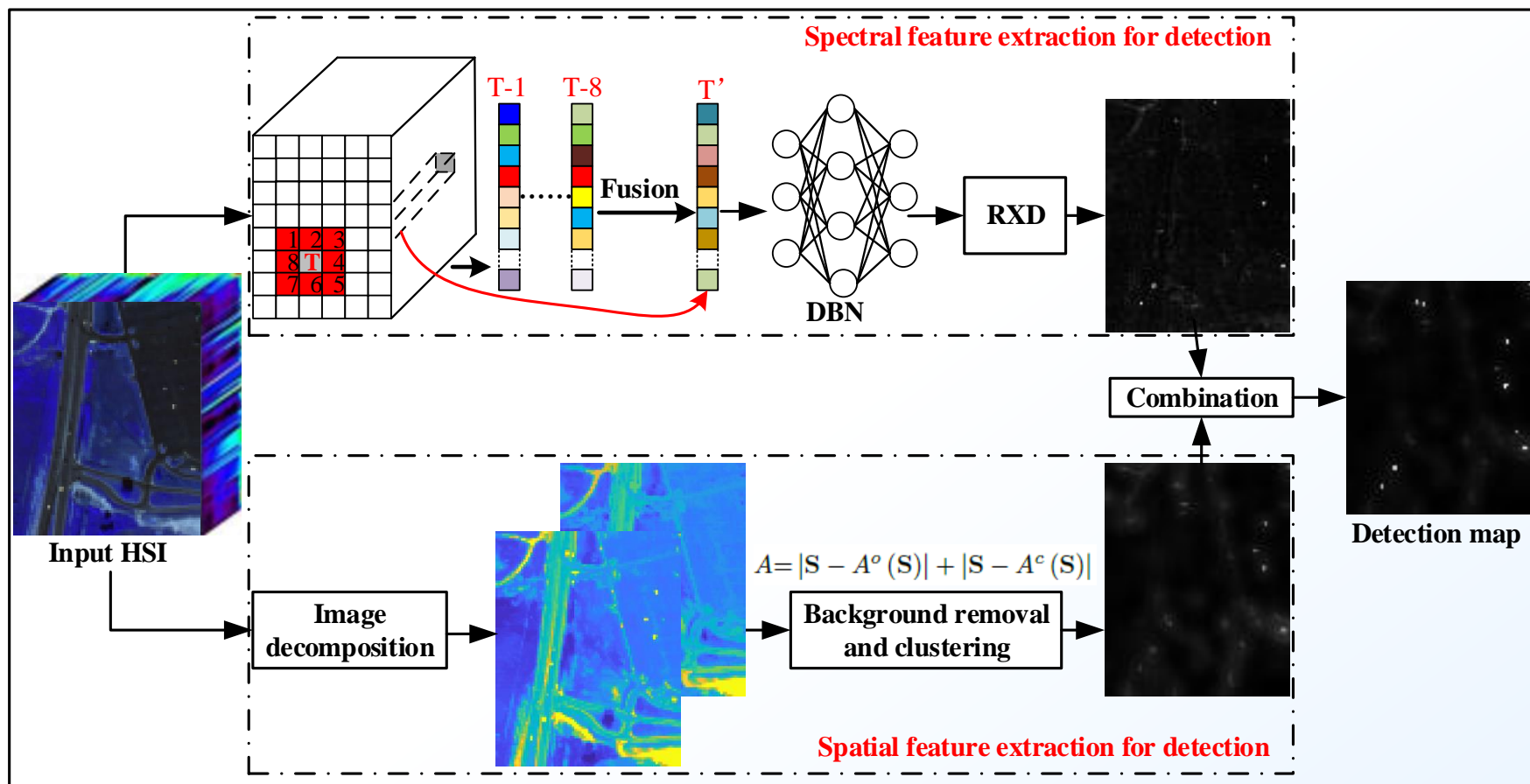
故必须数据降维，而且
数据降维会减少耗时

空谱结合的高光谱图像异常目标实时检测方法

1. 由于异常目标先验信息的未知，异常目标常存在于单个像元甚至亚像元，结构信息缺失，如何有效提取异常目标的空间特征，实现空谱结合的异常检测是一大研究难点；
2. 如何提取有效的谱间特征，解决“维数灾难”问题；
3. 在样本稀缺的情况下，如何实现基于非监督学习的异常检测；
4. 探究异常目标检测的“时效性”和“实时处理”。



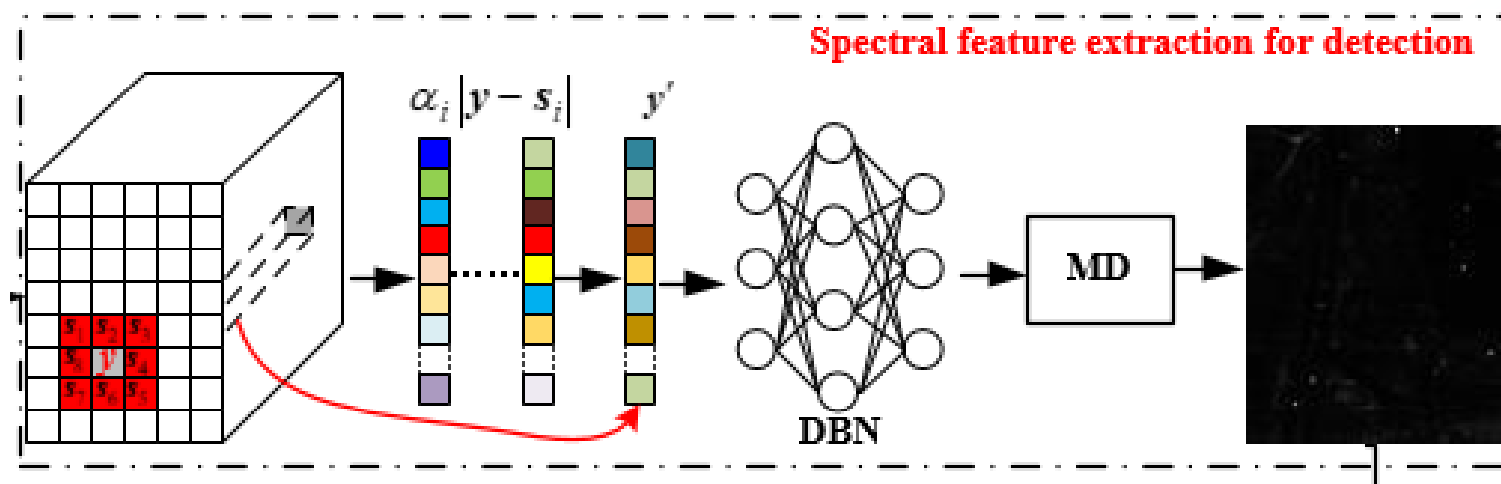
空谱结合的高光谱图像异常检测方法



主要思想:

