

分类号\_\_\_\_\_

密级\_\_\_\_\_

UDC \_\_\_\_\_

编号\_\_\_\_\_

# 中国科学院研究生院 博士学位论文

航空热红外高光谱遥感的温度与比辐射率分离及尺度影响研究

杨 杭

指导教师 童庆禧 院 士， 中国科学院遥感应用研究所  
王晋年 研究员， 中国科学院遥感应用研究所  
张立福 研究员， 中国科学院遥感应用研究所

申请学位级别 理学博士 学科专业名称 地图学与地理信息系统

论文提交日期 2011 年 5 月 论文答辩日期 2011 年 5 月

培 养 单 位 中国科学院遥感应用研究所

学位授予单位 中国科学院研究生院

答辩委员会主席: \_\_\_\_\_

评 阅 人: \_\_\_\_\_

Ph.D Dissertation

**Study on Temperature and Emissivity Separation from Airborne  
Hyperspectral Thermal Infrared Data and Their Scale effect**

**By  
Yang Hang**

**Supervisor: Prof. Tong Qingxi  
Prof. Wang Jinnian  
Prof. Zhang Lifu**

A dissertation submitted in fulfillment  
of the requirements for the degree of  
Doctor of Philosophy  
in  
Cartography and Geographical Information System  
May 2011

# 中国科学院遥感应用研究所

## 学位论文原创性声明和使用授权说明

### 原创性声明

本人郑重声明： 所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本声明的法律结果由本人承担。

论文作者签名： 日期： 年 月 日

### 学位论文使用授权说明

本人完全了解中国科学院遥感应用研究所关于收集、保存、使用学位论文的规定，即：

按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版本；

研究所有权保存学位论文的印刷本和电子版，并提供目录检索与阅览服务；

研究所可以采用影印、缩印、数字化或其它复制手段保存论文；

在不以赢利为目的的前提下，研究所可以公布论文的部分或全部内容。

（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名： 导师签名：

日期： 年 月 日

## 摘要

航空热红外成像光谱数据具有极其广泛的应用需求。目前国际上,美国、芬兰、加拿大等发达国家已开展了航空热红外成像光谱的应用研究,其最核心的问题是温度与比辐射率的精确分离。本文以航空热红外成像光谱仪(TASI)为主要数据源,配以地面同步测量数据,围绕热红外温度与比辐射率的分离及尺度影响展开,研究取得了以下成果和结论:

1. 针对TASI数据的特点,建立了基于TASI数据的基本处理流程:辐射定标、大气纠正、几何纠正、图像镶嵌、温度与比辐射率分离,温度和比辐射率产品的应用。

2. 在TASI数据的温度与比辐射率分离算法研究方面:

在研究Aster\_TES算法、 $\alpha$ 剩余法和ISSTES算法的基础上结合TASI热红外高光谱数据对 $\alpha$ 剩余法和ISSTES算法进行了改进,从而较好地反演出地表温度和比辐射率。

以Aster\_TES算法为基础分别构建了 $\varepsilon_{\min}$ 与MMD、MMR和VAR的经验关系,进行温度与比辐射率分离。对于TASI数据来讲,MMR经验关系反演的温度精度最高,VAR经验关系反演的比辐射率精度最高。

对 $\alpha$ 剩余法引进了大气纠正项和维恩近似纠正项,分析了改进算法的敏感性和反演精度。虽然修正后的算法在理论上得到完善,但是和Aster\_TES算法相比,温度和比辐射率精度较低。

ISSTES算法中,采用二阶差分作为代价函数反演的样本点的温度精度最高,但是温度图像的空间噪声大;ISSTES算法只能获取比辐射率的相对谱形,要精确获取比辐射率的值还需要增加其他约束条件。

借鉴Aster\_TES和ISSTES算法的优秀思想:保持比辐射率波谱形状和真实地表比辐射率光谱曲线平滑假设,提出了一种基于噪声分离的温度与比辐射率分离(NSTES)算法,该算法考虑了噪声去除以及其他经验约束使得反演的比辐射率精度有了明显提升,反演的温度图像的信噪比明显提高。

光谱分辨率是TES算法精度的重要影响因素:随着光谱分辨率的提高,温度反演精度逐渐提高,其中当光谱分辨率小于 $0.172\mu\text{m}$ 时,精度随光谱分辨率提高

而迅速增加。当光谱分辨率大于  $0.172\mu\text{m}$  时,精度随光谱分辨率提高而增加缓慢。因此  $0.172\mu\text{m}$  可作为未来热红外高光谱传感器光谱分辨率指标的重要理论参考。

应用示范中成功将温度图像用于日较差模型,下一步将深入研究把温度产品用于热惯量、蒸散模型以及城市能量平衡的研究中。

### 3. 尺度问题方面:

不同尺度转换方法对比分析表明,中心像元法不适合于尺度转换;点扩散函数法在保持图像的空间自相关性方面优于简单平均法和小波变换法,但点扩散函数法获取的图像的标准差明显低于简单平均法和小波变换法;小波变换将空间域变换到频域后再进一步运算,在尺度转换中每个移动窗口都存在边缘像元的处理,因此会增加一些误差。从运算效率上看,平均法的运算效率最高,最容易实现,因此实际应用中采用此法者居多;其次是点扩散函数法,效率最低的是小波变换法。

通过分析  $T_{p1}$  和  $T_{p2}$  的差异可知,相同条件下城市温度的尺度效应大于农村,Aster\_TES 算法的尺度效应小于 NSTES 算法的尺度效应。随着尺度转换窗口的变大,温差的直方图分布也越来越离散,峰值越来越低,其中 Aster\_TES 算法的尺度效应随尺度变化最慢,其次是 NSTES 算法。

$T_{p1}$  和  $T_{p2}$ 、 $\varepsilon_{p1}$  和  $\varepsilon_{p2}$  之间具有显著的相关性。根据回归方程对温度与比辐射率进行尺度校正结果表明,基于统计方法建立的回归方程能有效校正温度与比辐射率的尺度效应,但没有改变不同 TES 算法之间的尺度效应相对大小。

选用局部方差和半方差进行最优尺度选择的结果是:城市热红外高光谱研究的最优空间分辨率为  $6.25\text{m}\sim 8.75\text{m}$ 。

关键字: TASI; 温度; 比辐射率; 热红外高光谱; 尺度

## ABSTRACT

Airborne hyperspectral thermal infrared data spans a very broad requirement of application. Presently, several developed countries carried out the application study of airborne hyperspectral thermal infrared imaging. It is of core theoretical and practical problem to study the algorithm of temperature and emissivity separation algorithms. The main data resources include two aspects: TASI data and field measurement results. The research discusses several algorithms of temperature and emissivity separation, and their scaling effect. Main results and conclusions are summarized as follows:

1. Based on the characters of TASI data, the basic process flowing for TASI data is built, whose main steps are radiance calibration, atmospheric correction, geometric correction, image mosaic, temperature and emissivity separation, the application of temperature and emissivity products.

2. The study of temperature and emissivity separation

After the study of the algorithm of Aster\_TES, alpha derived emissivity method, and ISSTES, this paper improves alpha derived emissivity, and ISSTES method combination with the TASI data, and then retrieves the accuracy temperature and emissivity.

During the Aster\_TES method, the new empirical relationships between the  $\epsilon_{\min}$  and the statistical parameters of emissivity spectrum, such as MMD, MMR and VAR are created. For TASI data, the accuracy of temperature is best using empirical relationships between the  $\epsilon_{\min}$  and MMR, and the accuracy of emissivity is best using empirical relationships between the  $\epsilon_{\min}$  and VAR.

The improved derived emissivity method introduced to the corrections of atmospheric effects, and Wien approximation is perfected theoretically. After analysis of the sensitivity and retrieve accuracy of improved method, the result shows that accuracy of temperature and emissivity is worse than Aster\_TES method.

For ISSTES method, the accuracy of temperature retrieved by the cost function of second order difference is best, but the noise of temperature image is more than the other cost functions; the ISSTES method can only get the relatively emissivity shape, so other constraint conditions must be used for the accuracy value of emissivity

Using for reference of good idea of Aster\_TES and ISSTES methods, such as keeping the emissivity spectral shape and the smoothness of emissivity spectrum, the author puts forward the new algorithm named as emissivity and temperature separation based on noise separation (NSTES). This method takes the noise removing and other empirical relationship into consideration, and makes a difference for the precision of emissivity and the SNR of temperature images.

Spectral resolution is main affect factor for the pericision of TES algorithms. With the improvement of spectral resolution, the pericision of retrieved temperature becomes more and more high. When spectral resolution is less than  $0.172\mu\text{m}$ , precision of temperature increases fast with the improvement of spectral resolution; when spectral resolution is higher than  $0.172\mu\text{m}$ , precision of temperature increases slow with the improvement of spectral resolution. So  $0.172\mu\text{m}$  can be taken as theoretical reference for the design of hyperspectral thermal infrared sensors.

Lastly, the author makes the temperature images application for diurnal temperature range model, next work will apply the temperature to the thermal inertia, Evapotranspiration and the urban energy banlance.

### 3. Scale Effect

This dissertation discusses four scale transformation methods: center pixels method, simple average method, point spread function method (PSF), wavelet transform method (WTM).

Center pixels method is not fit for scale transformation; the spatial autocorrelation of images using PSF method is higher than that of images using simple average method and wavelet transform method; but the standard deviation of images using PSF method is lower than that of images using simple average method and wavelet transform method. Wavelet transformation method transforms the image from spatial domain to frequent domain, and causes to error because of processing the edge pixels for each moving windows.

The implementation efficiency of average method is best, next best is PSF method, and the wavelet transformation method is worse.

After analysis of the difference between  $T_{P1}$  and  $T_{P2}$ , the scale effect of temperature for city is greater than that for country; the scale effect of Aster\_TES algorithm is less than that of NSTES algorithm. With increase in scale transformation

windows, the histogram of difference in temperature becomes more and more scattered, and the peak value becomes lower and lower.

There are significant relationship between  $T_{p1}$  and  $T_{p2}$ ,  $\varepsilon_{p1}$  and  $\varepsilon_{p2}$ . After regression analysis and scale correction, the result shows that the regression equation on the base of statistical method can decrease the scale effect of temperature and emissivity, but can't change the relative size of TES algorithm.

Local variance and semi-variance are fit for scale choice. The optimal spatial resolution for hyperspectral thermal infrared is 6.25m~8.75m.

Key words: TASI; Temperature; Emissivity; Hyperspectral Thermal Infrared; Scale



## 目 录

摘要.....	IV
ABSTRACT.....	VI
目 录.....	IX
第一章 绪论.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 国内外机载热红外高光谱传感器研究现状.....	2
1.2.2 温度与比辐射率分离算法研究现状.....	7
1.2.3 尺度效应研究现状.....	9
1.3 主要研究内容和技术路线.....	11
1.3.1 研究内容.....	11
1.3.2 技术路线.....	11
1.4 论文的组织结构.....	12
第二章 热红外高光谱遥感基础.....	13
2.1 热红外遥感的基本概念.....	13
2.2 热辐射基本定律.....	17
2.3 热辐射传输方程.....	19
2.4 温度与比辐射率分离算法.....	20
2.5 尺度问题中的几个基本概念.....	25
第三章 热红外高光谱数据获取及处理技术研究.....	27
3.1 试验情况.....	27
3.1.1 航空热红外成像光谱系统介绍.....	27
3.1.2 航空试验.....	28
3.1.3 地面试验.....	29
3.2 地面同步观测数据预处理结果.....	32
3.2.1 试验期间空气温湿度的日变化.....	32
3.2.2 地表温度的定标.....	33
3.2.3 典型地物比辐射率的计算.....	34
3.3 航空热红外高光谱数据的预处理.....	35
3.3.1 辐射定标.....	35
3.3.2 热红外数据的大气纠正.....	36
3.3.3 几何校正.....	41
3.3.4 图像镶嵌.....	42
第四章 基于 TASI 数据的温度与比辐射率分离算法研究.....	44
4.1 ASTER_TES 算法研究.....	44
4.1.1 算法原理.....	44
4.1.2 算法精度分析.....	47

4.1.3	结论.....	55
4.2	ALPHA 剩余法及改进算法研究.....	56
4.2.1	alpha 算法原理.....	56
4.2.2	改进算法原理.....	57
4.2.3	算法的敏感性分析.....	61
4.2.4	TASI 数据的反演精度分析.....	62
4.2.5	小结.....	67
4.3	ISSTES 算法.....	67
4.3.1	ISSTES 算法描述.....	67
4.3.2	ISSTES 算法的结果分析.....	69
4.4	基于噪声分离的 ISSTES 改进算法 (NSTES).....	71
4.4.1	算法改进的理论基础.....	71
4.4.2	算法流程.....	72
4.4.3	数据源.....	72
4.4.4	结果与分析.....	73
4.4.5	小结.....	81
4.5	应用实例——温度变化监测.....	82
4.6	本章总结.....	85
<b>第五章</b>	<b>尺度对温度与比辐射率分离的影响分析.....</b>	<b>87</b>
5.1	热红外遥感中的尺度问题.....	87
5.1.1	温度与比辐射率分离的尺度效应及尺度纠正研究.....	87
5.1.2	尺度转换方法研究.....	93
5.1.3	最优尺度的选择问题.....	97
5.2	区域选择与数据处理:.....	102
5.3	温度的尺度效应分析.....	103
5.3.1	温度的尺度转换评价.....	103
5.3.2	两种处理过程 (P1、P2) 的温差分析.....	109
5.3.3	相关性分析.....	113
5.3.4	尺度校正.....	115
5.3.5	温度的最优扩展尺度选择.....	115
5.4	比辐射率的尺度效应分析.....	116
5.4.1	比辐射率的尺度转换评价.....	116
5.4.2	两种处理过程 (P1、P2) 的比辐射率差值分析.....	119
5.4.3	比辐射率的最优扩展尺度选择.....	121
5.4.4	相关性分析和尺度校正.....	122
5.5	本章总结.....	123
<b>第六章</b>	<b>结论.....</b>	<b>125</b>
	<b>参考文献.....</b>	<b>129</b>
	<b>博士期间发表的论文.....</b>	<b>145</b>
	<b>博士期间参加的科研项目及野外试验.....</b>	<b>146</b>
	<b>致谢.....</b>	<b>147</b>

## 第一章 绪论

### 1.1 研究背景

成像光谱技术是人类获取、分析模拟环境数据的有力工具，但是由于技术条件的限制，热红外成像光谱技术应用的研究较少。随着遥感技术的发展，国内外越来越多的卫星携带单个或几个热红外通道的传感器，热红外数据逐渐为大家所重视。热红外数据反演得到地物的比辐射率和温度对科学研究和实际应用具有极其重要的作用。地物比辐射率是地物的一个重要的特征物理量，通过比辐射率研究可以进行地物识别、特征判读等；温度数据是人类理解陆面过程的重要参数：获取特定地表类型和生物物理组成的表面温度，进而分析特定地表现象和过程的能量平衡特征。因此用遥感手段准确获取温度和比辐射率在气候、水文、地质、生态、生物化学、城市环境、森林和自然灾害等领域具有重要意义，是热红外遥感研究中的核心问题。

随着传感器技术的发展，热红外传感器由单波段发展到多波段，再到热红外成像光谱技术，遥感平台涵盖了地面、航空和卫星平台，同时各种温度与比辐射率分离的算法也涌现出来。然而在其他参数精确确定的条件下，温度和比辐射率的分离是一个用  $N$  个方程求解  $N+1$  个未知数的欠定方程组，必须假设或构建新的方程使方程组成为适定。但总的来讲，不同研究方法因对比辐射率的假设不同而异，主要有参考通道法、比辐射率归一化法（NEM）、 $\alpha$  剩余法、MMD 法和 Aster\_TES 法等。

热红外高光谱遥感为深入研究地物比辐射率和温度场创造了条件。光谱分辨率的提高，使得地物发射谱的精细特征得以体现，有助于形成相对更加稳定的约束条件，提高反演精度。尽管上面提到的多光谱热红外遥感的温度与比辐射率分离算法可以推广到高光谱数据中去，也发展了一些新的方法，比如光谱平滑迭代算法（ISSTES）和与温度无关的光谱指数法（TISI）等，但如何更加精确的提取地表温度始终是热红外遥感领域的难题。

随着遥感数据的多源化发展，不同数据源的遥感图像的空间分辨率、中心波长和光谱分辨率有所不同，遥感参数的尺度效应已成为一个重要的科学问题。热红外成像光谱数据是图像和光谱的统一，不同传感器之间的遥感参数既有空间尺

度的差异，也有光谱尺度的不同。长期以来，遥感中应用的一些基本物理定理、定律、概念在像元尺度上的适应性不清晰。比如在温度与比辐射率反演中的基本定律——普朗克定律的尺度效应问题。目前大部分文献均把普朗克定律形式上尺度不变作为前提条件，从而陷入了平均温度和平均比辐射率定义的混乱。因此对于物理定律在遥感中的应用，我们必须正视其空间尺度效应，不能不加分析地将其作为尺不变（scale-invariant）的定律加以利用。

本文主要结合温度与比辐射率分离及尺度效应两个方面展开工作。第一，在系统研究温度与比辐射率分离算法的基础上，针对特定热红外成像光谱数据——TASI，深入研究几种算法，探讨温度与比辐射率分离精度的影响因素；第二，研究温度与比辐射率的空间尺度效应、尺度校正以及最优尺度选择。