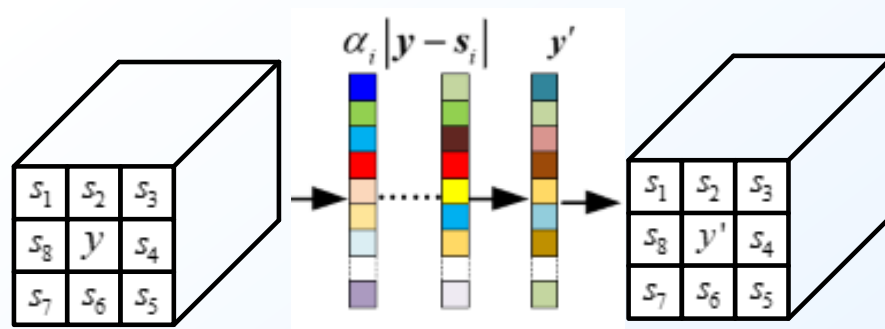
1. 构造邻域间像素点的光谱差向量，并提取深层次的光谱特征；
2. 考虑到异常目标以单个或若干个像元呈现，提取小面积区域；
3. 实现空谱联合优化的异常检测。

空谱结合的高光谱图像异常检测方法



(a) 在光谱维进行异常检测：异常点是单个像元或若干个像元的形式呈现
构造增强异常点，抑制背景点像素的函数

$$y' = \frac{\sum_{i=1}^8 \lambda_i |y - s_i|}{8} \quad i = 1, 2, 3, \dots, 8$$

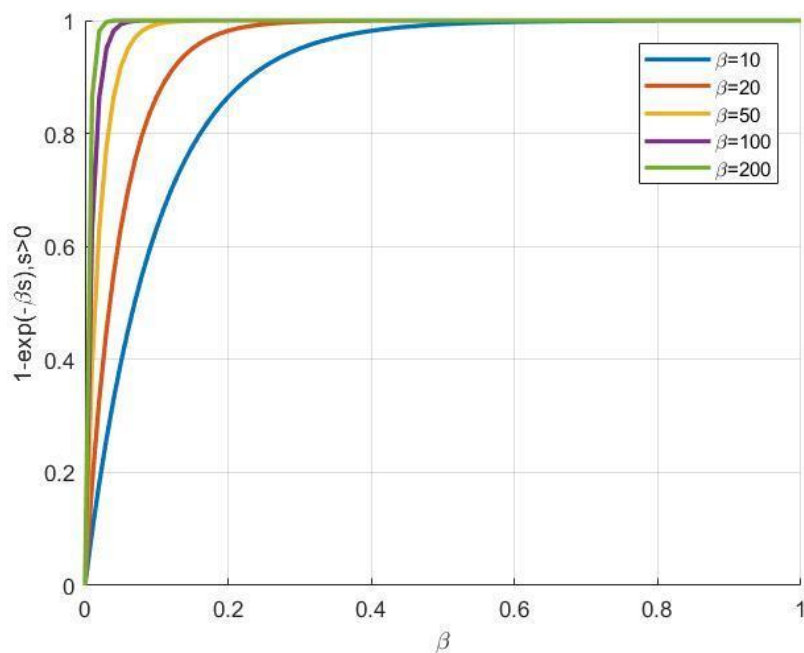


空谱结合的高光谱图像异常检测方法

(a) 在光谱维进行异常检测：异常点是单个像元或若干个像元的形式呈现

$$y' = \frac{\sum_{i=1}^8 \lambda_i |y - s_i|}{8}$$

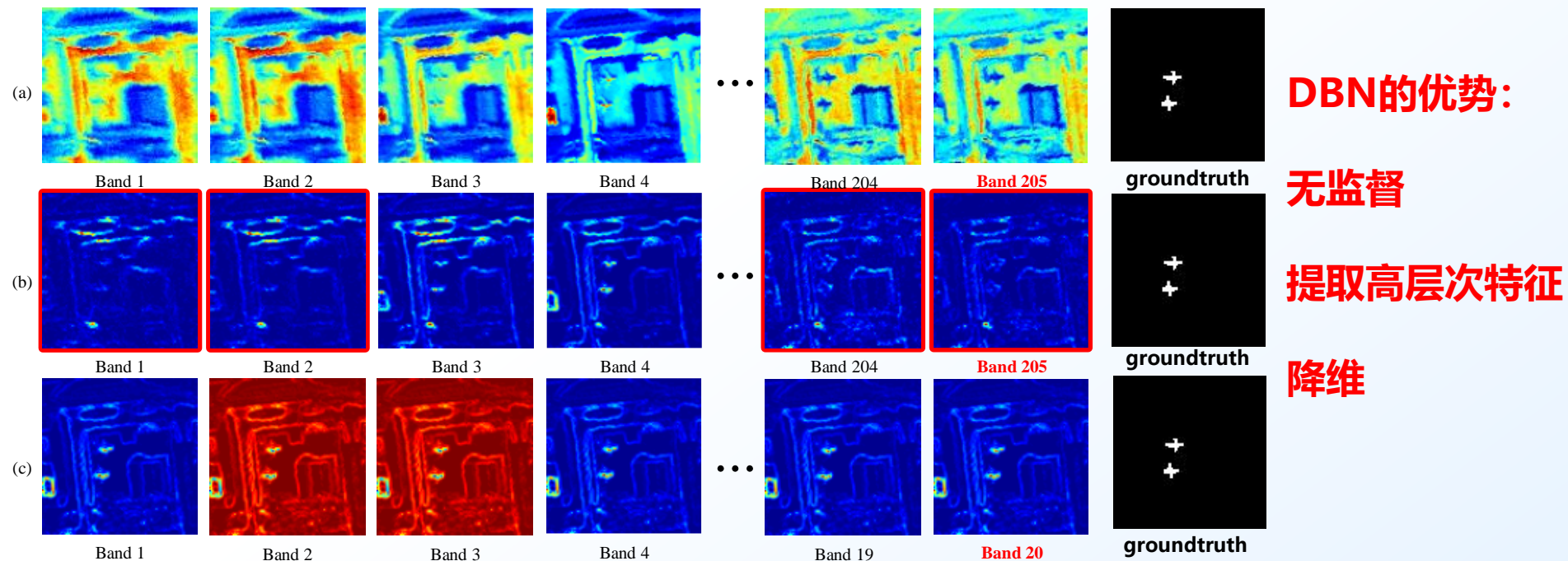
其中 λ_i 为 $\lambda_i = 1 - e^{-\frac{|y - s_i|}{\sigma}}$ $i = 1, 2, 3, \dots, 8$



- (1)若 y 为背景像素点，周围没有异常像素都是背景像素，那 y' 的值就会接近于0.
- (2)若 y 为背景像素点，周围有若干个异常像素，其余的都是背景像素，那 y' 的值也会接近于0.
- (3)若 y 为异常像素点，周围没有异常像素都是背景像素，那 y' 的值就会非常大.
- (4)若 y 为异常像素点，周围有若干个异常像素，其余的都是背景像素，那 y' 的值也会非常大.

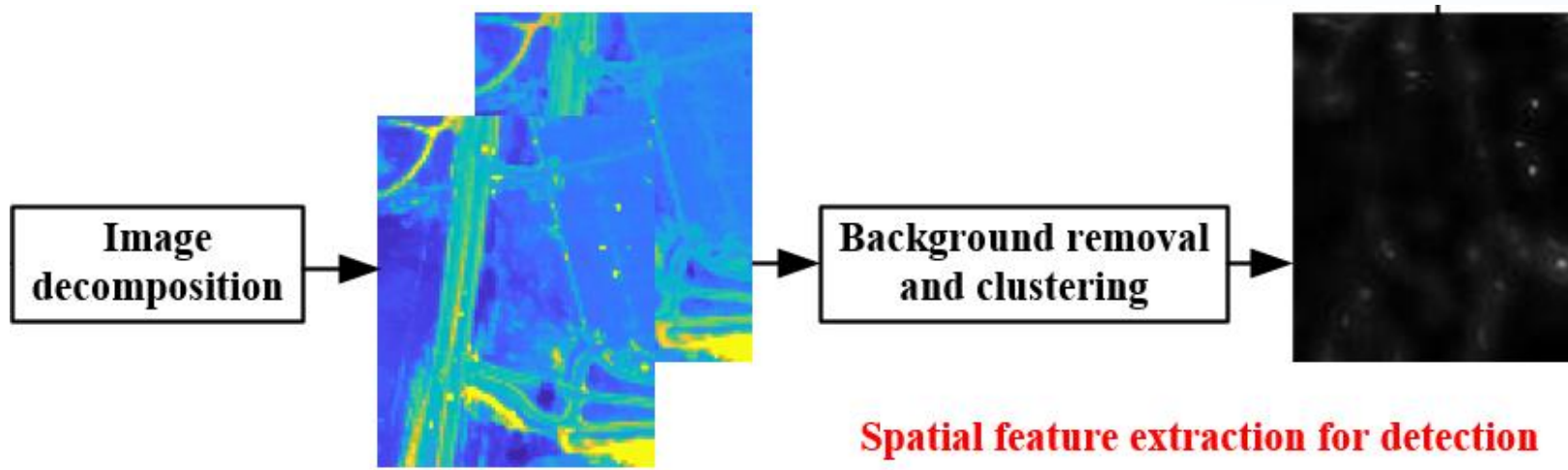
空谱结合的高光谱图像异常检测方法

(a) 在光谱维进行异常检测：假设异常点是单个像元或若干个像元的形式呈现



空谱结合的高光谱图像异常检测方法

(b) 在空间上进行异常检测：假设异常点是小面积区域且相邻像素点之间有相关性



创新：全波段处理较耗时，且可见光光谱范围(400-760nm)的光谱波段的光谱响应良好，故把可见光范围的融合成一个波段。这样简单快速。

Weiying Xie, Tao Jiang, Yunsong Li, Xiuping Jia, and Jie Lei. Structure tensor and guided filtering-based algorithm for hyperspectral anomaly detection, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, In press, DOI: 10.1109/TGRS.2018.2890212 (中科院二区, TOP期刊)

空谱结合的高光谱图像异常检测方法

(b) 在空间上进行异常检测：假设异常点是小面积区域且相邻像素点之间有相关性

第一步：图像分解-保留小目标信息，去除大面积背景

- 去除具有特定面积的连通分量，为充分利用不同物体的面积信息，这里采用属性滤波器中的面积属性。根据图像异常目标大小的不同，预先设定阈值 λ (Lambda)，该阈值与面积属性进行比较。
 - 将图像通过属性滤波器后，得到三个属性概图，分别对应属性闭操作，原图和属性开操作
- $$AF(I) = \{\gamma(I), \phi(I)\}$$
- 属性闭操作可以去除图像中面积小于阈值的连通分量的暗部分，属性开操作可以去除图像中面积小于阈值的连通分量的亮部分。
 - 对属性概图进行差分来计算属性滤波后的图像与原始图像的差异，建立模型如下