## 1.2 国内外研究现状

### 1.2.1 国内外机载热红外高光谱传感器研究现状

美国喷气推动实验室（JPL）于 1983 年成功研制了世界第一台成像光谱仪——AIS-1，并成功应用于矿物填图、植被生化特征等方面的研究，初显了高光谱遥感的魅力。在此后，美国、加拿大、德国、荷兰、欧空局、澳大利亚和芬兰等发达国家先后研制了多种类型的机载成像光谱仪，目前全球大约 50 套成像光谱仪已经投入使用，主要有美国的 AVIRIS、DAIS、MIVIS，加拿大的 FLI、CASI/SASI/TASI，德国的 ROSIS，澳大利亚的 HyMap、芬兰的 DAISA 等。

近年来热红外成像光谱仪在国际上已有了实质性发展，尤其是在航空平台获得了成功应用。美国宇航公司研制的空间增强宽带阵列光谱仪系统（spatially enhanced broadband array spectrograph system, SEBASS），是一台没有任何运动部件的固定成像仪，共有两个光谱区：中波红外波段范围是  $3.0\text{-}5.5\mu\text{m}$ ，有 100 个波段，带宽  $0.025\mu\text{m}$ ；热红外波段范围为  $7.8\text{-}13.5\mu\text{m}$ ，带宽  $0.4\mu\text{m}$ ，有 142 个波段，热红外波段所使用的探测器为 2 块  $128\times 128$  的 Si:As 焦平面，有效帧速度为 120Hz，温度灵敏度为  $\pm 0.05^\circ\text{C}$ ，信噪比  $>2000$ 。R. Greg Vaughan（2003）将 SEBASS 数据成功用于比辐射率测量和矿质填图（图 1.1）。

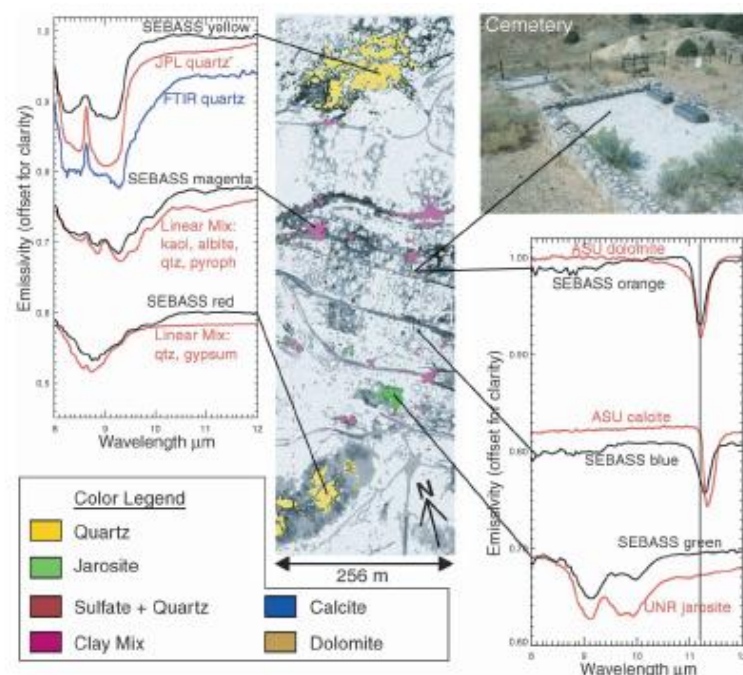


图1.1 SEBASS 在矿质填图中的应用

美国夏威夷大学设计的热红外成像光谱仪 (AHI) 在  $7.5\text{--}11.7\mu\text{m}$  波段范围内当光谱分辨率为  $125\text{nm}$  时有 32 波段, 当光谱分辨率为  $100\text{nm}$  时有 256 个波段。该设备采用推扫式成像方式, 前视镜采用三色可见光高精度 CCD 相机, 热红外传感器由四个部分组成。美国研制的机载热红外成像光谱仪 (AHS) 在  $7.95\mu\text{m}\sim 13.14\mu\text{m}$  波段范围内有 10 个波段 (表 1.1)。

表1.1 美国 AHS 热红外波段设置

波段号	FWHM ( $\mu\text{m}$ )	中心波长
71	7.95-8.42	8.18
72	8.45-8.84	8.66
73	8.94-9.35	9.15
74	9.38-9.81	9.60
75	9.85-10.27	10.07
76	10.31-10.286	10.59
77	10.89-11.45	11.18
78	11.49-12.05	11.78
79	12.09-12.57	12.35
80	12.65-13.14	12.93

美国的 DAIS 数字式航空成像光谱仪在  $8\text{--}14\mu\text{m}$  波谱范围内有 6 个波段, 主要指标见表 1.2 (Strobl, Muller, Schlapfer, and Schaepman, 1997)。最初 DAIS 数据主要用于在轨定标 (Coll, Caselles, Rubio, Sospedra, & Valor, 2000; Strobl & Zhukov, 1998)。1998 年 Cesar Coll 等在西班牙 Barrax 农场获取了 DAIS 数据, 并研究了

针对该数据的温度与比辐射率分离算法精度验证。Schmugge, Hook 和 Coll(1998) 将 DAIS 数据用于模拟星载数据的研究。

表1.2 DAIS 的技术指标

DAIS 7915 Characteristics: (Wavelength range: 400 nm - 12.6 μm, 4 Spectrometers, 79 bands)							
Spectrometer		No. of Bands	Detector	Electroni c Coupling	Wavelength Range [μm]	Bandwidth [μm]	NEAR [mWcm <sup>-2</sup> sr <sup>-1</sup> μm <sup>-1</sup> ]
1	VIS/NIR	32	Si	DC	.450 - 1.05	.015 - .030	.025
2	SWIR I	8	InSb	AC	1.5 - 1.8	.045	.03
3	SWIR II	32	InSb		1.9 -2.5	.035	.025
	MIR	1	MCT		3.0 - 5.0	2	
4	THERMAL	6	MCT		8.7 - 12.3	.90	0.1 [K]
Main geometric parameters: IFOV: 3.3 mrad Swath angle: max. ± 39 degrees (depending on aircraft, ±26 on DO 228) Image pixels per line: 512; radiometric encoding: 15 bits							

另外美国能源部所属的一个大型国家实验室--橡树岭国家实验室 (Oak Ridge National Laboratory) 采用机载热红外成像光谱仪 (TIRIS) 进行化学成分检测、毒气探测、空气污染以及灾害应急监测。图 1.2 为他们在研究中所用的热红外波段范围内有机化合物和大气窗口。TIRIS 在  $7.5\text{--}14.0\mu\text{m}$  范围内有 64 个波段。TIRIS-I 作为一种实验室原型设备已经建成并通过检验。TIRIS-II 为野外操作原型设备正在研发中。

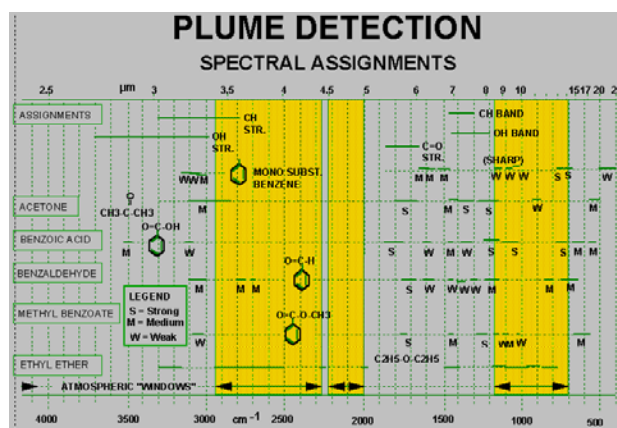


图1.2 一些典型有机化合物和大气窗口

芬兰的 LWIR 系列的热红外成像光谱仪在  $7.8\text{--}12.0$  ( $13.0$ )  $\mu\text{m}$  波谱范围内有 22 (30) 个波段, AisaOWL 在  $8.0\text{--}12.0 \mu\text{m}$  范围内有 84 个波段, 详见表 1.3, 视场角为  $90^\circ$  ( $\pm 45^\circ$ ) 瞬时视场角为  $2.5\text{mrad}$ , 每个扫描行有 750 个像元。

表1.3 芬兰的热红外成像光谱仪技术指标

	AisaOWL	LWIR HS
F#	2.0	1.0
Wavelength range	8.0 – 12.0 $\mu\text{m}$	7.8 – 12.0 (13.0) $\mu\text{m}$
Number of spectral pixels (bands)	84	22 (30)
Number of spatial pixels	384	384
Spectral resolution	100 nm	400 nm
Detector type	MCT	Microbolometer
Spectral sampling	48 nm	200 nm (mean)
Instrument temperature	300 K	300 K
Instrument temperature control	Stabilized	None
Camera dimensions	220x200x220 (mm)	55x130x125 (mm)
Camera weight	8.5 kg	2.5 kg



图1.3 芬兰研制的热红外成像光谱仪  
(左图为 AisaOWL, 右图为 LWIR HS)

加拿大的 ITRES 公司研制的热红外成像光谱仪 (Thermal Airborne Spectrographic Imager, TASI) 在航空成像光谱领域里拥有世界领先的性能和指标, 在 8-11.5 $\mu\text{m}$  内可同时获取 32 个波段的图像, 在资源勘查、热异常检测、核电站环境监测、特定目标识别等众多方面有着广泛的应用前景。TASI 系统是我国目前引进的第一台航空热红外高光谱测量系统。

另外还有澳大利亚的航空多光谱扫描仪 AMSS、法国的 ISM 红外成像光谱仪、美国的 MAS MODIS 航空模拟仪器、美国 MUSIC 多光谱红外照相机等。



图1.4 TASI 传感器的外观图

表1.4 OMIS 与 TASI 技术指标对比

仪器型号	OMIS-I 型	TASI600
总波段数	128	32
光谱范围、取样间隔/波段数	0.46-1.1 $\mu\text{m}$ 10nm/64	
	1.06-1.7 $\mu\text{m}$ 40nm/16	
	2.0-2.5 $\mu\text{m}$ 15nm/32	
	3-5 $\mu\text{m}$ 250nm/8	
	8-12 $\mu\text{m}$ 500nm/8	8-11.5 $\mu\text{m}$ 125nm/32
总视场	>70°	40°
瞬时视场/mrad	3	0.49
行像元数	512	600
扫描速率/线/s	5, 10, 15, 20	
数据编码/bit	12	14
记录及显示	硬盘记录, 实时移动窗口显示	
探测器	硅、锗、碲化汞、碲化镉、碲化汞线列	

我国热红外成像光谱技术起步晚, 发展比较慢。上世纪 80 年代初、中期, 在国家科技攻关项目和 863 计划的支持下, 我国开展了高光谱成像技术的独立发展计划。我国高光谱仪的发展, 经历了从多波段到成像光谱扫描, 从光学机械扫描到面阵推扫的发展过程。根据我国海洋环境监测和森林探火的需求, 研制发展了以红外和紫外波段以及以中波和长波红外为主体的航空专用扫描仪 (童庆禧, 2003)。80 年代中期, 面向地质矿产资源勘探, 中国科学院上海技术物理研究所研制了航空热红外多光谱扫描仪 (ATIMS), 光谱范围为 8-12 $\mu\text{m}$ , 有 7 个通道, 仪器瞬时视场为 3mrad, 总视场为 90°, 具有较好的敏感性 ( $EN\Delta T < 0.5\text{K}$ )。1990 年, 中国科学院上海技术物理研究所在 ATIMS 基础上又研制和发展了新型模块化航空成像光谱仪 (MAIS) 并参加了欧洲综合遥感试验, 赢得了国际认同。MAIS 系统在可见-近红外-短波红外具有 64 波段, 并可与 6-8 波段的热红外多光谱扫描仪集成使用, 从而使其总波段达到 70-72 个。这一系列高光谱仪器的研制成功, 为中国遥感科学家提供了新的技术手段。通过在我国西部干旱环境下的地质找矿试验, 证明这一技术对各种矿物的识别以及矿化蚀变带的制图十分有利, 成为地质研究和填图的有效工具。

表1.5 ATIMS 光谱通道及中心波长

通道号	1	2	3	4	5	6	7
波长区间 ( $\mu\text{m}$ )	8.2~8.6	8.6~9.0	9.0~9.4	9.4~9.8	9.8~10.6	10.6~11.4	11.4~12.2
中心波长 ( $\mu\text{m}$ )	8.4	8.8	9.2	9.6	10.2	11.0	11.8



此后,在 863 计划的支持下,中国又自行研制了更为先进实用型模块化成像光谱仪 (OMIS),并多次参加国际遥感合作实验,使中国在成像光谱遥感技术领域的发展从技术手段到典型应用研究紧跟上了国际发展的步伐,成为世界航空成像光谱仪中的一员。OMIS 系统在  $0.46\text{--}12.5\mu\text{m}$  的所有大气窗口上设置了 128 个光谱波段,在  $8\text{--}12.5\mu\text{m}$  范围内有 8 个波段。该仪器结合了中国当前经济和社会发展所密切关注的课题,包括精细农业、植被长势和胁迫监测、城市发展规划要素调查、荒漠化监测、地质填图以及探矿、陆地和海洋的资源勘查及水质环境监测等,为应用领域提供了定量化、标准化、数字化高光谱图像产品,取得了很好的结果。OMIS 于 2000 年 11 月通过国家科技部组织的 863 计划项目专家验收,并在 2002 年 3 月通过中国科学院上海分院组织的专家鉴定。它被用于环境监测、农林资源制图等许多领域。

### 1.2.2 温度与比辐射率分离算法研究现状

温度与比辐射率是热红外遥感的两个核心概念。温度与比辐射率反演算法是随着传感器技术的发展而发展的。根据遥感数据的波段数目,温度与比辐射率反演算法可分三类:单通道算法、双通道算法、多光谱/高光谱算法。单通道算法有三种,即辐射传输方程法 (Sobrino et al., 2004)、统计方法 (Smith, 1970; McConchy, 1980)、普适性单通道算法 (Jimenez- munoz and Sobrino, 2003) 以及单窗算法 (Qin et al., 2001);双通道算法包括分裂窗算法 (McMillin, 1975)、两通道的 TISI 算法 (Becker, F, 1990, 1995) 以及双温双通道算法 (Watson, 1992) 等。其中分裂窗算法最早由 McMillin 于 1975 年提出,主要是利用 AVHRR 的第 4、5 两个相邻的、具有不同的吸收特性波谱窗口的亮度温度的不同组合来消除大气影响。以上算法都是在假设比辐射率已知的情况下来反演地表温度,即以温度为主要目标的算法。F. Becker 和他的学生李召良提出的简化的两通道 TISI 法,用来提取 AVHRR 中红外波段的双向反射率,引入角度形式因子,获得中红外通道的方向比辐射率,再有 TISI 获得热红外通道的方向比辐射率。

当热红外传感器发展到多光谱和高光谱技术,人们开始应用地表比辐射率光谱曲线进行地物识别,因此各种多/高光谱的温度与比辐射率分离的算法也涌现出来,这些算法不但追求高精度的温度反演,同时精确的比辐射率波谱曲线也是反演的主要目标。然而在其他参数精确确定的条件下,温度和比辐射率的分离始

终是一个用  $N$  个方程求解  $N+1$  个未知数的欠定方程组，必须假设或构建额外的方程使方程组成为适定。根据所采取的构造额外方程的策略差异，形成了各具特色的温度与比辐射率分离算法，算法中假设或近似的合理性成为制约温度和比辐射率反演精度的主要因素。随着红外传感器技术的发展，高光谱红外传感器已经初步具备实用化的能力，光谱分辨率的提高，可以突显地物特征光谱，有助于提炼具有物理意义的约束，形成相对稳定的约束条件，从而实现欠定方程组的适定，提高温度与比辐射率反演精度。

各国科学家发展了很多利用热红外多/高光谱数据进行温度与比辐射率反演的方法，包括包络线法、参考通道法、归一化比辐射率法、比值法、 $\alpha$  剩余法等等，都是基于各自的假设条件进行温度与比辐射率分离反演，但是精度普遍不高。

1990 年法国遥感先驱 Becker 和他的学生李召良提出的与温度无关的波谱指标法 (TISI)，运用三个通道进行温度与比辐射率的分离，该方法被采纳为 MODIS 地表温度产品的正式算法。1998 年，Gillespie 等人基于 ASTER 数据提出了 ASTER TES 算法，该算法综合了三个基本模块 NEM、ratio、MMD，增加一些外部约束，通过不断迭代优化，从而达到逐步求精的效果。ASTER 的 TES 算法是目前公认的精度较高的算法，温度反演误差在 1.5K 以内，它是 ASTER 卫星数据产品的官方算法。同年，Borel 提出了光谱平滑迭代法 (Iterative Spectrally Smooth Temperature/Emissivity Separation Algorithm, ISSTES)，该方法对比辐射率温度分离的准确度相当高。Paul 等对该分离算法进行的误差分析表明，在 8-13 $\mu\text{m}$  范围内、分辨率在  $2\text{cm}^{-1}$  以上时，除了一种石灰岩外，对其它 145 种物质的比辐射率，该分离算法误差仅为 0.0008。