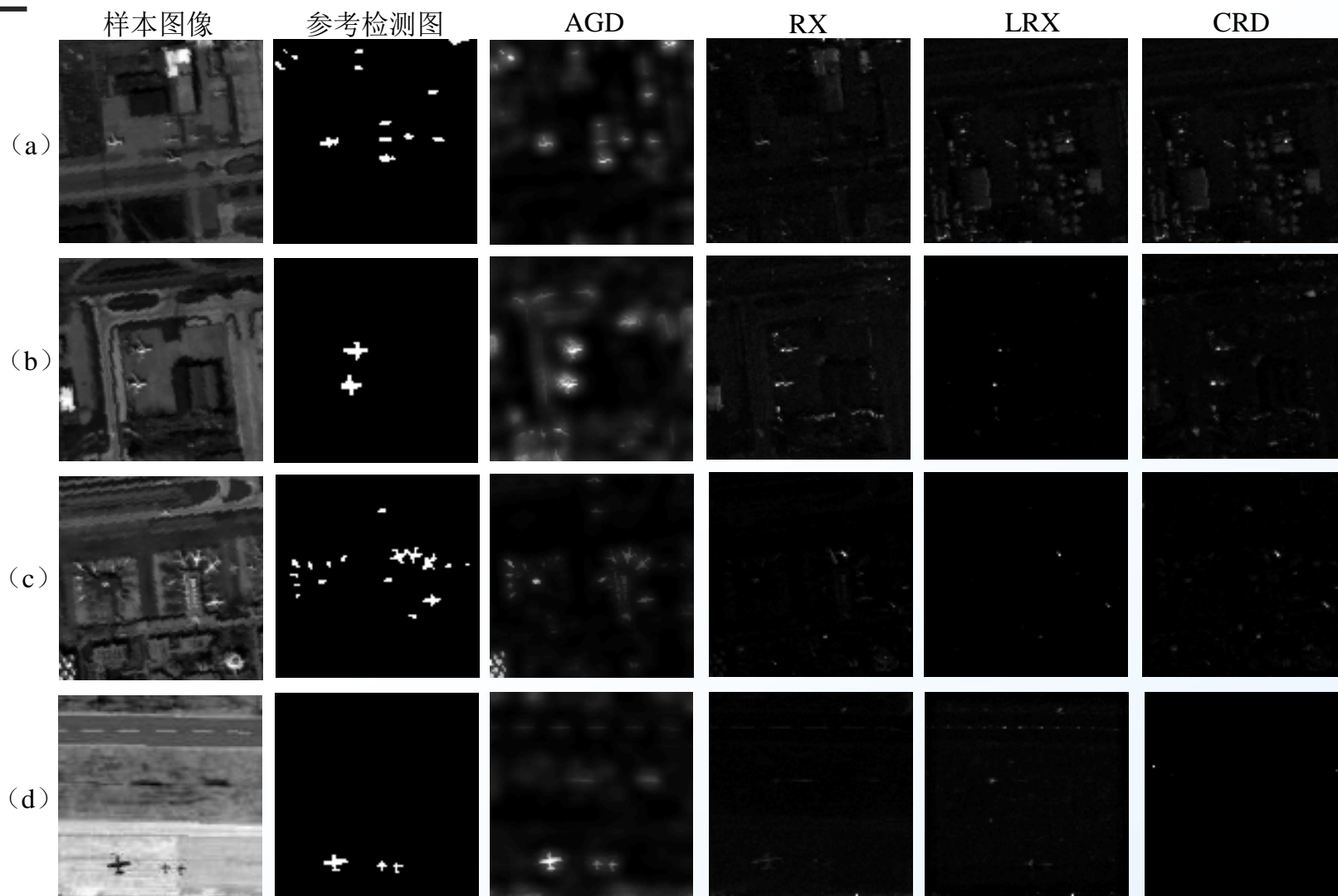
$$D = |\phi(I) - I| + |I - \gamma(I)|$$

- 保留了小面积的暗物体，也保留了小面积的亮物体

第二步：目标聚类-将与目标相似的像素点归类到一起，充分利用局部相关性。

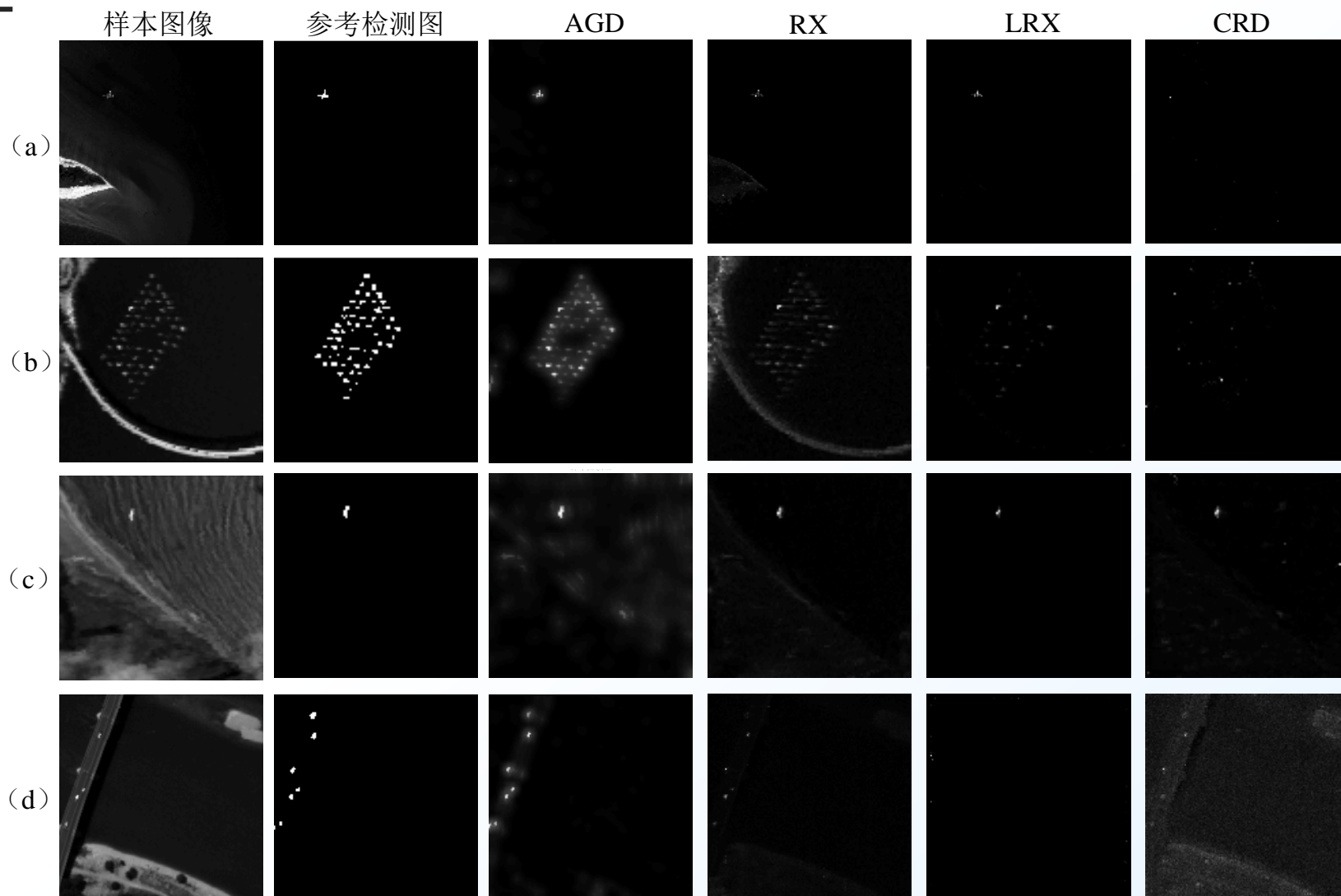
实验结果

ABU-Airport数据集样本图像及对比算法的检测结果图1



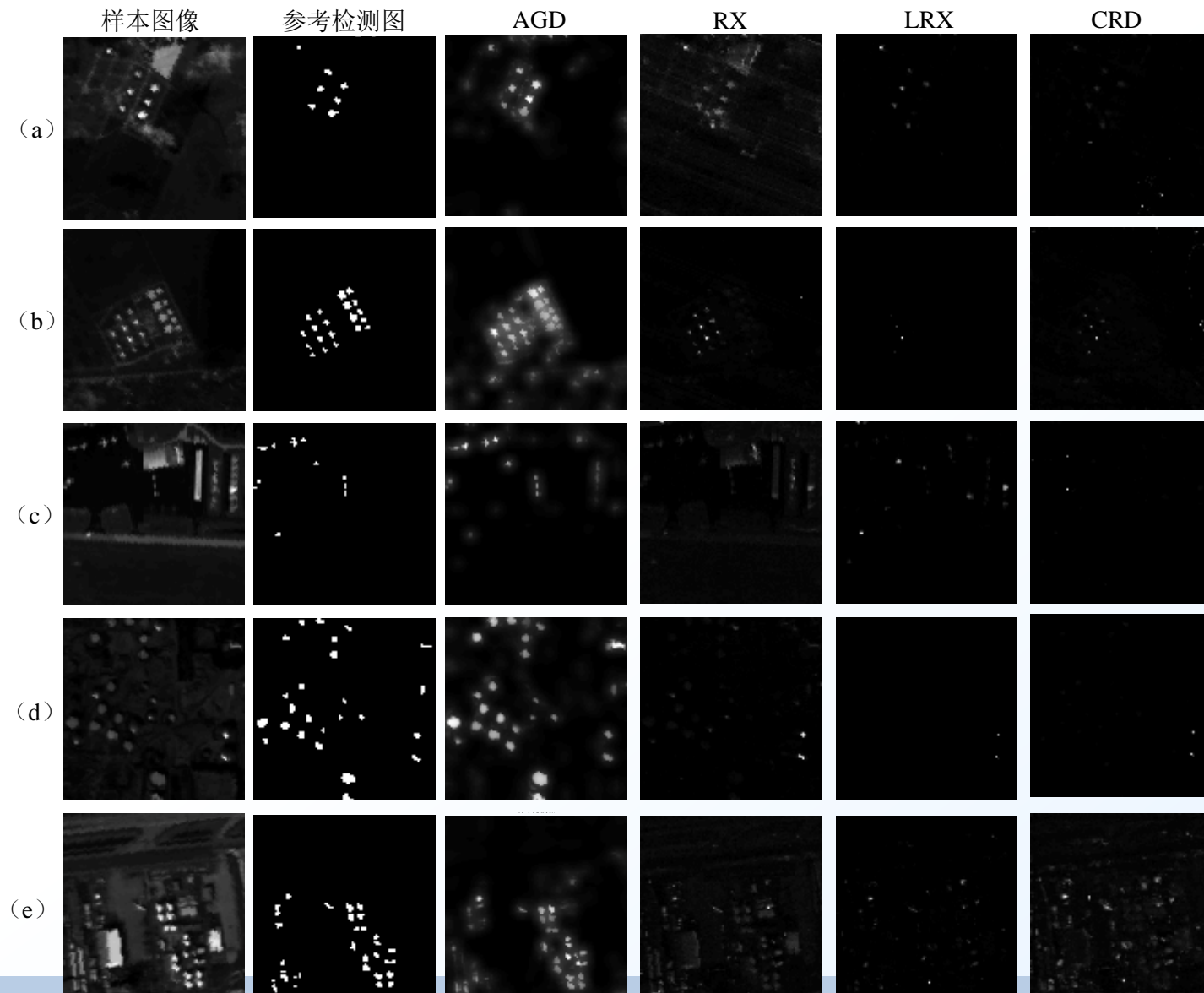
实验结果

ABU-Beach数据集样本图像及对比算法的检测结果图2



实验结果

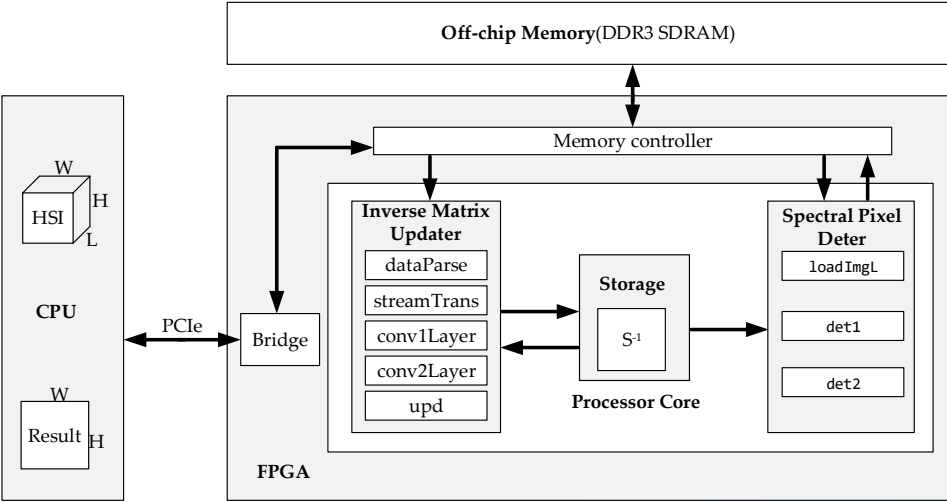
ABU-Urban数据集样本图像及对比算法的检测结果图3



高光谱异常检测算法硬件实现

在无任何先验知识的情况下，课题组采用典型的无监督学习网络从原高光谱数据中提取利于异常检测的光谱特征，并采用速度较快的检测算法，实现基于深度特征提取的高光谱图像异常检测算法。