国内学者研究温度和比辐射率分离算法的起步较晚，但在前人研究的基础上也取得了丰硕的成果。覃志豪等 (2001) 在正确做出大气平均作用温度替代性分析的基础上，提出了适用于 TM 6 数据的方法，简化了单通道法且提高了反演精度，其绝对精度小于 0.4 K，在参数估计有适度误差时，精度也在 1.1K 以内。肖青等 (2003) 在土壤热红外比辐射率特性研究中利用 ISSTES 法进行了比辐射率和温度的分离，光谱仪的分辨率为  $1\text{cm}^{-1}$  时该算法获得温度优于 0.6K、比辐射率优于 0.01 的反演精度。唐世浩 (2005) 从普朗克方程的维恩近似出发，定义并推导出与温度无关的 ALPHA 差值谱，并进一步提出消除维恩近似影响的修正项。以此为基础，在不考虑大气下行辐射影响的条件下，借鉴 ALPHA 导出比辐射率

法和ASTER TES算法的优点, 提出一个新的比辐射率温度分离算法, 该算法原理清楚, 流程简单, 求解速度快, 结果精度高, 并且适用的温度和下垫面范围宽。程洁(2008)提出了基于相关性的温度与比辐射率分离算法, 该算法利用大气下行辐射和地表比辐射率之间的相关性优化地表温度, 进而获得地表比辐射率, 结果表明该算法具有和ISSTES 算法相当的精度, 具有一定的抗噪性, 对测量过程中大气下行辐射的变化不敏感, 在 $714\text{--}1250\text{ cm}^{-1}$  光谱区间内多个窄光谱区间反演的等效温度可以较好的刻画非同温像元辐射温度的变化趋势。徐州(2009)对TES算法中的最大最小值差(MMD)模型进行了修正, 利用ASU光谱库中102种火星上存在可能性比较大的矿物光谱拟合得到MMD修正模型。对采用MMD修正模型的TES算法进行了验证, 得到的温度反演误差在1K以内。王新鸿(2008)和欧阳晓莹(2010)研究和发展了大气残留指数法(DRRI)。

### 1.2.3 尺度效应研究现状

遥感领域的尺度效应研究难度大进展缓慢, 且目前仅有的研究中主要集中在空间尺度效应, 很少研究光谱维上的尺度效应。

在陆地遥感中, 尽管尺度效应和多空间分辨率的概念在20世纪70年代就提出来了, 但是不同地物光学性质的尺度效应很少得到研究, 分形几何的应用几乎没有超出计算机模拟的范围。1993年在法国举办了热红外遥感尺度效应的专题国际讨论会, 此后讨论尺度效应的文章才逐渐多起来, 国内外许多专家学者先后从不同角度研究了尺度效应。

Woodcock等(1987)和Jupp等(1988, 1989)提出基于空间分辨率和空间相关性之间联系的方法来确定最优分辨率。Woodcock等使用遥感影像的平均局部方差来描述像元之间的空间相关性。法国学者Raffy研究了同一地物的定量信息从小尺度到大尺度的差异。1995年以后国际上才逐步形成了必须考察其尺度效应, 严格定义像元有效比辐射率率的共识(Becker and Li, 1995)。Noman和Becker(1995)定义了混合像元的比辐射率 e-emissivity 和 r-emssivity。e-emissivity 被定义为自然物体表面的总辐射与同样温度分布下的黑体总辐射之间的比值。r-emssivity 是“半球-方向”反射率的补集(对于不透明物体)。万正明和Dozier于1996年也定义了两个不同的混合像元比辐射率。

Mandelbort 的分形几何实质是一种尺度转换。到目前为止,有若干文献均对遥感图像特征、结构等方面研究其分形现象,其中绝大部分是将二维图像特征转变为一维曲线,然后再计算其分形维数(Li et al., 1999; Jaggi and Dale, 1993; Zhao et al., 2001; Zhang H.G et al., 2005; Martinez et al., 1995),并讨论定量遥感产品的分形维数和尺度转换规律,并进行最优尺度选择。

国内的尺度效应研究紧跟国际步伐,其中李小文深入研究了非同温系统普朗克定律的尺度效应问题,并明确给出了普朗克定律用于非同温黑体平面的尺度修正式及其二阶泰勒近似,并以此为例,说明在对地遥感中,我们不能一刀切,不能生搬硬套模型和公式,必须联系遥感像元尺度和地表复杂性与地域特色,敢于对任何局地尺度上导出的物理定律定理做实事求是的修正。

为了验证非同温混合像元热辐射尺度效应模型,苏理红(2000a, 2000b)等采用了蒙特卡洛方法,用计算机模拟了非同温平面像元的热辐射。首先用多变元随机量生成像元内不同组分的比辐射率和温度,模拟得到不同情况下的像元热辐射。再通过比较模拟的像元热辐射和李小文等的普朗克定律尺度纠正公式,证明该公式可正确纠正非同温像元的热辐射尺度效应

2002年张仁华等在试验中发现,从亚像元到像元尺度的某些遥感反演的地物属性参数中,比如反射率、比辐射率、植被指数和叶面积指数等,均存在一个有规律的差异,遵循一个普适公式。对于可见光和热红外波段,遥感信息归根结底分为两类:即反射率和表面温度。许多高层次的地表应用信息,例如地表通量、风速、气温等还不能直接由上述两个参数反演而得,必须借助非遥感参数,这些非遥感参数仍然为点上信息。为了与遥感的面上信息进行匹配,两者必须进行空间与时间上的同化,这实际上也涉及到空间和时间的尺度转换。另外刘明亮等(2001),赵红蕊等(2003)等也从不同角度研究了空间尺度效应。

高光谱遥感数据大量的光谱波段为我们反演地表参数提供了极其丰富的信息,然而波段的增多也必然导致信息冗余和数据处理复杂性增加。目前有大量关于可见光和近红外的光谱降维和光谱特征分析与提取的研究。然而,对于温度和比辐射率反演是否是波段越多越好,不同的光谱尺度对温度和比辐射率反演的影响是怎样的,关于这些方面的研究文献比较少。这可能是因为目前热红外的高光谱数据比较少,绝大部分研究者使用的都是单波段或多波段的热红外遥感数据。但是随着热红外传感器技术的发展,这将会是一个重要的研究方向。可见光--近

红外的光谱处理技术能否应用在热红外光谱数据上,对温度与比辐射率的分离将会有怎样的影响,都值得我们去研究。

### 1.3 主要研究内容和技术路线

#### 1.3.1 研究内容

本文以 TASI 为主要数据源,研究了针对高光谱热红外数据的温度与比辐射率分离算法以及尺度效应。研究具体内容如下:

(1) 高光谱热红外遥感的基本处理流程:辐射定标、大气纠正、几何纠正、图像镶嵌、温度与比辐射率分离,以及温度和比辐射率产品的应用等。

(2) 温度与比辐射率分离算法研究。研究了 Aster\_TES 算法、alpha 剩余法和 ISSTES 算法,并在此基础上结合 TASI 热红外高光谱数据对 alpha 剩余法和 ISSTES 算法进行了改进,从而精确分离出地表温度和比辐射率。

(3) 温度与比辐射率分离的尺度效应:以农村和城市为研究对象,选择了中心像素法、点扩散函数法、均值法、小波变换法四种尺度转换方法,研究了先尺度转换再温度与比辐射率分离和先温度与比辐射率分离再进行尺度转换之间的差异;在统计分析的基础上进行尺度纠正;采用局部方差、半方差法进行最优尺度选择。

#### 1.3.2 技术路线

本论文的技术路线如下图:

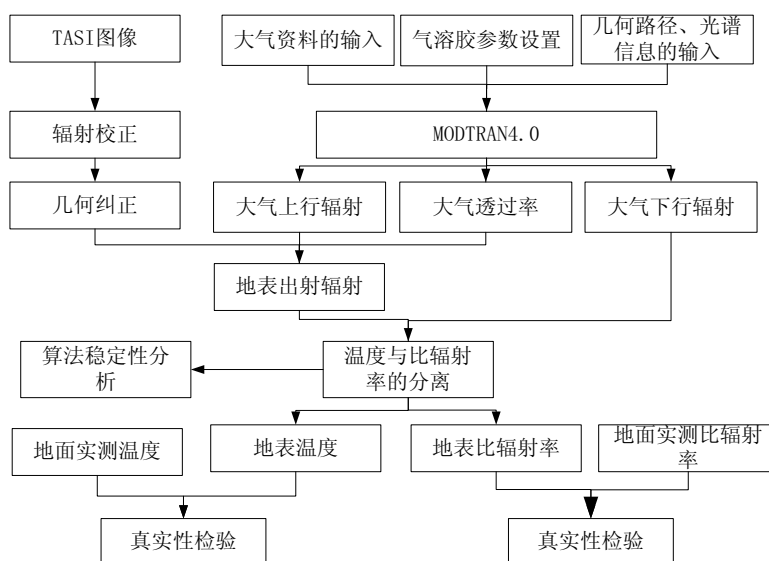


图1.5 温度与比辐射率分离的技术路线

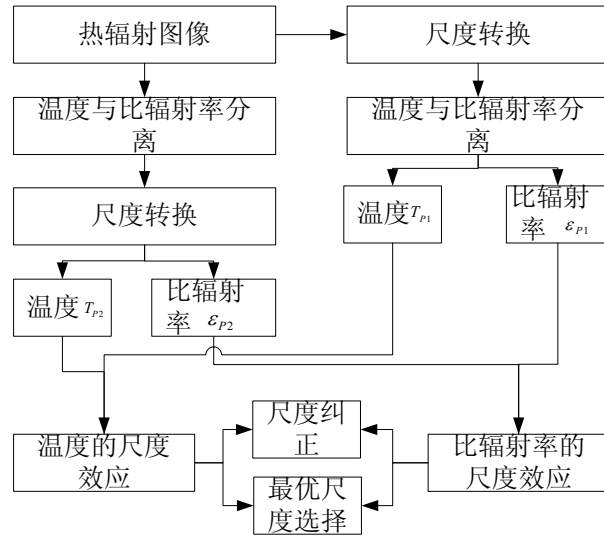


图1.6 尺度效应研究的技术路线

#### 1.4 论文的组织结构

本论文共分六章，其组织结构如下：

第一章：绪论。讨论了论文的研究背景和意义，然后介绍了本研究的国内外研究现状，最后提出了本论文的研究内容和技术路线。

第二章：热红外高光谱遥感基础：讲解了热红外遥感的基本概念、基本定律、热辐射传输方程、主要温度与比辐射率分离算法及尺度转换的基本概念等。

第三章：热红外高光谱数据获取及预处理。介绍了本研究的试验方案及数据的预处理，包括辐射定标、大气纠正、几何纠正、图像镶嵌等。

第四章：温度与比辐射率分离算法研究。以 TASI 数据为基础，研究了 Aster\_TES 算法、alpha 剩余法和 ISSTES 算法；结合 TASI 数据特点引进了噪声分析，针对 ISSTES 算法引入噪声分离处理。

第五章：尺度对温度与比辐射率分离的影响分析：针对 TASI 数据，以农村和城市为研究对象，研究了中心像元法、简单平均法、点扩散函数法和小波变换法四种尺度转换方法、分析了不同方法的尺度效应、最后研究了最优扩展尺度的选择以及尺度校正等。

第六章：结论和展望。对论文的研究内容 and 创新点进行总结，指出了论文存在的不足和下一步的研究方向。

## 第二章 热红外高光谱遥感基础

### 2.1 热红外遥感的基本概念

#### ✧ 立体角 (Solid Angle)

一个半径为  $r$  的球面，从球心向球面作任意形状的锥面，锥面与球面相交的面积为  $A$ ，则  $A/r^2$  就是此锥体的立体角。一般用符号  $\Omega$  表示，单位为球面度 (Steradian)，符号为  $sr$ 。参见图 2.1。

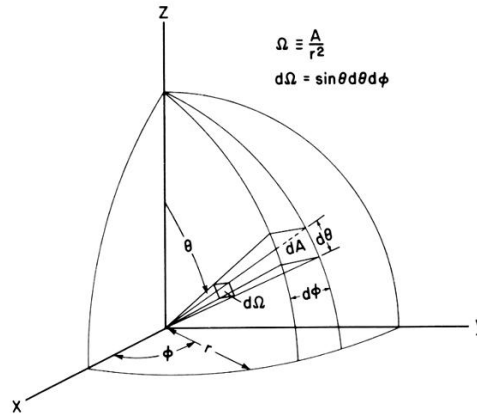


图2.1 立体角定义

立体角的微分可用公式表示为

$$d\Omega = dA / r^2 \quad (2.1)$$

在球坐标中，

$$dA = (r \sin \theta d\phi)(r d\theta) = r^2 \sin \theta d\theta d\phi \quad (2.2)$$

因此

$$d\Omega = \sin \theta d\theta d\phi \quad (2.3)$$

一个球面的面积为  $4\pi r^2$ ，因此球体的立体角是  $4\pi$ 。

#### ✧ 辐射能量 (Radiant Energy)

以电磁波形式向外传送的能量，符号为  $Q$ ，常用单位为焦耳 ( $J$ )

#### ✧ 辐射通量 (Radiant Flux)

在单位时间内通过某一面积的辐射能，称为通过该面积的辐射通量。符号  $\Phi$ ，单位为瓦 ( $W$ )，记为  $\Phi = dQ / dt$ 。

#### ✧ 辐射出射度 (Radiant Exitance)

对于面辐射元，其单位面积向半球空间（ $2\pi$  立体角空间）内发射的辐射通量，称为辐射出射度。简称辐出度，符号  $M$ ，单位  $W/m^2$ 。

$$M = \lim_{\Delta\Omega \rightarrow 2\pi} \frac{\Delta\Phi}{\Delta A} = \frac{d\Phi}{dA} \quad (2.4)$$

其中  $\Delta\Phi$  为小面元  $\Delta A$  发出的辐射通量。辐射出射度是描述面元特性的，因此又称为辐射通量密度。

#### ✧ 辐射照度 (Irradiance)

单位面积接收到的辐射通量，称为该处的辐照度。符号为  $E$ ，单位为  $W/m^2$ 。如果是单位光谱波长上的，单位为  $W/m^2/\mu m$ 。

$$E(\lambda) = \frac{d\Phi(\lambda)}{dA} \quad (2.5)$$

式中：

$E(\lambda)$  ---- 波长为  $\lambda$  的光谱辐照度；

$\Phi(\lambda)$  ---- 光谱辐射通量  $W/\mu m$ ；

$A$  ---- 面积，单位  $m^2$

#### ✧ 辐射强度 (Radiant Intensity)

点辐射源在单位立体角内的辐射通量，记为  $I$ ，单位为瓦/球面度（ $W/sr$ ）。

$I = d\Phi/d\Omega$ 。

#### ✧ 辐射亮度 (Radiance)

单位投影面积、单位立体角上的辐射通量。辐亮度的符号为  $L$ ，单位为  $W/m^2/sr$ ，如果是单位光谱波长上的，单位为  $W/m^2/\mu m/sr$ 。

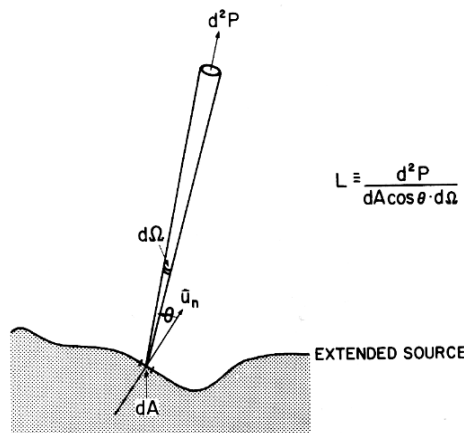


图2.2 辐亮度定义



$$L = \frac{d^2\Phi(\lambda)}{dA \cos \theta d\Omega} \quad (2.6)$$

### ✧ 温度 (Temperature)

热红外遥感中常用的温度有：分子运动温度、辐射温度、亮度温度、皮肤温度。

#### 分子运动温度 (Kinetic Temperature)

分子运动温度又称热力学温度 (Thermodynamic Temperature)，又称为真实温度。它是物质内部分子的平均热能，是组成物体的分子平均传递能量的“内部”表现形式。

#### 亮度温度 (Brightness Temperature)

Norman 和 Becker 认为亮度温度是一个方向温度，是传感器探测到的目标发射的辐射值，这个辐射值是探测波段范围内的普朗克黑体辐射函数和传感器的响应函数卷积形式。亮度温度是一个辐射值，是能量的概念，而不是温度的概念。亮度温度是和实际目标具有等辐射值的黑体温度。详细解释为，目标发射的辐射值，利用普朗克函数和波段响应函数转化为黑体温度，则这个黑体温度就是亮度温度。对于方向 $(\theta, \varphi)$ 第  $i$  波段测量到的辐射值  $L_i(\theta, \varphi)$  和目标的亮度温度  $T_i(\theta, \varphi)$  满足以下关系：

$$L_i(\theta, \varphi) = L_i(T_i(\theta, \varphi)) = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \frac{f_i(\lambda)C_1}{\pi\lambda^5 \left[ \exp\left(\frac{C_2}{\lambda T_i(\theta, \varphi)}\right) - 1 \right]} d\lambda \quad (2.7)$$

式中， $L_i(\theta, \varphi) = \varepsilon_\lambda B_\lambda(T_s)$ ， $\lambda$  是波长， $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  是第  $i$  波段的上限和下限， $C_1$ 、 $C_2$  是常数， $f_i(\lambda)$  是传感器地  $i$  波段响应函数。对式(2.7)求反函数，就可以得到亮度温度。