硬件实现架构

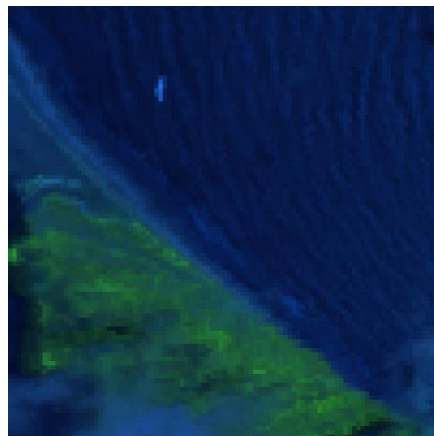


资源消耗 (Virtex 7 VX690T FPGA)

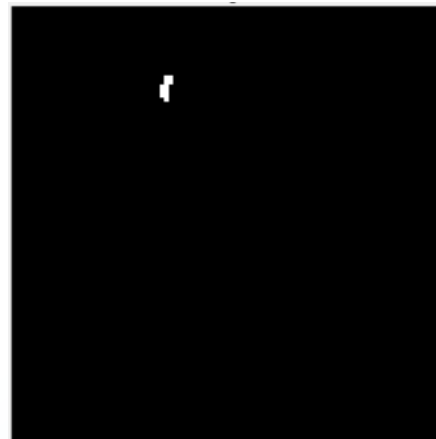
DBN-RX	个数	利用率
BRAMs	252	8%
DSP48E1s	504	14%
Slice LUTs	50,024	5%
Slice Registers	49,125	11%

高光谱异常检测算法硬件实现

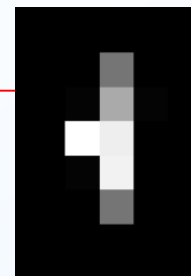
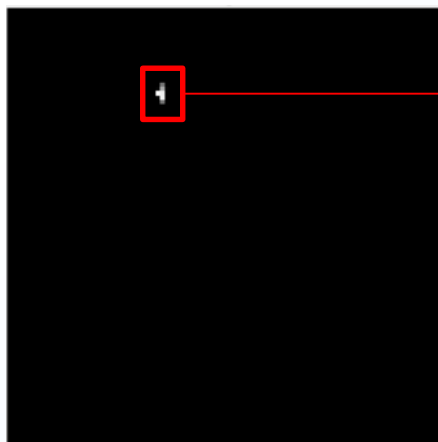
ABU-beach (100*100*188)



Groundtruth



DBN-RX



AUC = 0.999886

硬件结果和软件处理结果保持一致

高光谱异常检测算法硬件实现

	异常检测
frequency (MHz)	200
Number of clock periods	1.72×10^6
Total time (s)	0.0086

检测速度

初步实验结果分析：

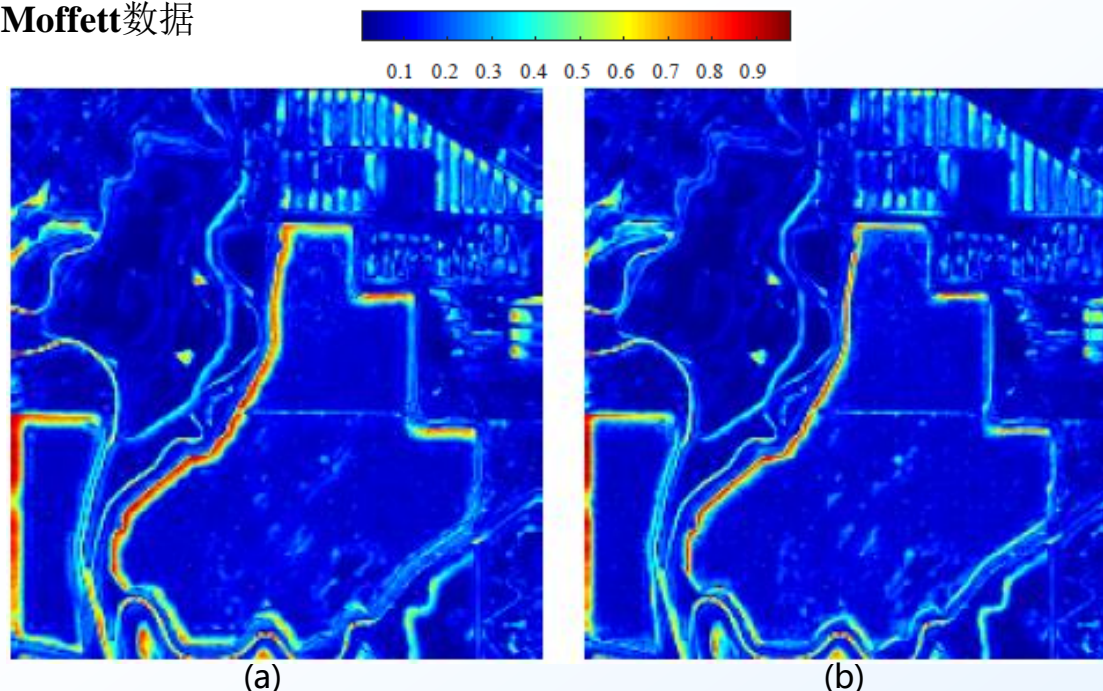
通过基于HLS的异常检测算法的FPGA实现，能够在较高精度下实现硬件加速。实验结果表明，在ABU-beach数据中，可以达到8.6ms的实时检测速度。

- ① Jie Lei, Lingyun Wu, Yunsong Li, **Weiyang Xie***, Chein-I Chang, Jintao Zhang, and Biying Huang. A novel FPGA-based architecture for fast automatic target detection in hyperspectral images, *Remote Sensing*, 2019, 11(2): 146.
- ② Jie Lei, Yunsong Li, Dongsheng Zhao, Jing Xie, Chein-I Chang, Lingyun Wu, Xuepeng Li, Jintao Zhang, Wenguang Li, A Deep Pipelined Implementation of Hyperspectral Target Detection Algorithm on FPGA Using HLS, *Remote Sensing*, 2018, vol. 10, pp. 516.

高光谱图像融合技术

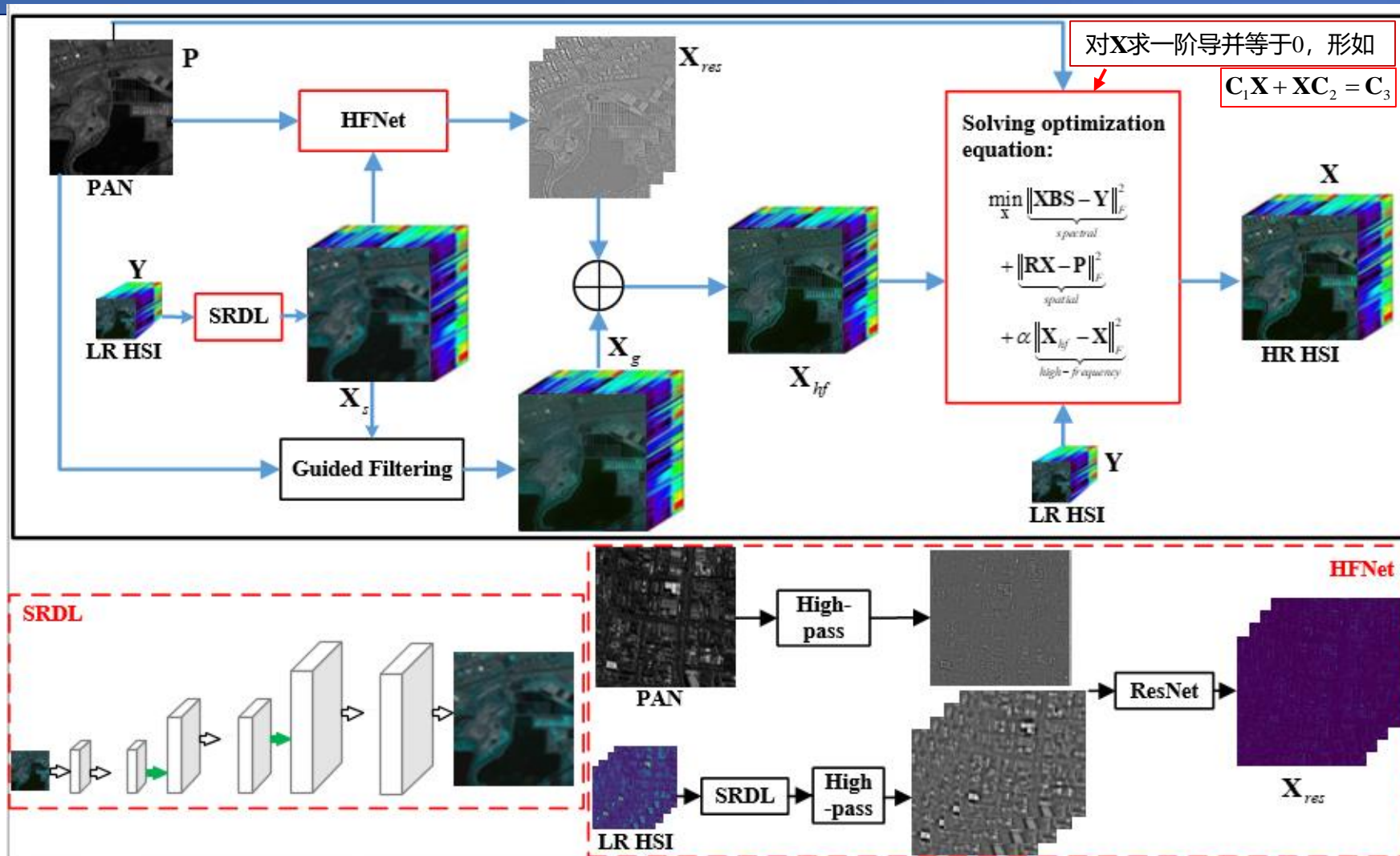
- **CS(Component Substitution)**: 空间信息保存较好, 受配准误差影响较小, 但通常会导致一定程度的光谱失真。
- **MRA(Multi-resolution Analysis)**: 光谱信息保存较好, 但容易产生空间失真。
- **基于Bayesian的方法与基于矩阵分解的方法**: 割裂了空间信息与光谱信息之间的联系, 并未抓住高光谱图像融合问题的本质。
- **基于CNN的方法**: 运算量巨大, 目前只能适用于较少波段的图像(WorldView, IKONOS, QuickBird等)。
- 光谱信息在双三次插值上采样中有损失, 如下图所示。