#### 辐射温度 (Radiant Temperature)

根据 Norman 的定义，辐射温度也是一个方向温度。辐射温度源自辐射能量平衡，是基于辐射测量的温度中最接近于热力学温度的。根据地表出射辐射方程：

$$L_s = \varepsilon_\lambda B_\lambda(T_s) + (1 - \varepsilon_\lambda) L_{atm, \downarrow, \lambda} \quad (2.8)$$

式中， $L_s$  为地表出射辐射， $\varepsilon_\lambda$  波长为  $\lambda$  时的地表比辐射率， $B_\lambda(T_s)$  为普朗克函数， $L_{atm, \downarrow, \lambda}$  为大气下行辐射。辐射温度就是辐亮度为：

$$T = B^{-1} \left[ \frac{L_s - (1 - \varepsilon_\lambda) L_{atm, \downarrow, \lambda}}{\varepsilon_\lambda} \right] \quad (2.9)$$

$B^{-1}$  为普朗克函数的反函数。

### 皮肤温度 (Skin Temperature)

在给定波长范围内，电磁辐射穿透的那一层温度，就是皮肤温度。热红外中的皮肤温度就是目标薄层表面的温度。

### ✧ 比辐射率 (Emissivity)

比辐射率又称发射率，用  $\varepsilon(T, \lambda)$  表示。比辐射率定义为物体在温度  $T$ 、波长  $\lambda$  处的辐射出射度  $M_s(T, \lambda)$  与同温、同波长下的黑体辐射出射度  $M_b(T, \lambda)$  的比值。比辐射率在较大的温度变化范围内为常数，故常不标注为温度的函数。因为黑体辐射全部的入射能量，则黑体的辐射能量应等同于它的入射能量，所以比辐射率可以看作发射能占入射能之比。

$$\varepsilon(T, \lambda) = \frac{M_s(T, \lambda)}{M_b(T, \lambda)} \quad (2.10)$$

在热红外遥感的研究中混合像元是难以回避的问题，因此像元尺度上比辐射率的定义问题是长久以来的难题。不同学者从不同出发点定义了像元尺度上的比辐射率，主要包括：

**Noman 和 Becker 定义了 e-emissivity 和 r-emissivity。**

**e-emissivity** 被定义为自然物体表面的总辐射与同样温度分布下的黑体总辐射之间的比值。当像元中有  $N$  中组分时，有：

$$\varepsilon_{e,i}(\theta, \phi) = \frac{\sum_{k=1}^N a_k \cdot \varepsilon_{r,i,k}(\theta, \phi) \cdot T_{R,i,k}^n(\theta, \phi)}{\sum_{k=1}^N a_k \cdot T_{R,i,k}^n(\theta, \phi)} \quad (2.11)$$

式中， $a_k$  是归一化后第  $k$  组分占像元面积的比例； $\varepsilon_{e,i}(\theta, \phi)$  为在  $(\theta, \phi)$  方向上的各种组分的比辐射率； $T_{R,i,k}^n(\theta, \phi)$  为普朗克黑体的近似，被称为方向辐射温度。实质上这一定义思想是对同温均质状况下比辐射率概念的外延，其分母上是具有相同温度分布的黑体的辐射，这显然默认了普朗克定律适用于非同温状态。

**r-emissivity** 是“半球-方向”反射率的补集（对于不透明物体）。

$$\varepsilon_{r,i}(\theta, \phi) = 1 - \rho_\lambda(\theta, \phi) \quad (2.12)$$

一个由  $N$  种不同组分组成的象元， $\varepsilon_{r,i}(\theta, \phi)$  被表达为：

$$\varepsilon_{r,i}(\theta, \phi) = \sum_{k=1}^N a_k \cdot \varepsilon_{r,i,k}(\theta, \phi) \quad (2.13)$$

该式中包含了多次散射效应，但在对  $\varepsilon_{r,i}(\theta, \phi)$  计算的公式中只适合于无多次散射的二维平面的热辐射特性。实质上 e-emissivity 和 r-emssivity 这两种定义都避开了多次散射的问题。

万正明和 Dozier 于 1996 年定义了两种比辐射率：

$$\varepsilon_1 = \frac{\int_{\lambda_2}^{\lambda_1} f(\lambda) [a_1 \varepsilon_1(\lambda) L_b(\lambda, t_1) + a_2 \varepsilon_2(\lambda) L_b(\lambda, t_2)] d\lambda}{\int_{\lambda_2}^{\lambda_1} f(\lambda) [a_1 L_b(\lambda, t_1) + a_2 L_b(\lambda, t_2)] d\lambda} \quad (2.14)$$

$$\varepsilon_2 = \frac{\int_{\lambda_2}^{\lambda_1} f(\lambda) [a_1 \varepsilon_1(\lambda) + a_2 \varepsilon_2(\lambda)] d\lambda}{\int_{\lambda_2}^{\lambda_1} f(\lambda) d\lambda} \quad (2.15)$$

式中  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  分别代表波段的上下限， $a_1$  和  $a_2$  为两种组分的面积比例， $t_1$  和  $t_2$  为两种组分温度。

**波段平均比辐射率 (band-averaged emissivity)：** 相当于宽波段比辐射率，同一温度下，常把波段平均比辐射率定义为：

$$\varepsilon_i(\theta) = \frac{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} f(\lambda) \varepsilon_{\lambda}(\theta, \phi) L_{b\lambda} d\lambda}{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} f(\lambda) L_{b\lambda} d\lambda} \quad (2.16)$$

式中  $f(\lambda)$  为传感器的通道响应函数， $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  分别是波段的上、下限值，波段平均比辐射率是表面温度的函数。

另外有学者还定义了**冠层比辐射率 (Canopy emissivity)**、**组分有效比辐射率** (陈良富等, 2000) 等。冠层比辐射率基于局地热平衡条件，从体系反射率的角度来考虑的，充分考虑了多次散射的作用，认为比辐射率与组分温度无关。

## 2.2 热辐射基本定律

热红外遥感基于热辐射的四大基本定律——普朗克定律、基尔霍夫定律、斯蒂芬--玻尔兹曼定律、维恩位移定律。

### (1) 普朗克定律

1900 年普朗克假设辐射物质的偶极子只能够存在于分立的能态中，由实验和数学推导出有名的普朗克公式，完满地解释了黑体辐射分布规律。对于物体温度为  $T$ 、波长为  $\lambda$  的普朗克（黑体）辐射公式为

$$M_{\lambda}(T) = \frac{c_1 \lambda^{-5}}{\exp(c_2 / \lambda T) - 1} \quad (2.17)$$

$M_{\lambda}(T)$  是绝对温度为  $T$  的黑体辐射出射度，单位为  $W / m^2 / sr / \mu m$ 。  $c_1, c_2$  分别是普朗克常量，  $c_1 = 1.191 \times 10^8 W(\mu m)^4 / m^2 / sr$ ，  $c_2 = 1.439 \times 10^4 \mu m \cdot K$

表面温度与黑体(比辐射率  $\varepsilon$  为 1)发射的辐射能量和物体本身的温度有关，然而大多数自然界物体并不是黑体 ( $0 < \varepsilon_{\lambda} < 1$ )，其光谱比辐射率  $\varepsilon_{\lambda}$  是地物的辐射率与同温条件下黑体的辐射率的比值。对于这些不是黑体的物体，普朗克函数要乘以  $\varepsilon_{\lambda}$ ：

$$R_{\lambda}(T) = \varepsilon_{\lambda} M_{\lambda}(T) = \varepsilon_{\lambda} \frac{c_1 \lambda^{-5}}{\exp(c_2 / \lambda T) - 1} \quad (2.18)$$

其中  $R_{\lambda}(T)$  是物体的实际辐射出射度，  $\varepsilon_{\lambda}$  是地物在波长  $\lambda$  的比辐射率。

### (2) 基尔霍夫定律

在一定温度下，任何物体的辐射出射度  $M_{\lambda,T}$  与其吸收率  $A_{\lambda,T}$  的比值是一个与温度和波长有关的普适函数  $E_{\lambda,T}$ ，与物体的性质无关。即

$$\frac{M_{\lambda,T}}{A_{\lambda,T}} = E_{\lambda,T} \quad (2.19)$$

基尔霍夫定律表明：任何物体的辐射出射度和其吸收率之比都等于同一温度下的黑体辐射出射度。通常把物体的辐射出射度与同温度黑体的辐射出射度之比称之为物体的比辐射率或发射率，它表征物体的发射本领：

$$\frac{M_{\lambda,T}}{E_{\lambda,T}} = \varepsilon_{\lambda,T} \quad (2.20)$$

可见  $\varepsilon_{\lambda,T} = A_{\lambda,T}$ ，即物体的比辐射率等于物体的吸收率。

### (3) 斯蒂芬--玻尔兹曼定律

任何一个物体辐射能量的大小是物体表面温度的函数。斯蒂芬--玻尔兹曼定律表达了物体的这一性质，此定律将黑体的总辐射出射度与温度的定量关系表示为：

$$M(T) = \sigma T^4 \quad (2.21)$$

式中,  $M(T)$  为黑体表面发射的总辐射出射度,  $\sigma$  为斯蒂芬--玻尔兹曼常数, 等于  $5.6697 \times 10^{-8} W/m^2 \cdot K^4$ 。此式表明, 物体发射的总能量与物体绝对温度的四次方成正比。因此, 随着温度的增加, 辐射能量增加是很迅速的, 当黑体温度增高 1 倍时, 其总辐射出射度将增加为原来的 16 倍。

#### (4) 维恩位移定律

如果将普朗克公式对波长求导, 并令其为 0, 即  $dM(\lambda, T)/d\lambda = 0$ , 则可以得到  $M(\lambda, T)$  的极大值所对应的波长为:

$$\lambda_{\max} T = 2897.8 (\mu m \cdot K) \quad (2.22)$$

这就是维恩位移定律,  $\lambda_{\max}$  为辐射强度最大的波长。此式表明, 黑体最大辐射强度所对应的波长  $\lambda_{\max}$  与黑体的绝对温度  $T$  成反比

维恩位移定律描述了物体辐射的峰值波长与温度的定量关系。随着黑体温度的升高 (或降低), 黑体最大辐射峰值波长  $\lambda_{\max}$  向短波 (或长波) 方向变化。

### 2.3 热辐射传输方程

由在整层大气吸收光谱可知, 红外遥感的两个大气遥感窗口的波段范围为 3-5 $\mu m$ , 8-14 $\mu m$ , 即中红外和热红外窗口区。两个大气窗口内传感器所接收能量主要包括三部分 (图 2.3): 经大气削弱后被传感器接收的地表热辐射, 大气下行辐射经地表反射后再被大气削弱, 最终被传感器接收的那部分能量和大气上行辐射。

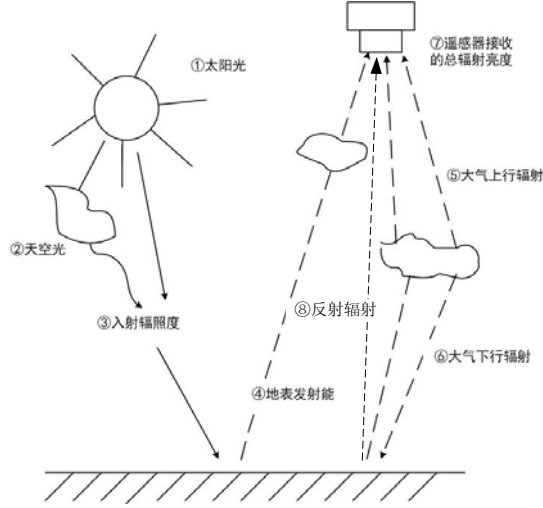


图2.3 地-气辐射传输示意图

不考虑散射的影响，机载/星载热红外高光谱传感器接收到的地表辐亮度可以用下式来表达：

$$L_{\lambda}(\theta_r, \phi_r) = \tau_{\lambda}(\theta_r, \phi_r) \varepsilon_{\lambda}(\theta_r, \phi_r) B_{\lambda}(T_s) + L_{atm, \uparrow, \lambda}(\theta_r, \phi_r) + \tau_{\lambda}(\theta_r, \phi_r) \int_{2\pi} \rho_{b,i}(\theta_i, \phi_i, \theta_r, \phi_r) L_{atm, \downarrow, \lambda}(\theta_i, \phi_i) \cos \theta_i d\Omega_i \quad (2.23)$$

其中下标  $i$  表示入射方向，下标  $r$  表示反射方向，下标  $\lambda$  表示波长， $L_{\lambda}(\theta_r, \phi_r)$  表示传感器接收的辐射亮度值， $\varepsilon_{\lambda}(\theta_r, \phi_r)$  为地表方向比辐射率， $B_{\lambda}(T_s)$  表示温度为  $T_s$  时的普朗克函数， $L_{atm, \uparrow, \lambda}(\theta_r, \phi_r)$  为大气的上行辐射， $\rho_{b,i}(\theta_i, \phi_i, \theta_r, \phi_r)$  双向反射分布函数 (BRDF)， $L_{atm, \downarrow, \lambda}(\theta_i, \phi_i)$  为大气的下行辐射， $\tau_{\lambda}(\theta_r, \phi_r)$  为大气透过率。

假设地表和大气热辐射具有朗伯体性质，大气下行辐射强度在半球空间内为常数，结合 Kirchhoff 定律，令

$$L_s = \varepsilon_{\lambda} B_{\lambda}(T_s) + (1 - \varepsilon_{\lambda}) L_{atm, \downarrow, \lambda} \quad (2.24)$$

习惯上称  $L_s$  为地表出射辐射 (ground-leaving radiance)。

## 2.4 温度与比辐射率分离算法

热红外遥感反演必然要进行温度和比辐射率分离(TES)，因此广义上理解所有的温度反演方法都是 TES 方法。但根据习惯，TES 方法一般是指利用热红外高光谱或多光谱的一个时相的观测来同时求取温度和比辐射率波谱，即狭义的 TES 方法。TES 法的核心问题是：比辐射率完全未知的情况下， $N$  个波段观测  $N$

个数据，但也有  $N$  个未知数据，再加上目标温度未知，就有  $N+1$  个未知数，这始终是个欠定方程组，必须引入额外条件。这种额外的条件通常是对目标比辐射率波谱形状的某种先验知识，根据先验知识约束条件的不同，也就决定了不同的 TES 算法类型。随着遥感科学和传感器的发展，各国学者提出了各种各样的地表温度和比辐射率反演算法，不同算法针对不同的遥感数据和假设，适用于不同的情况。这些方法主要有：

### （1）包络线法

包络线法利用典型地物的比辐射率都小于等于 1 的特征，并且假设对于高光谱观测，总能找到某些波段的比辐射率等于 1。这样不考虑反射的假设下，地物辐射亮度的波谱曲线始终是以同温黑体的辐射亮度为包络的。通过去求地物辐射亮度的波谱曲线的包络线，就可以得到目标地物的温度，进而就可以知道目标地物的比辐射率。包络线法原理和算法都很简单，在高光谱热红外数据的温度与比辐射率分离中取得了较好的效果。但是如果目标物所有波段的比辐射率都小于 1，则会不可避免地高估了比辐射率。

包络线法计算分三步：第一步，计算所有通道测量的辐射亮度值对应的黑体温度（亮温）；第二步，找到所有波段中最高的一个黑体温度  $T_{\max}$ ；第三步，上述温度就是目标的真实温度的假设下，求解所有通道的比辐射率。

### （2）参考通道法

参考通道法是 Kahle 等最早提出来的。该方法假定目标物某一光谱通道  $r$  的比辐射率可以由先验知识获得，则目标真实温度就可以通过该通道的辐射亮度观测获得，而其他通道的比辐射率也就相应求出。此法非常简单，而且有一定的使用价值，因为植被水体冰雪等地物在 11-12 $\mu\text{m}$  波段的比辐射率很高，变化相对较小，可以取其平均值为 0.983。

### （3）归一化比辐射率方法（NEM）

归一化比辐射率方法最早由 Gillespie 于 1985 年提出，广泛应用于多波段热红外遥感数据的典型地物比辐射率信息提取。比辐射率归一化法是对包络线法和参考通道法的改进，它假设对于高光谱观测总存在某个波段，在此波段上比辐射率达到已知的最大值，从而得到温度和比辐射率的初始值，去除大气下行辐射的影响。该方法计算简单，原理上也比较合理，其效果主要取决于假定的最大比辐射率值的合理性。算法的精度很大程度上取决于先验知识的准确性。

#### (4) 平均-最小最大比辐射率差方法 MMD

Matsunaga 于 1994 年给出了波段平均比辐射率和比辐射率光谱的反差之间的经验关系, 并用它来提取地物的比辐射率信息。算法的第一步采用一定的方法由辐射测量得到比辐射率的初始猜测值, 再根据拟合的经验关系对初始猜测值进行调整, 用调整后的比辐射率结合辐射测量计算出目标各个波段的温度, 取其均值作为目标的温度。不断迭代, 直到相邻两次计算得到的目标温差小于仪器的噪声等效温差为止。由最终的目标温度和辐射测量得到的地物比辐射率。算法的精度主要取决于经验关系的准确性以及仪器的噪声水平。

#### (5) ASTER 的 TES 算法

Aster 团队 (Gillespie et al., 1998;1999) 开发了一种新的温度、比辐射率分离算法, 该算法综合了三个基本模块 NEM、ratio、MMD, 增加一些外部约束, 通过不断迭代优化, 从而达到逐步求精的效果。

NEM 模块 (normalized emissivity method, 标准化比辐射率): 先假定对  $N$  个波段的比辐射率都赋予一个初始的定值  $\varepsilon_0$ , 得到一个初始的地表温度的估计值  $T_0$ 。通过多次迭代以尽可能的消除天空辐射的影响。

Ratio 模块: 该模块通过式(2.25)得出光谱率的相对谱形, 这样保持了在迭代过程中比辐射率光谱形状, 是该模块的重要优点。

$$\beta_i = \frac{\varepsilon_i}{\varepsilon} = \frac{L_i / B_i(T_s^0)}{(\frac{1}{N} \sum_i L_i) / (\frac{1}{N} \sum_i B_i(T_s^0))} \quad (2.25)$$

MMD 模块: 利用最小比辐射率与比辐射率自身最大值最小值之差(即 MMD)的经验关系式(2.26), 求出比辐射率的最小值。

$$\varepsilon_{\min} = a - b^* MMD \quad (2.26)$$

该经验关系在应用于不同的传感器数据时, 其系数是不同的, 因此应首先考虑建立与 TASI 波段设置相适应的比辐射率经验关系, 以提高反演精度。

质量评价模块: 报告温度和比辐射率的可靠性。

#### (6) 光谱迭代平滑法 (ISSTES)

该方法最早由 Borel 提出。它的基本思想: 对于高光谱数据而言, 地表的比辐射率光谱比大气的下行辐射平滑, 精确的地表温度能够很好的消除比辐射率光谱中的大气吸收线, 得到一个较为平滑的地表比辐射率光谱, 否则地表比辐射率



光谱中就会有残留的大气吸收线，必然会使地表的比辐射率光谱变得粗糙。定义一个衡量光谱曲线平滑程度指数，给定一个温度的变化范围，通过不断调整温度，使得到的比辐射率曲线平滑度指数最小，此时温度就是目标温度的最佳估值，再由热红外的辐射传输方程就可以计算得到地表的比辐射率光谱。光谱迭代平滑算法最大的特点就是它利用了大气下行辐射光谱特征，而不是像其他方法那样千方百计的消除或减弱大气的影响。

### (7) 比值法

Watson 发现在对目标温度有一个大致估计的前提下，可以比较精确的获得两通道比辐射率比值，利用这个性质，与比辐射率归一化方法结合，就可以获得比辐射率随波长变化的波谱形状。

### (8) alpha 剩余法

这种方法由 Kealy, Hook 提出 (Kealy and Hook, 1993)。根据 Wien's 对普朗克公式的近似，对  $B_i(T)$  取自然对数，从而消掉表面温度

$$\alpha_i = \lambda_i \ln \varepsilon_i - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \lambda_k \ln \varepsilon_k \quad (2.27)$$

$$\alpha_i = \lambda_i \ln B_i(T_{gi}) - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \lambda_k \ln B_k(T_{gk}) + K_i \quad (2.28)$$

式中  $K_i$  是可以通过波长和普朗克第一常数计算获得，这就表示  $\alpha_i$  直接从第  $i$  通道的处辐射度测量而得，该方法实际上反映比辐射率光谱曲线形状的参数。

令  $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \lambda_k \ln \varepsilon_k$ ，根据实验室测量的发射率光谱，建立  $\bar{X}$  与实验室测量的

的发射率光谱方差之间的关系：

$$\bar{X} = c \cdot \delta^{1/M} \quad (2.29)$$

式中  $c$ 、 $M$  是常数。

### (9) 独立于温度的波谱指标 (TISI) 法

法国热红外遥感先驱 F. Becker 和他的学生李召良在 1990 年提出了与温度无关的波谱指标。以该指标为基础的温度与比辐射率分离算法已经被美国宇航局采纳，作为 MODIS 地表温度产品的正式算法。Li 等 (Li, et al., 2000) 认为三通道 TISI 有些冗长，使方法变得复杂，提出两通道的 TISI，用来提取 AVHRR 中红外波段的双向反射率，引入角度形式因子，获得中红外通道的方向比辐射率，

再有 TISI 获得热红外通道的方向比辐射率。算法中的假设对算法使用的条件具有较高的要求。

#### (10) 劈窗算法

劈窗算法主要是用来反演温度，然后在此基础上获取地表比辐射率。该方法由 McMillin 于 1975 年最早提出，其基本原理是 AVHRR 的第四、第五通道两个相邻的波谱窗口具有不同的吸收特征，因而可以通过这两个通道辐射亮温的某种组合来消除大气影响。自从 NOAA 卫星携带 AVHRR 以来，多通道遥感反演技术迅速发展，现已成功应用于美国环境卫星数据与信息服务部业务处理系统中，可以连续提供较高精度，较高分辨率的海面温度场。劈窗算法的改进算法是至今地表温度反演中应用最为广泛的方法，他原理明确清晰，计算简单，结果在很多情况下具有较高的定量精度。

#### (11) 查找表法

查找表法是最简单最直观的方法，也称对号入座法。运用地物分类技术确定地物类型，并根据实验室或野外对地物测定的比辐射率值列成表，然后对号入座获取比辐射率。由于绝大多数都是混合像元，在一个像元里存在多种地物类型。因此利用查找表法也并非轻而易举获取地物比辐射率信息。如果像元内只有两种地物（如土壤和植被），才可以利用查表和两种地物面积加权的线性方程求出比辐射率，然后根据比辐射率求取地表温度。

#### (12) 大气残留指数法

当地表黑体辐亮度与某些波段上的大气下行辐射接近相等时，前面提出的利用比辐射率光谱平滑度来分离地表温度与地表比辐射率的方法会在这些波段处产生奇异值，导致反演方法失效。为此有研究者提出了地表温度和比辐射率精准分离的下行辐射残余指标方法(Downwelling Radiance Residual Index, DRRI)。该方法考虑到了地物比辐射率波谱比大气吸收波谱要平滑的多，表现在辐射量上地物辐射多为一条平滑的曲线，而大气下行辐射含有很多的毛刺这一特点，构建了一个用于定量描述比辐射率估值谱线中带有大气下行辐射光谱特征强弱的参量 DRRI。当  $DRRI=0$  时，所得到的地表温度就是真实的地表温度，已知真实的地表温度后，根据热辐射传输方程，即可得到地表比辐射率。

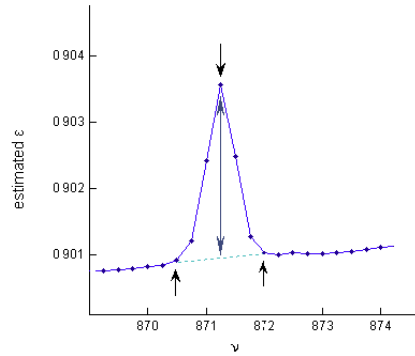


图2.4 大气下行辐射残余特征与 DRRI 分量

### (13) 基于相关性的温度与比辐射率分离算法

基于相关性的温度与比辐射率分离算法将等效大气下行辐射和地表比辐射率的相关性作为地表温度优化的判据。其判断基础为当反演得到的地表温度不等于真实温度时，地表比辐射率光谱中含有大气光谱残留，残留的程度主要和大气光谱中发射线的强度有关，在大气光谱中发射线强度的光谱区间，残留强度强，反之亦然。当地表温度的估值小于真值，提取的比辐射率曲线整体偏高，此时比辐射率曲线和等效大气下行辐射形状相似，具有很好的正相关；当地表温度的估值大于真值，提取的比辐射率曲线整体偏低，此时比辐射率曲线和等效大气下行辐射形状相似，具有很好的负相关。相关程度和地表温度估值与真值的偏差相关，偏差越大相关性越好。

总之，依据额外方程的构建思路不同，我们可以将上述十三种温度与比辐射率分离算法归结为两类，第一类是仅从比辐射率光谱本身出发，利用先验知识构建经验方程，另一种是利用比辐射率光谱曲线比大气辐射曲线光滑这一事实，构建代价函数或指数，从而使方程组正则化。

## 2.5 尺度问题中的几个基本概念

### ◇ 尺度(Scale)

尺度是一个在地学领域中广泛使用的专业术语，在不同的研究领域中的意义也有所不同。尺度基本分为四种 (Lam, 1992)：制图尺度，即成图尺度或地图比例尺；地理尺度，也就是研究区域的空间范围；量测尺度，也就是空间分辨率，即空间数据中最小可分的单元，区分的单元越细小，就具有越小的尺度，表达的空间信息在这一尺度上就越详细；运行尺度，指地理学、生态学研究中的现象发

生的空间范围。遥感中所讲的尺度有两方面的意义：一是指遥感的空间分辨率，它对应于生态学中的粒径（grain），或 Lam（1992）所定义的测量尺度，其实质是空间采样单元的大小；另一个意义是遥感研究的地表空间范围，对应于生态学中尺度定义的范围（extent），或 Lam（1992）所定义的地理尺度。

#### ✧ 尺度转换（Scaling）

尺度转换是指将数据或信息从一个尺度转换到另一个尺度的过程，尺度转换有两种：升尺度和降尺度。升尺度（scaling up）是从高空间分辨率到低分辨率的转换；降尺度（scaling down）是从低分辨率向高分辨率的转换。

#### ✧ 尺度效应（Scale Effect）

关于尺度效应的定义不同学科不完全相同。其中景观生态学认为尺度效应是一种客观存在而用尺度表示的限度效应，只讲逻辑而不管尺度无条件推理和无限度外延，甚至用微观实验结果推论宏观运动和代替宏观规律，这是许多理论悖谬产生的重要哲学根源。遥感中的尺度效应是指由于遥感数据空间分辨率的变化而反演的结果不同的现象。

第三章 热红外高光谱数据获取及处理技术研究

3.1 试验情况

3.1.1 航空热红外成像光谱系统介绍

本试验选用的航空热红外成像光谱系统（Thermal Airborne Hyperspectral Imager, 以下简称 TASI）是我国从加拿大进口，目前国内最先进的热红外成像光谱设备之一。该系统主要有 TASI-600 传感器，ICU 中央处理器，PAV30 三轴稳定平台，POS AV510，IMU 定位与惯导系统等组成。其中 TASI-600 传感器在 8 $\mu$ m-11.5 $\mu$ m 范围内有 32 波段，各波段中心波长见表 3.1，波段间隔为 0.1095 $\mu$ m，半波宽为 0.0548 $\mu$ m，总视场角为 40°，详细指标见表 3.2。图 3.1 为 TASI 在各波段传感器对辐亮度的灵敏度。

表3.1 TASI 的各通道中心波长

波段号	波长 ( $\mu$ m)	波段号	波长 ( $\mu$ m)	波段号	波长 ( $\mu$ m)	波段号	波长 ( $\mu$ m)
1	8.0548	9	8.9308	17	9.8068	25	10.6828
2	8.1643	10	9.0403	18	9.9163	26	10.7923
3	8.2738	11	9.1498	19	10.0258	27	10.9018
4	8.3833	12	9.2593	20	10.1353	28	11.0113
5	8.4928	13	9.3688	21	10.2448	29	11.1208
6	8.6023	14	9.4783	22	10.3543	30	11.2303
7	8.7118	15	9.5878	23	10.4638	31	11.3398
8	8.8213	16	9.6973	24	10.5733	32	11.4493

表3.2 TASI 的详细技术指标

参数	TASI-600
光谱范围	8.0-11.5 $\mu$ m
每行像元数	600
连续光谱通道数	32
光斑尺寸	<0.4 像元
光谱带宽	0.125 $\mu$ m
帧频（全波段）	200
垂直航线方向视场角	40°
瞬时视场角	0.068°
信噪比（峰值）	4600
量化水平	14 位
绝对辐射测量精度	$\pm 10\%$

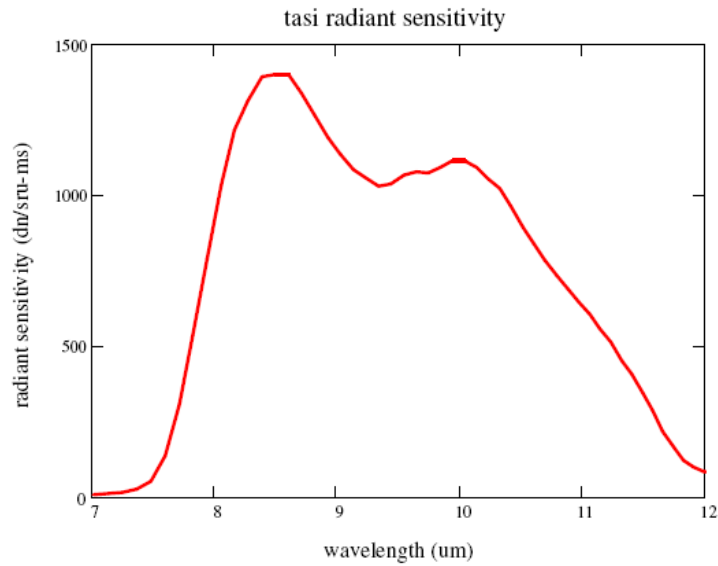


图3.1 TASI 在各波段传感器对辐亮度的灵敏度

### 3.1.2 航空试验

本文研究数据是通过参加国家 863 项目“热红外高光谱遥感应用技术研究”航空试验获取的。飞行区域位于石家庄市，介于  $38^{\circ}0'10''\text{N}$ ~ $38^{\circ}6'20''\text{N}$ ， $114^{\circ}26'34.01''\text{E}$ ~ $114^{\circ}30'0.01''\text{E}$ ，南北长 11.4km，东西宽 5.03km，面积约  $57.34\text{km}^2$ （见图 3.2）。2010 年 7 月 25 日到 8 月 15 日作者在研究区组织开展了热红外高光谱遥感试验，同时获取了近红外/热红外的高光谱数据。其中热红外成像光谱仪为我国新引进的 TASI 系统，获取了早中晚三个时相的 8-11.5 $\mu\text{m}$  范围内的 32 波段数据，航带间的旁向重叠为 25%，每个时相有 0.5km 和 1km 这两个航高，航拍时采用垂直对地观测：当行高为 1km 时机下点的空间分辨率为 1.18m，边缘点的空间分辨率为 1.34m；当行高为 0.5km 时的机下点空间分辨率为 0.59m，边缘点的空间分辨率为 0.67m。飞行的详细时间安排见表 3.3。

表3.3 航空试验飞行时间和飞行高度

飞行时间	飞行高度
2010 年 7 月 25 日中午	0.5km
2010 年 7 月 25 日傍晚	0.5km
2010 年 7 月 27 日傍晚	1km
2010 年 7 月 29 日早上	0.5km
2010 年 8 月 7 日早上	1km
2010 年 8 月 15 日中午	1km



图3.2 飞行区域及航线设计

### 3.1.3 地面试验

地面试验包括同步试验和连续观测试验。

#### (1) 地表温度的测量

温度测量时，地面同步实验与飞机过顶时间前后相差不超过 5 分钟，每个地面样本点均匀读取温度数据 20-30 个，取其均值作为实测值，同时记录该点的经纬度坐标。所用仪器为多光谱热红外地面辐射计（CE312），热像仪和 MINOLTA/LAND 单通道红外测温仪。这三种仪器的精度均在 0.1K 左右。同步测量期间，平均每半小时测量一次大气下行辐射，测量方式为用红外测温仪测量东西南北四个方位且高度角为 45°的天空亮温以及垂直方向上的天空亮温，并运用斯蒂芬--玻尔兹曼定律将其转化成大气下行辐射。每次同步试验前首先用冷水和热水对红外测温设备定标一次，试验结束后再行定标一次。主要测量地物为路面（水泥、沥青）、作物冠层（玉米、地瓜、花生等）、建筑屋顶、水体以及广场等。这些同步测量数据将用于温度和比辐射率反演以及反演结果的精度评价。

其中 CE312 是一种多光谱热红外地面辐射计，其主要测量温度范围为 -80~60℃，分辨率为 0.01℃，响应时间为 1s，视场角为 10°，共有四个波段，即 8-13μm、8.2-9.2μm、10.3-11.3μm、11.5-12.5μm，其主要特点是数据精度高，携带方便，半自动化操作、数据存储方便、应用于各种自然环境、仪器性能稳定。





图3.3 植被辐射温度测量



图3.4 地表比辐射率的测量

## (2) 环境辐射照度及天空温度的测量

环境辐照度通常是指被测物为中心的天穹平均辐射照度，主要是大气、云的辐射，有时也有高大地物的辐射。在野外，环境辐照度等价于大气下行辐射。目前遥感方法不能获取大气下行热红外辐射，必须借助其他方法或试验仪器获取。理论上，利用热红外辐射传输方程可以精确获取大气下行辐射，但是辐射传输方程所需的大气温度、水汽、气溶胶、二氧化碳和臭氧等的垂直廓线、云参数等很难同步获取，因此需要常规的气象资料来推算。

目前气象上常用的大气下行辐射测量设备主要是四分量测量仪。但是该仪器的热红外波段设置和遥感中常用的红外辐射计的波段范围不一致。因此本次地面同步试验过程中，用窄视场角的红外辐射计对天空不同方位角、不同高度角进行测量再进行加权平均。试验中选择了东西南北四个方位角，45°高度角测量天空温度。

## (3) 典型地物比辐射率

采用张仁华设计的便携式比辐射率测定仪（图 3.5），测量不同地表类型的宽波段比辐射率。便携式比辐射率测定仪具有 V 字形半封闭的腔体，通过标准比辐射率检定板的两次测量，可以反演出天空冷辐射、V 字腔体热辐射以及红外辐射计镜头热辐射三者相互多次反射和发射后形成的总体环境辐射照度。