AVIRIS采集的Moffett数据



Moffett数据经过双三次插值和CNN超分辨之后的光谱角对比。(a) 双三次插值。(b) CNN超分辨。

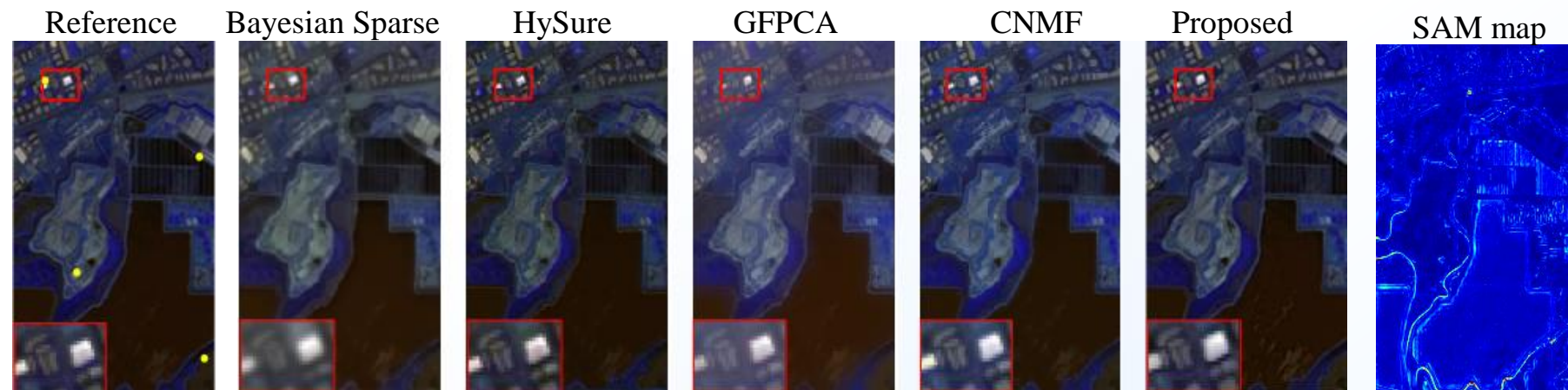
高光谱图像融合技术



1. SRDL替代插值进行单波段上采样, 并通过引导滤波增强结构信息, 确保局部光滑性;
2. 提出HFNet, 获取全色图像和高光谱单波段图像的高频信息差, 以注入足够的空间细节信息;
3. 为得到最优的 x , 求模型对 x 的一阶导, 其形式类似于Sylvester方程求解得到 x , 即高空间分辨率的高光谱图像。

高光谱图像融合技术

AVIRIS采集的Moffett数据



Method	CC	SAM	RMSE	ERGAS
SFIM	0.91986	10.1924	0.04182	9.2412
GLP	0.94480	8.6842	0.03379	6.9867
PCA	0.94474	8.1875	0.03375	7.1114
GSA	0.96197	6.9031	0.02608	5.8404
ICCV15	0.97270	6.4281	0.02234	5.0626
FUSE	0.97998	5.9819	0.01909	4.2756
MAPSMM	0.97268	6.7524	0.02262	5.0735
Bayesian Naive	0.90677	8.2922	0.04558	8.9593
Bayesian Sparse	0.93637	9.1302	0.03589	7.3714
HySure	0.93847	8.9505	0.03345	7.3883
CNMF	<u>0.98240</u>	<u>6.0415</u>	<u>0.01821</u>	<u>4.0475</u>
Proposed	0.98394	5.2938	0.01787	3.9304

结合主观和客观的融合结果，可以得出提出的方法相比当前的一些流行的算法，具有更好的空间信息增强的效果，同时可以更多的**保留原高光谱图像的光谱信息**。

目 录

- 一. 报告人简介
- 二. 研究背景及方案
- 三. 关键技术
- 四. 已有基础**

前期研究基础

**第五届中国“互联网+”大学生创新创业大赛全国金奖、陕西省金奖（冠军）；
入选央视CCTV2《创业英雄汇》栏目**



代表性论文:

- [1]**Weiyang Xie**, Jie Lei, Yuhang Cui, Yunsong Li*, Qian Du, Hyperspectral pansharpening with deep priors, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, In press, DOI: 10.1109/TNNLS.2019.2920857 (中科院一区, TOP期刊, IF: 11.683)
- [2]**Weiyang Xie**, Yunsong Li*, Jing Hu, Duan-Yu Chen, Trainable spectral difference learning with spatial starting for hyperspectral image denoising, *Neural Networks*, 108: 272-286, 2018. (中科院一区, TOP期刊, IF: 5.785)
- [3]**Weiyang Xie**, Jie Lei, Baozhu Liu, Yunsong Li*, Xiuping Jia, Spectral constraint adversarial autoencoders approach to feature representation in hyperspectral anomaly detection, *Neural Networks*, 119, 222-234, 2019. (中科院一区, TOP期刊, IF: 5.785)
- [4]**Weiyang Xie**, Tao Jiang, Yunsong Li*, Xiuping Jia, Jie Lei, Structure tensor and guided filtering-based algorithm for hyperspectral anomaly detection, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(7): 4218-4230, 2019. (中科院二区, TOP期刊, IF: 5.63)
- [5]**Weiyang Xie**, Xiuping Jia, Yunsong Li*, Jie Lei, Hyperspectral image super-resolution using deep feature matrix factorization, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(8): 6055-6067, 2019. (中科院二区, TOP期刊, IF: 5.63)
- [6]**Weiyang Xie**, Yanzi Shi, Yunsong Li*, Xiuping Jia, Jie Lei, High-quality spectral-spatial reconstruction using saliency detection and deep feature enhancement, *Pattern Recognition*, 88: 139-152, 2019. (中科院二区, IF: 5.898)
- [7]Yunsong Li, **Weiyang Xie***, Huaqing Li, Hyperspectral image reconstruction by deep convolutional neural network for classification, *Pattern Recognition*, 63: 371-383, 2017. (中科院二区, IF: 5.898, 引用: 83次, 连续两年入选ESI高被引)
- [8] **Weiyang Xie**, Jie Lei, Jian Yang, Yunsong Li*, Qian Du, and Zhen Li, Deep latent spectral representation learning-based hyperspectral band selection for target detection, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Accepted, 2019. (中科院二区, TOP期刊, IF: 5.63)
- [9] **Weiyang Xie**, Jian Yang, Jie Lei, Yunsong Li*, Qian Du, Gang He, SRUN: Spectral regularized unsupervised networks for hyperspectral target detection, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, DOI: 10.1109/TGRS.2019.2947033, 2019. (中科院二区, TOP期刊, IF: 5.63)
- [10] **Weiyang Xie**, Baozhu Liu, Yunsong Li*, Jie Lei, Chein-I Chang, Gang He, Spectral adversarial feature learning for anomaly detection in hyperspectral imagery, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, DOI: 10.1109/TGRS.2019.2948177, 2019. (中科院二区, TOP期刊, IF: 5.63)

谢谢！