在冷热两次环境辐照度下有两个方程：

$$M'_{S1} = \varepsilon_B M'_{B1} + (1 - \varepsilon_B) \varepsilon_B M'_{E1} \quad \text{和}$$

$$M'_{S2} = \varepsilon_B M'_{B2} + (1 - \varepsilon_B) \varepsilon_B M'_{E2}$$



式中,  $M'_{S1}$ ,  $M'_{S2}$ ,  $M'_{B1}$ ,  $M'_{B2}$ ,  $M'_{E1}$ ,  $M'_{E2}$  分别为冷环境下的目标物出辐射度、热环境下的目标物出辐射度、冷热两次的环境下的目标物的辐射亮度、大气下行辐射照度、腔体内热辐射照度。其主要操作步骤为:

①打开顶部盖子, 连续测 4 次, 获取  $M'_{E1}$ , 即大气下行辐射照度 (冷环境辐射);

②迅速拧上盖子, 连续测 4 次, 获取  $M'_{E2}$ , 即腔体内热辐射照度 (热环境辐射);

③迅速移开金属底板, 并保持相对位置不变, 连续测 4 次, 获取  $M'_{S2}$ , 即热环境 (室温或气温) 下的目标物出辐射度;

④打开顶部盖子, 连续测 4 次, 获取  $M'_{S1}$ , 即冷环境 (大气下行辐射照度) 下的目标物出辐射度;

⑤迅速合上金属底板, 并保持相对位置不变, 再次连续测 4 次, 获取  $M'_{E1}$ , 即大气下行辐射照度;

⑥迅速拧上盖子, 再次连续测 4 次, 获取  $M'_{E2}$ , 即腔体内热辐射照度。

一天中辐射平衡等于零的时候进行观测为最佳观测时间, 因此测量时间为晴朗无云的晚上, 一般是夜间 12 点到日出之前, 这样可以减少大气辐射的影响。



图3.5 便携式比辐射率测定仪

#### (4) 其他参数的测量

连续观测项目主要包括: 空气温湿度、风速、大气上 (下) 行短 (长) 波辐射 (下文简称四分量)、溇沱河表面水温等。其中溇沱河横跨整个飞行区域, 共布设三个测温点。气象参数的观测场地测量位于市内比较空旷的水泥广场上。四

分量仪为 Kipp & Zonen, Model CNR1, 安装在距楼顶 1.2m 的高度处, 数据采样频率为 10Hz, 并且每 5min 自动生成一组平均值。空气温湿度测量仪为清华同方生产的 RHLOG 自计仪, 传感器距离地面高度为 2m, 采样时间间隔为 5min。



图3.6 水温的连续观测



图3.7 大气参数的连续观测

### 3.2 地面同步观测数据预处理结果

#### 3.2.1 试验期间空气温湿度的日变化

计算连续观测的空气温湿度的每小时的均值, 分析空气温湿度的日变化。总体来讲, 飞行的六天中有五天的最高气温达到  $35^{\circ}\text{C}$  以上, 7 月 25 日—7 月 28 日四日内的最低气温大于  $28^{\circ}\text{C}$ , 因此试验期间正处于一年中的高温季节。由于本试验的主要目的之一是服务于城市能耗监测, 而夏季的空调能耗最高, 因此选择这种高温季节完全符合该项目的要求。一日之中, 最高气温出现在 15:00--16:00, 最低气温出现在 5:00--6:00。最高温和最低温度时刻与飞行数据获取时刻相吻合。

试验期间空气湿度比较大, 7 月 25 日到 8 月 7 日的日平均空气相对湿度在 60% 以上, 而 8 月 15 日的空气湿度较小, 空气质量好。空气相对湿度最高出现在凌晨 0:00, 为 63.13%--81.80%, 最低空气相对湿度出现在下午 14:00, 为 24%--53%。

从空气温湿度的日变化趋势分析, 早上的航次安排在 5 点半到 6 点半, 是一天中温度最低的时间段, 但是这期间空气湿度比较大, 从一定程度上影响了飞行的效果。中午温度高湿度低是飞行效果最佳的时段, 图像质量好。

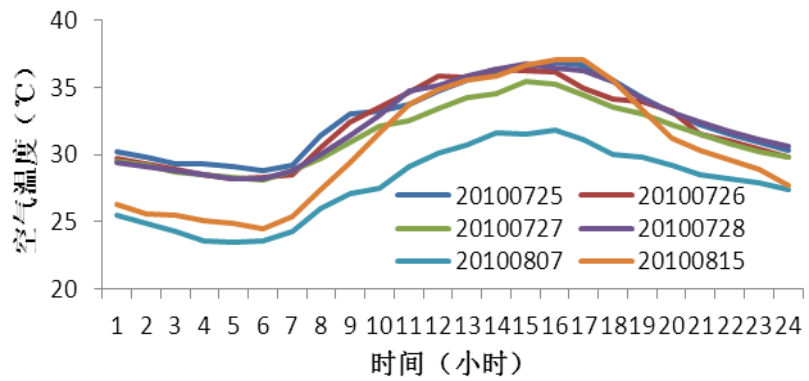


图3.8 空气温度日变化曲线

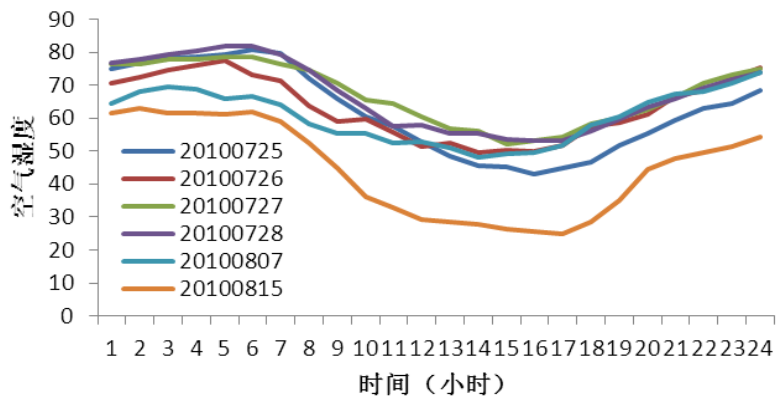


图3.9 空气湿度日变化曲线

表3.4 飞行期间大气温湿度统计

	时间	20100725	20100726	20100727	20100728	20100807	20100815
温度 °C	最高	36.89	36.33	35.46	36.72	31.79	37.08
	最低	28.83	28.21	28.10	28.19	23.52	24.47
	平均	32.57	32.16	31.45	32.31	27.80	30.55
湿度 (%)	最高	80.78	77.37	78.63	81.80	73.89	63.13
	最低	43.13	49.66	51.96	52.99	48.09	24.81
	平均	62.18	63.27	67.34	67.00	60.57	44.55

3.2.2地表温度的定标

与普通水温计相比，红外测温仪器稳定性弱，容易衰减，因此每次试验前后各进行一次定标试验。仪器的定标采用盆装纯净水代替黑体。定标需要用冷水和热水，其中冷水选用常温水，热水温度一般在 45℃ 以上，用水温计测量水温。定标时，水体应该充满仪器视场，等水体温度稳定并且均匀再进行测量并记录下水温。

目前我们使用的红外仪器主要包括多光谱热红外地面辐射计 (CE312), 热像仪和单通道红外测温仪。其中 CE312 比较贵重, 且不宜频繁移动, 主要用观测场定点测量观测场目标温度, 包括黑白布、水泥广场、周围彩钢屋顶; 热像仪是成像设备, 比较贵重, 主要用于获取目标物的温度空间分布图, 从中可提取组分温度; 辐射温度计不成像, 较为小巧、使用方便, 主要用于测量地表平均温度。

定标时, 把水温计测量的温度作为真实温度, 水温计测得冷水的温度记为  $T_{1,true}$ , 红外仪测得温度记为  $T_{1,R}$ ; 水温计测得热水温度记为  $T_{2,true}$ , 红外仪测得温度记为  $T_{2,R}$ 。辐射温度和真实温度之间存在线性关系:

$$T_{true} = k_1 * T_R + k_2 \quad (3.1)$$

将上面实测的  $T_{1,true}$ 、 $T_{1,R}$  和  $T_{2,true}$ 、 $T_{2,R}$  分别代入方程(3.1)可求得系数  $k_1$  和  $k_2$ , 从而实现每个红外温度值进行定标。

### 3.2.3 典型地物比辐射率的计算

根据便携式比辐射率测定原理, 在冷热两次环境辐照度下有两个方程:

$$M'_{S1} = \varepsilon_B M'_{B1} + (1 - \varepsilon_B) M'_{E1} \quad (3.2)$$

$$M'_{S2} = \varepsilon_B M'_{B2} + (1 - \varepsilon_B) M'_{E2} \quad (3.3)$$

式中  $M'_{S1}$ ,  $M'_{S2}$ ,  $M'_{B1}$ ,  $M'_{B2}$ ,  $M'_{E1}$ ,  $M'_{E2}$  分别为冷热环境下的目标物出辐射度, 热环境下的目标物出辐射度, 冷热环境下的目标物的辐亮度, 大气下行辐射照度, 腔体内热辐射照度。其中  $M'_{S1}$ ,  $M'_{S2}$ ,  $M'_{E1}$ ,  $M'_{E2}$  可以直接测量得出, 而方程中两次测量的目标辐射亮度相等, 即  $M'_{B1} = M'_{B2}$ , 故两个方程只有两个未知数  $M'_B$  和  $\varepsilon$ , 应用 Stefan-Boltzman 定律可求出比辐射率, 计算公式为:

$$\varepsilon = 1 - \frac{M'_{S1} - M'_{S2}}{M'_{E1} - M'_{E2}} = 1 - \frac{T_{S1}^4 - T_{S2}^4}{T_{E1}^4 - T_{E2}^4} \quad (3.4)$$

表 3.5 为该方法测量的典型地物的比辐射率, 结果合理正确, 可以用于下一步的研究。

表3.5 便携式比辐射率测定仪测量的典型地物的比辐射率

地物类型	实测值
炭渣跑道	0.97662
跑道东侧操场	0.97103
红色塑胶操场	0.99832
足球场南边假草坪	0.97605
绿色油毡细粉砂屋顶	0.92785
联强小区屋顶	0.95320
油毡上有锡纸	0.76706
摩天轮东北方裸土	0.95930
公园内草地	0.98090
水边南侧沥青路面	0.90000
玉米地北侧沥青路面	0.91199
公园内花岗岩路面	0.90440
愁华水泥广场	0.89922
某校水泥广场	0.91029
大理石广场	0.89869
黑布	0.94282
白布	0.95028
红色彩钢	0.76983
蓝色彩钢	0.62088

### 3.3 航空热红外高光谱数据的预处理

图像的预处理是一个不可缺少的过程，且预处理结果的好坏直接关系到遥感图像的定量分析精度。尤其对于高光谱图像，通过预处理，降低了噪声，减少了大气的影响，提高了影像的数据质量。针对本次飞行影像我们做了以下处理：辐射定标、大气纠正、几何校正和图像镶嵌。

#### 3.3.1 辐射定标

辐射定标包括相对辐射定标和绝对辐射定标。这里主要涉及绝对辐射定标。热红外探测器的绝对辐射定标是指建立探测器记录的数字信号（即 DN 值）与对应的热辐射能量之间的函数关系，通常称为定标系数。热红外波段的定标比可见光/近红外波段定标复杂，受影响因素较多，主要有仪器探测器温度及相关参数的变化和环境温度的变化等。TASI-600 的辐射定标方法是在假定探测器响应函数为线性的基础上，通过测量两个已知温度和比辐射率的标准黑体来实现的。探测器的定标过程中使用温控黑体作为参考源进行定标：探测器扫描镜在旋转扫描

的过程中，先对较高（低）温度的黑体进行扫描，记录黑体的定标信号；然后对观测目标进行扫描，记录观测目标的温度信号；最后对较低（高）温的黑体扫描，记录黑体的温度信号。利用两个不同温度黑体的定标信号，通过式(3.5)来对热红外波段的传感器进行逐波段逐像元的定标：

$$L = gain * DN + offset \quad (3.5)$$

式中，*gain* 和 *offset* 分别是探测器的响应函数的增益和偏置。

### 3.3.2 热红外数据的大气纠正

在热红外窗口，大气并不是完全透明的。传感器接收到的热红外辐射，除了地表发射辐射信息外，还接收大气的状况。随着遥感向定量化方向发展，有效去除大气状况的影响，精确获得地表温度和比辐射率显得越来越重要。热红外遥感的大气纠正通常是指将遥感器获取的数据校正到地表出射辐射（ground-leaving radiance），该辐射数据可以直接用于温度与比辐射率的分离。根据热辐射传输方程式(2.23)，热红外波段的大气纠正主要任务是推算三个参数：大气上行辐射（地表到传感器的路径辐射亮度， $L_{atm,\uparrow,\lambda}$ ）、大气下行辐射（ $L_{atm,\downarrow,\lambda}$ ）和大气透过率（ $\tau_\lambda$ ）。目前针对热红外数据的大气纠正方法主要有基于图像自身的大气纠正、基于辐射传输方程的大气纠正以及两种方法相结合的大气纠正。

#### 3.3.2.1 基于图像的大气纠正

如何从图像中估算出大气纠正参数是大气纠正的最难题之一。主要有四种方法：大气纠正的劈窗算法、Inscene Atmospheric Compensation（ISAC）法、Autonomous Atmospheric Compensation（ACC）法和比辐射率经验线性法（The Emissive Empirical line Method, EELM）。

##### （1）ISAC 法

ISAC 法是 Young 于 2002 年提出的一种基于图像的大气纠正方法。其基本观点是在热红外谱段内，以热辐射为主，反射部分往往忽略不计。ISAC 算法通常将图像中的水体或者植被看作近似黑体，通过迭代方法来计算大气透过率和程辐射。图 3.10 是由 TASI 热红外图像数据得到的两条类似大气透过率和大气程辐射曲线。

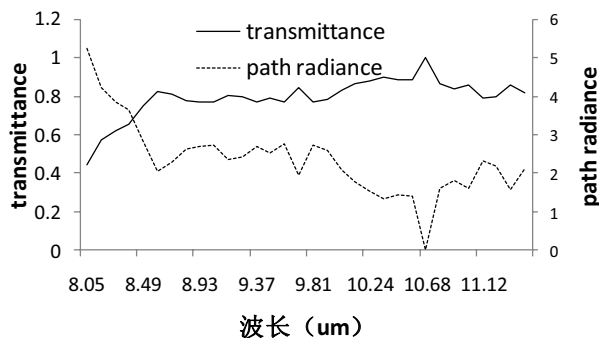


图3.10 ISAC 估算的 TASI 图像的大气参数

### (2) 大气纠正的劈窗算法

大气纠正的劈窗算法主要是利用在一个大气窗口的两个临近的红外通道存在与大气的影响密切相关的不同的大气吸收、散射的信息来进行大气纠正，也就是说利用大气本身的波谱信息来纠正大气的影响。该算法更多的是使用 AVHRR 的 4 (10.5~11.5 $\mu\text{m}$ )、5 (11.5~12.5 $\mu\text{m}$ ) 通道对大气的吸收不同，通过两个通道测量值的各种组合来剔除大气的影响，进行大气和比辐射率的订正。常用的是利用两个相邻通道亮度温度的线性组合来反演地表温度。

### (3) AAC 法

针对 ISAC 方法计算所得某些波段的透过率可能大于 1，程辐射小于 0 的情况，Degui Gu 提出了自动大气纠正的方法 (Autonomous Atmospheric Compensation)。该方法的基本思想类似于在估算大气中水汽含量时用到的微分算法，选择两个相邻波段，一个处于大气强吸收波段 (常用  $\lambda_1 = 11.73\mu\text{m}$ )，另一个则是水汽吸收之外的波段 ( $\lambda_2$ )。如果假定地表在这两个波段的辐亮度是相同的，这两个波段在大气顶层的辐射亮度差异主要是由大气引起的，由此得到一个经验关系式(3.6)，进而估算出完整的大气透过率和大气程辐射谱。

$$L_{\lambda 1} = T_r L_{\lambda 2} + P_d \quad (3.6)$$

其中  $T_r$  是两个相邻波段大气透过率的函数， $P_d$  是大气透过率和大气呈辐射的函数。ACC 算法可以看成大气纠正的劈窗算法向高光谱数据领域的扩展。

### (4) 比辐射率经验线性法

比辐射率经验线性法 (the emissive empirical line method, EELM) 是经验线性法向红外数据的延伸。该方法假设已经获取地物目标的比辐射率和温度，建立

地表辐射与传感器接收到辐射之间的线性回归方程来求取大气参数（透过率、大气上行辐射、大气下行辐射）。根据热红外辐射传输方程可知：对于某一特定波段  $\lambda$ ，如果比辐射率和温度已知，那么只要有三个方程(3.7)就可以求出该波段对应的大气透过率  $\tau(\lambda)$ ，大气下行辐射  $L_{atm,\downarrow}(\lambda)$  和大气上行辐射  $L_{atm,\uparrow}(\lambda)$ 。因此，比辐射率经验线性法至少需要知道三种地表类型在某一特定波段的比辐射率和温度，就可以获取相应的大气参数。

$$\begin{cases} L_1(\lambda) = \varepsilon_1(\lambda) B(\lambda, T_1) \tau(\lambda) + (1 - \tau(\lambda)) L_{atm,\downarrow}(\lambda) + L_{atm,\uparrow}(\lambda) \\ L_2(\lambda) = \varepsilon_2(\lambda) B(\lambda, T_2) \tau(\lambda) + (1 - \tau(\lambda)) L_{atm,\downarrow}(\lambda) + L_{atm,\uparrow}(\lambda) \\ L_3(\lambda) = \varepsilon_3(\lambda) B(\lambda, T_3) \tau(\lambda) + (1 - \tau(\lambda)) L_{atm,\downarrow}(\lambda) + L_{atm,\uparrow}(\lambda) \end{cases} \quad (3.7)$$

### (5) 结论

ISAC 算法的一个重要缺陷是参考波段  $\lambda_0$  的大气透过率为 1，大气程辐射为 0。当有其他波段的大气透过率大于  $\lambda_0$  波段的大气透过率，则获取该波段的透过率大于 1，程辐射小于 0，当然这实际中是不可能出现的。劈窗算法和 AAC 算法均用到了波长大于  $11.5\mu\text{m}$  的波段，而 TASI 数据的波段范围仅为  $8\sim 11.5\mu\text{m}$ 。比辐射率经验线性法需要获取某一特定波段  $\lambda$  的比辐射率和温度，其中特定波段比辐射率很难获取。因此本研究没有采用基于图像的大气纠正算法，而是采用基于辐射传输方程的大气纠正。

#### 3.3.2.2 基于辐射传输方程的大气纠正

大气透过率和大气上/下行辐射很难实时获取，通常的做法是利用基于辐射传输方程进行模拟计算，目前比较常用的热红外大气模拟软件主要是低分辨率大气辐射传输模式（LOWTRAN）和中分辨率大气辐射传输模式（MODTRAN）。这两个模拟软件都是由美国空军地球物理试验室根据不同的应用目的而开发的宽波段、窄波段和逐线计算的大气辐射传输模型及其相应的应用软件。

LOWTRAN 的光谱分辨率为  $20\text{ cm}^{-1}$ ，MODTRAN 的光谱分辨率提高到  $2\text{ cm}^{-1}$ ；LOWTRAN 在  $5\text{ cm}^{-1}$  的光谱间隔上作分子吸收计算，而 MODTRAN 减少到  $1\text{ cm}^{-1}$ ；MODTRAN 还是用了三个与温度有关的参数（吸收系数、线密度参数和平均带宽），使之更精确地服从分子跃迁的温度和压力关系（能级粒子数和 Voigt 线性）；



MODTRAN 还包括了多次辐射传输精确算法——离散纵坐标法 (DISORT)。本文针对我国中纬度地区夏季, 利用 MODTRAN 来模拟热红外波段 8-11.5 $\mu\text{m}$  范围内的大气辐射传输过程。MODTRAN4.0 提供了输入各类参数的界面: 大气模式输入界面、气溶胶模式、几何路径、光谱波段和光谱步长等参数。

### (1) 大气资料的输入

MODTRAN4.0 提供了六种标准大气模式: 热带大气 (Tropical Atmosphere)、中纬度冬季大气 (Mid-Latitude Winter)、中纬度夏季大气 (Mid-Latitude Summer)、极地冬季大气 (Sub-Arctic Winter)、极地夏季大气 (Sub-Arctic Summer) 和美国标准大气 (1976 US Standard Atmosphere) 等以及用户自定义大气模式等。

大气路径类型包括水平、倾斜以及垂直路径, 地对空、空对地各种探测几何形式。

对计算结果影响比较大的大气参数还有大气成分含量: 水汽、臭氧、甲烷、氮化物、碳氧化物的剖面资料。MODTRAN 模型默认的二氧化碳体积混合比为 330ppmv, 然而随着工业废气的不断排放, 二氧化碳含量现已经达到 380ppmv。

本文选用中纬度夏季大气模式, 大气路径设置为倾斜; 大气水汽含量有多种获取方式: 用其他遥感数据反演得到的水汽含量以及研究区域的气象站观测数据, 本研究采用气象观测数据。二氧化碳含量设置为 380ppmv, 多次散射模型选用离散纵坐标法软件包中的 8 流近似法。大气第一边界层层的温度采用试验场同步观测的近地面大气温度。其他参数采用默认格式。

### (2) 气溶胶参数的设置

气溶胶含量对辐射传输影响很大。Modtran4 完全继承了 Lowtran 中的气溶胶模式, 是目前辐射传输计算中公认比较成功的气溶胶模式。与 6S 相比, Modtran 的气溶胶模式较多较复杂, 考虑了气溶胶粒子数密度的垂直结果和相对湿度对气溶胶的影响, 还增加了特殊条件下的气溶胶模式(吴北婴等, 1998)。

在气溶胶的垂直结构方面, Modtran 将大气分为 5 个高度区间, 分别是 0~2km, 2~4km, 4~10km, 10~30km, 30~100km。其中 0~2km 有能见度  $\text{Vis}=2$ 、5、10、23、50km 五种数密度的数据, 与季节变化无关; 2~4km 有  $\text{Vis}=23$ km、50km 的两种数密度, 有春夏季和秋冬季节两套数据; 4~10km 的能见度固定为 50km, 数密度固定, 有春夏季和秋冬季节两套数据; 10~30km 的平流层数密度

固定,除具有春夏季和秋冬季节两套数据外,还可以选择四种不同火山活动期的数据,分别是背景平流层气溶胶、中等火山喷发期、强火山喷发期和极强火山喷发期;30~100km 的数密度与能见度无关,也具有四种气溶胶数据,分别是正常高层大气气溶胶、火山期到正常期过渡时期、火山初期到强火山过渡时期和强火山时期。

与相对湿度有关的大气层仅限于前两个高度区间,即 0~2km 和 2~10km 的高度区间。0~2km 的高度区间中的气溶胶类型有乡村气溶胶、城市气溶胶、海洋气溶胶、对流层气溶胶和两种雾模式下的气溶胶,

MODTRAN 还增加了几种特殊环境下的气溶胶模式,分别是:与风速有关的沙漠型气溶胶、海陆海洋型气溶胶、陆军垂直结构气溶胶和用户自定义气溶胶类型。

本文选用的气溶胶模式为城市气溶胶,能见度为 5km,季节模式选用春夏季

### (3) 几何路径、光谱信息的输入

利用几何参数来确定相对于一个指定的地面点时,太阳、地面目标和传感器之间的空间几何关系,这直接影响到辐射流方向上的单次或多次散射。根据不同要求,可选择水平路径、两高度间的倾斜路径和地对空或空对地的倾斜路径。用于定义特定问题的几何路径参数有 7 个:

H1: 初始高度 (km)

H2: 终点高度 (km, ITYPE=2) 或切点高度 (km, ITYPE=2)

Angle: 从 H1 测量的初始天顶角

Range: 路径长度 (km)

Beta: H1、H2 所张的地球中心角

RO: 计算所用维度的地球半径 (km)

Len: 为 0 时代表较短的路径;为 1 时代表通过切点的较长路径

每种几何路径类型需要不同的参数组合,详见 MODTRAN 说明书。

MODTRAN 的波谱分辨率高,波谱范围宽,在实际应用中需要输入波段范围和半波全宽 (FWHM) 等参数。

本文在模拟不同飞行高度时的大气程辐射透过率及大气下行辐射的参数设置不完全相同,根据实际情况设定。波段范围选择 7.8~12 $\mu\text{m}$ ,FWHM 设置为 1 $\text{cm}^{-1}$ 。

根据 TASI 传感器的光谱响应函数将 Modtran 软件模拟获取的大气参数重采样。图 3.11 和图 3.12 分别为与 TASI 传感器波段设置相一致的大气上（下）行辐射、透过率。

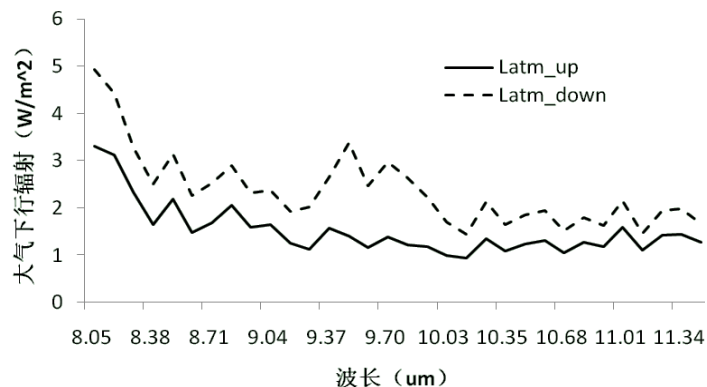


图3.11 用 MODTRAN 得到的与 TASI 波段相对应的大气上（下）行辐射

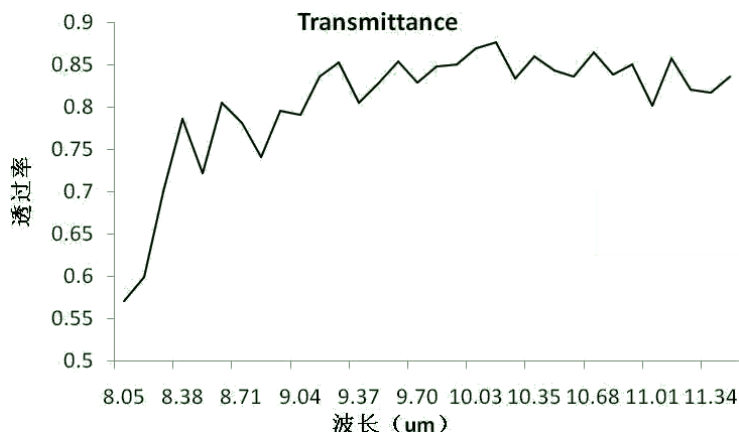


图3.12 用 MODTRAN 模拟得到的与 TASI 波段相对应的大气透过率

### 3.3.3 几何校正

遥感成像的时候，由于地形高差引起的投影误差、航空扫描等角度采样引起的系统成像误差、飞行姿态参数变化导致的投影误差，飞行器的姿态、高度、速度以及地球自转等因素的影响，造成图像相对于地面目标发生几何畸变，这种畸变表现为像元相对于地面目标的实际位置发生挤压、扭曲、拉伸和偏移等，因此需要首先将获取的图像进行几何纠正。

在 1 平方公里范围内，布置 GPS 测量网点，均匀分布，获取差分高精度 GPS 数据，用于航空图像精确校正。

### 3.3.4 图像镶嵌

TASI 图像每条航带的行像元数仅为 600 个，不能满足热红外图像的尺度研究需要。因此需要将两条或多条航带的图像拼接起来形成一幅或一系列覆盖所需研究区的较大图像，该过程就是图像镶嵌。本研究中的图像镶嵌采用 ENVI 软件中的 Mosaic 模块完成。使用 Mosaic 模块可以叠加两幅或多幅有重叠区域的图像（通常经过地理坐标定位）或将不同的无重叠区域的图像镶嵌在一起再进行输出（通常是基于像元的）。

本研究采用基于地理坐标的图像镶嵌方式，主要包括以下步骤。第一，将每条航带的图像几何校正到相同的地图投影或地理坐标系中。理想情况下，要采用相同的重采样方法和相同的像元大小对每条航带进行校正。

第二，选择其中一条航带作为基准图像。基准图像与相邻的第二条航带的图像要有 20%~30% 的重叠。在输入第二幅及后面的图像是要在基准图像上按照用户指定的条件对重叠区域进行对比度拉伸，ENVI 默认值为 2.0%。图像镶嵌时，在重叠区域的边缘通常有比较明显的衔接线，可以使用羽化功能对边缘进行融合，从而消除该衔接线。ENVI 中提供了两种类型的羽化：边缘羽化和切割线羽化，羽化距离可以根据用户需要自行设定。相关参数设置见图 3.13。

第三，生成输出文件。输出图像的空间分辨率一般默认为输入图像的最高分辨率，并自动实现对低空间分辨率数据进行重采样，以与输出像元尺寸相匹配。若要更改输出像元分辨率，则只需将 Mosaic Parameters 对话框中“Output X Pixel Size”和“Output Y Pixel Size”设置为要输出的空间分辨率即可；若重新设置重采样方法，只需在“Resampling”中选择将采用的方法，默认方法为最临近采样法。图 3.14 为输出图像文件属性设置对话框。

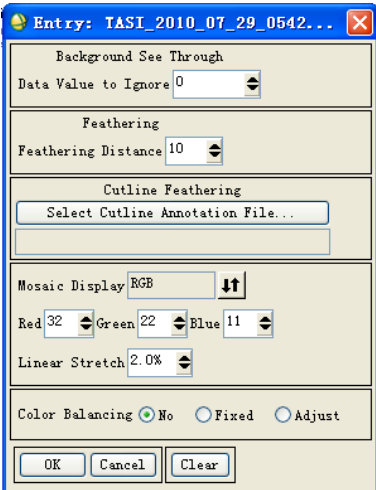


图3.13 输入文件及相应属性设置对话框

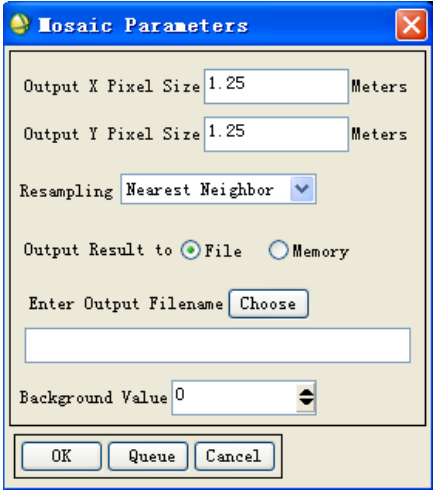


图3.14 输出图像文件设置对话框

## 第四章 基于 TASI 数据的温度与比辐射率分离算法研究

在第二章对温度与比辐射率分离算法的总结中，作者总结了十几种算法，从算法思路来讲可分为两种，一种是采用不同先验知识，在保持比辐射率谱形的前提下，充分利用比辐射率本身的信息，建立某些波段的比辐射率与某一可计算参数的经验关系，从而使辐射传输方程正则化，该思路应用比较广泛，适用于多光谱和高光谱数据。另一种思路是通过比较比辐射率光谱曲线与大气上/下行辐射曲线的不同，主要是利用了地物比辐射率光谱曲线比大气辐射曲线光滑这一特点，建立某种代价函数（或标准），当该代价函数达到极值时的温度为最优温度，该思路主要适用于高光谱数据。目前，实际应用中，第一种思路采用的比较多，这主要是因为目前的机载/星载热红外成像数据主要为多光谱。但是这些方法能否适用于 TASI 数据，新建的经验关系能达到什么样的精度，哪种方法更适用于 TASI 数据是本研究要解决的第一个问题；基于第二种思路的方法能否适用于 TASI 数据是本文要验证的第二个问题。为此本论文在前面分析的基础上研究了 Aster\_TES 算法、alpha 剩余法和 ISSTES 算法，并结合 TASI 数据特点进行了改进。

### 4.1 Aster\_TES 算法研究

#### 4.1.1 算法原理

##### 4.1.1.1 温度与比辐射率反演（TES）算法

Aster 团队（Gillespie et al., 1998;1999）开发了一种新的温度、比辐射率分离算法，该算法综合了三个基本模块 NEM、Ratio、MMD。

NEM 模块（normalized emissivity method，标准化比辐射率）：先假定对  $N$  个波段的比辐射率都赋予一个初始的定值  $\varepsilon_0=0.97$ ，通过多次迭代以尽可能的消除天空辐射的影响，进而得到一个初始的地表温度的估计值  $T_{NEM}$  和目标的辐射亮度分量。

$$T_i = \frac{c_2}{\lambda_i \lg\left(\frac{c_1 \varepsilon_{\max}}{\lambda_i^5 \pi R_i} + 1\right)} \quad (4.1)$$

$$T_{NEM} = \max(T_i) \quad (4.2)$$

$$\varepsilon_i = \frac{L_{gi} - L_{atm\downarrow,i}}{B_i(T_s) - L_{atm\downarrow,i}} \quad (4.3)$$

式中  $R_i$  是第  $i$  波段去除反射的大气辐射后的目标发射， $R_i$  的初值是：

$$R_i = L_s - (1 - \varepsilon_{\max}) L_{atm\downarrow,i} \quad (4.4)$$

每次获得新比辐射率后，重新估计  $R_i$  为： $R_i = L_s - (1 - \varepsilon_i) L_{atm\downarrow,i}$  直到两次获得的温度差值小于设定的阈值。通常对于现有比辐射率波谱库中的大部分目标，经过这一步处理后温度估算的误差范围是 $\pm 3K$ （在  $340K$  时）或 $\pm 2K$ （在  $273K$  时）。

**Ratio 模块：**该模块通过式(4.5)得出比辐射率的相对谱形，即  $\beta$  谱，从而保持了在迭代过程中比辐射率光谱形状，这是该模块的重要优点。

$$\beta_i = \frac{\varepsilon_i}{\bar{\varepsilon}} = \frac{\varepsilon_i}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varepsilon_i} \quad (4.5)$$

式中， $\varepsilon_i$  为第  $i$  波段的发射率， $\bar{\varepsilon}$  为平均发射率， $N$  为波段数，对于 TASI 数据， $N=32$ 。

**MMD 模块：**利用最小比辐射率  $\varepsilon_{\min}$  同  $\beta$  谱的最大值与最小值之差(即 MMD)的经验关系式(4.7)，求出比辐射率的最小值。

$$MMD = \max(\beta_i) - \min(\beta_i) \quad (4.6)$$

$$\varepsilon_{\min} = a - b * MMD^c \quad (4.7)$$

系数  $a$ 、 $b$ 、 $c$  是基于光谱库数据拟合得出的。应用于不同的传感器数据时，这些系数的值是不同的，因此应首先考虑建立与 TASI 波段设置相适应的比辐射率经验关系，以提高反演精度。

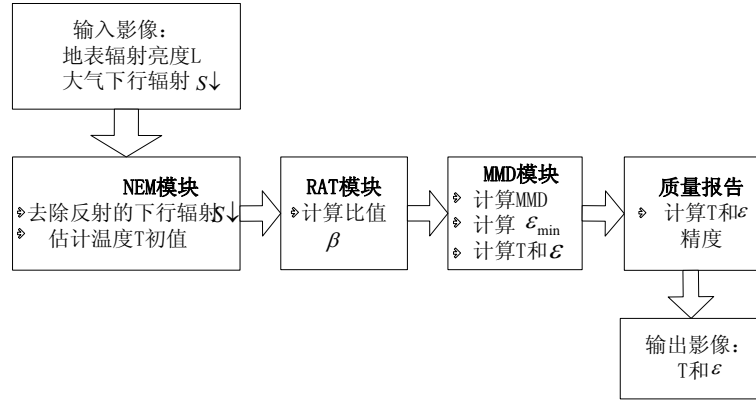


图4.1 Aster\_TES 算法流程图

#### 4.1.1.2 TES 比辐射率经验关系的建立

运用 Aster 和 MODIS 波谱库中提供的 274 条光谱曲线，将它们统一转化成比辐射率曲线，地物类型包括水体、植被、土壤、矿物、建筑材料以及部分人工地物，基于这些数据建立与 TASI 相一致的经验关系，步骤如下：

- ①将这些数据重采样成与 TASI 波段设置相一致的比辐射率曲线。
- ②运用下式计算每种地物各波段比辐射率与该曲线均值的比值，即  $\beta$  谱：

$$\beta_i = \frac{\varepsilon_i}{\frac{1}{32} \sum_{i=1}^{32} \varepsilon_i} \quad (4.8)$$

- ③计算  $MMD = \max(\beta_i) - \min(\beta_i) (i = 1 \sim 32)$ 。

- ④经验关系的建立：经拟合得到如下指数关系（见图 4.2）：

$$\varepsilon_{\min} = 0.9924 - 0.9174 \times MMD^{0.9723} \quad (r^2 = 0.988, SD = 0.0156) \quad (4.9)$$

将新建立的新的比辐射率经验关系替代 TES 算法中的比辐射率经验关系，即可对 TASI 数据应用 TES 算法以获取比辐射率和温度信息。



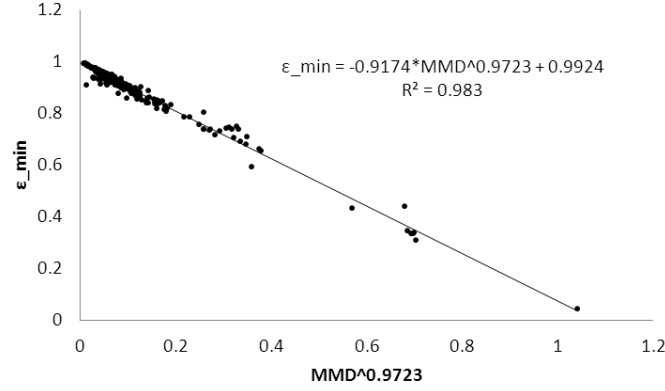


图4.2  $\epsilon_{\min}$  与 MMD 的指数关系

Aster\_TES 标准算法中的 MMD 实际上是  $\beta$  谱的极差。经研究发现  $\beta$  谱最大比辐射率和最小比辐射率之比 ( $MMR = \max(\beta_i) / \min(\beta_i) (i = 1 \sim 32)$ ) 与  $\epsilon_{\min}$  之间也具有很好的指数关系，可以用式(4.10)代替上述 MMD 建立新的经验关系：

$$\begin{aligned} \epsilon_{\min} &= 1.5945 - 0.6306 MMR^{-1.1303} \\ R^2 &= 0.9532 \end{aligned} \quad (4.10)$$

MMD 和 MMR 是最简单的度量波谱波动情况的量，只体现了波谱的波动范围，不能衡量其他波段的变化情况，而且受极端值的影响很大。如果将比辐射率曲线看成一系列观测值的化，方差更能体现体离散型的数字特征量。运用 274 条光谱曲线分析发现：最小比辐射率和比辐射率曲线的方差 ( $VAR$ ) 有很好的指数关系：

$$\begin{cases} \epsilon_{\min} = 0.9778 - 2.4354 VAR^{-0.4540} \\ R^2 = 0.9132 \end{cases} \quad (4.11)$$

为了便于分析和讲述，下文中采用  $\epsilon_{\min}$  与 MMD 之间的经验关系进行温度与比辐射率分离，简称 MMD 法；用  $\epsilon_{\min}$  与 MMR 之间的经验关系进行温度与比辐射率分离，简称 MMR 法；用  $\epsilon_{\min}$  与 VAR 之间的经验关系进行温度与比辐射率分离，简称 VAR 法。

#### 4.1.2 算法精度分析

反演精度评价对算法的应用和推广非常重要。对于地表温度反演算法的精度评价通常采用两种方法：大气模拟数据法和地面实测数据法。本节运用实测数据

从温度和比辐射率两个方面进行精度分析。精度分析采用了三个指标：反演误差、误差绝对值和均方根误差。

$$\begin{cases} \Delta T = \hat{T} - T_{True} \\ |\Delta T| = abs(\hat{T} - T_{True}) \\ RMSE\_T = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (T_{i,inv} - T_{true})^2}{N}} \end{cases} \quad (4.12)$$

$$\begin{cases} \Delta \varepsilon = \hat{\varepsilon} - \varepsilon_{True} \\ |\Delta \varepsilon| = abs(\hat{\varepsilon} - \varepsilon_{True}) \\ RMSE\_ \varepsilon = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\varepsilon_{i,inv} - \varepsilon_{true})^2}{N}} \end{cases} \quad (4.13)$$

其中  $\Delta T$ 、 $\Delta \varepsilon$  表示分别温度与比辐射率的反演误差， $|\Delta T|$ 、 $|\Delta \varepsilon|$  表示误差绝对值， $T_{True}$ 、 $\varepsilon_{True}$  表示地表真实温度、比辐射率，在本论文中指地面实测数据。 $RMSE\_ \varepsilon$  表示比辐射率的均方根误差， $\varepsilon_{i,inv}$  表示第  $i$  波段比辐射率的反演值， $\varepsilon_{True}$  表示比辐射率的真值或均值，当计算每一个波段比辐射率反演的均方根误差时， $\varepsilon_{True}$  为比辐射率的真值，当计算一条比辐射率的均方根误差时， $\varepsilon_{True}$  为反演的每个波段的比辐射率的均值， $N$  表示样本数。 $RMSE\_T$  表示温度的均方根误差， $T_{i,inv}$  表示温度的反演值， $T_{true}$  表示温度的真值或均值， $i$  表示观测点的序号， $N$  表示观测样本数。

#### 4.1.2.1 温度反演精度分析

在进行温度反演精度分析前应首先将红外测温仪测量的红外温度进行黑体定标(见 3.2.2 节)。由于 TASI 传感器在航高为 0.5km 时机下点空间分辨率为 0.59m，1km 时机下点的空间分辨率为 1.19m。因此根据地面同步试验中测点的经纬度坐标找到对应的机载热红外数据反演的温度值，并与地面同步实验获取的温度值比较，结果统计见表 4.1。

表4.1. 温度反演结果与实测结果比较（单位：K）

地物类型	实测值	MMD		MMR		VAR	
		温度	$\Delta T$	温度	$\Delta T$	温度	$\Delta T$
柏林小区屋顶	302.6	306.4	3.8	306.6	4.0	306.1	3.5
联强小区屋顶	304.4	304.7	0.3	305.0	0.6	304.5	0.1
愁华水泥广场	305.0	306.3	1.3	306.6	1.6	306.2	1.2
沥青路面	316.2	313.2	-3.1	313.8	-2.4	313.4	-2.8
水泥路面	304.0	306.4	2.5	306.7	2.7	306.2	2.2
农田内草地	304.0	303.0	-1.0	303.5	-0.5	303.2	-0.8
玉米	295.7	293.8	-2.0	294.6	-1.1	294.1	-1.6
公园内草地	295.8	295.0	-0.9	295.8	-0.1	295.4	-0.4
公园内花岗岩路面	297.1	296.8	-0.3	297.1	0.0	296.7	-0.4
公园内水体	299.3	298.5	-0.9	298.9	-0.4	298.1	-1.2
河水温度	299.2	300.7	1.6	301.4	2.3	300.9	1.8
黑布	311.2	307.3	-3.9	307.8	-3.4	307.3	-3.9
白布	307.9	305.8	-2.1	306.3	-1.6	306.0	-1.9
$ \Delta T $ 的均值			1.8		1.6		1.7
$RMSE\_T$			2.2		2.0		2.0

首先分析建立的三种经验关系对温度反演精度的影响：从反演的温度的均方根误差来看，用 MMR 方法的平均温度误差最小，其 $|\Delta T|$ 的均值为 1.6K；其次是 VAR 法反演的温度的 $|\Delta T|$ 的均值为 1.7K，但这两种方法的温度误差的均方根误差相同为 2.0 K；而 Aster\_TES 标准算法反演的温度误差 $|\Delta T|$ 的均值最大，为 1.8K，均方根误差为 2.2K。

对于同种地物来讲，不同方法的反演精度也不一致，但还是能体现出一些重要规律：以 MMR 的温度结果为例，可将地表温度反演精度大体分三个层次：反演温度误差绝对值 $|\Delta T|$ 小于 1K 的有联强小区屋顶、农田内草地、公园内草地、公园内花岗岩路面和公园内水体等；反演温度误差绝对值 $|\Delta T|$ 大于 1K 而小于 2K 的有：愁华水泥广场、玉米和白布；大于 2K 小于 3K 的有：沥青路面、水泥路面与河水温度；大于 3K 的有柏林小区屋顶和黑布。同样是水泥，广场的温度反演精度高于路面温度的反演精度是因为广场视野相对比较宽阔，而道路受城市建筑、绿化乔木等的影响严重。公园水体的温度反演精度高于河水的温度反演精度可能是因为公园内水体是静止的而河水温度受其流动性的影响。黑布的温度反演误差较大，为 3.4K，可能是因为该点的黑布铺在比较空旷的倾斜河岸上，斜坡角度对反演误差造成了较大的影响。

另外利用这三种经验关系反演的温度误差之间有什么关系呢？不同方法的温度反演精度差异是否属于算法的系统差异呢？首先分析这三种方法的  $\Delta T$  之间的关系，以 MMD 算法的  $\Delta T$  为横坐标，分别以 MMR 和 VAR 方法的  $\Delta T$  为纵坐标绘制散点图（图 4.3），分析可知，三种算法的温度误差有较强的相关性：MMR 法与 MMD 法的温度误差之间的  $R^2=0.993$ ，其回归方程为  $y=0.9505x+0.488$ ，式中  $x$  表示 MMD 法的温度误差， $y$  表示 MMR 算法的温度误差；VAR 法与 MMD 法的温度误差之间的  $R^2=0.987$ ，其回归方程为  $y=0.945x+0.0171$ ，式中  $x$  表示 MMD 法的温度误差， $y$  表示 VAR 算法的温度误差。表明不同方法之间的反演误差具有相同的趋势。不同方法反演的温度之间的平均差异小于与实测值之间的差异，因此用一种方法作为参考评价另一种方法的精度时，评价结果的可靠性依赖于参考方法的精度。

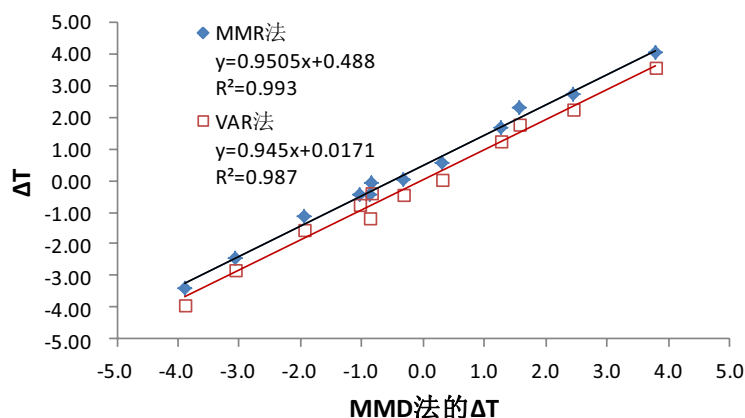


图4.3 MMR、VAR 算法反演温度误差与 MMD 算法反演温度误差散点图

图 4.4 为用这三种经验关系反演的温度图像，分析可知三幅温度图像的温度分布直方图（图 4.5）比较接近，同为双峰分布，量值上基本相当，三种温度之间的相关性非常好，相关系数达 0.97 以上，MMD、MMR、VAR 三种方法反演的温度图像均值分别为 315.9K、317.6K 和 317.4K。因此，三个温度图像均能很好的体现了研究区域的温度分布，在对温度绝对精度要求不高的情况下，三种方法均适用。

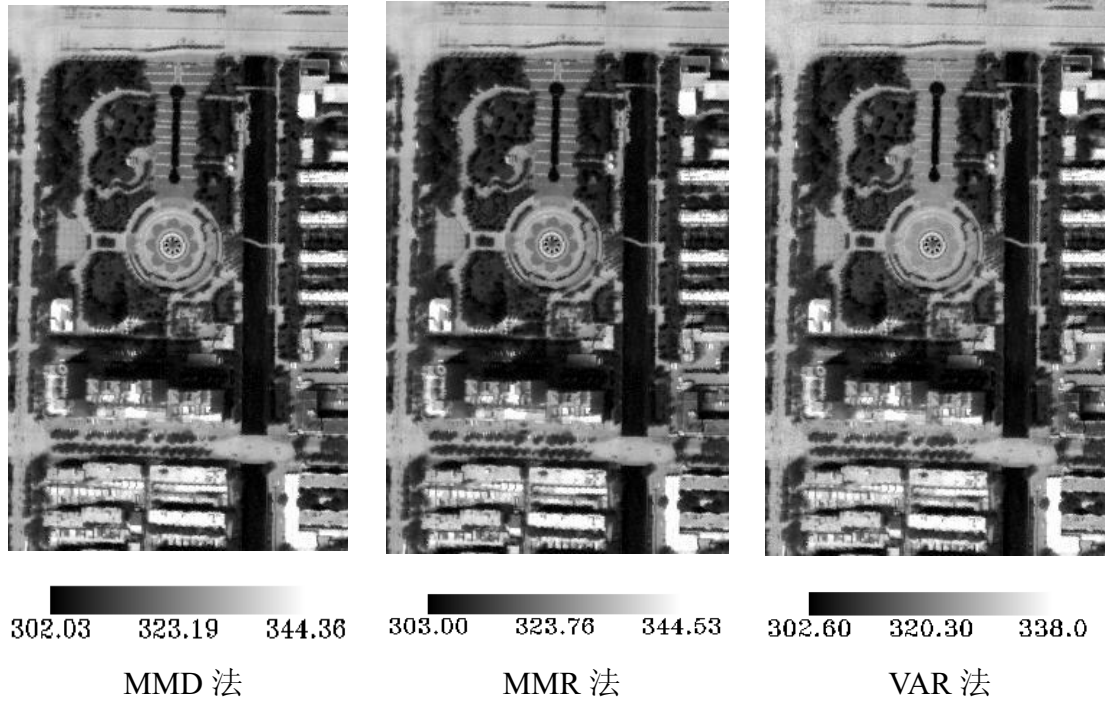


图4.4 三种经验关系反演的温度图像

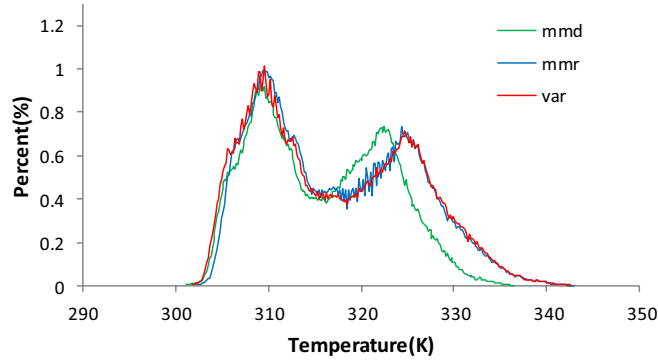


图4.5 三种经验关系反演的温度图像直方图

#### 4.1.2.2 比辐射率反演精度分析

由于实验条件的限制，地面实测的地表比辐射率主要是采用张仁华设计的便携式比辐射率测定仪。该仪器可用来测量不同地表类型的宽波段比辐射率（参考3.1.3节）。因此，为了分析地表比辐射率反演精度，需要将TASI高光谱比辐射率转换成宽波段比辐射率，转换公式如下：

$$\varepsilon_{broad} = \frac{\int_0^{\infty} f(\lambda) \varepsilon(\lambda) d\lambda}{\int_0^{\infty} f(\lambda) d\lambda} = \frac{\sum_{i=1}^N (\Delta\lambda_i \varepsilon_i)}{\sum_{i=1}^N (\Delta\lambda_i)} \quad (4.14)$$

$\varepsilon_{broad}$  表示宽波段比辐射率,  $f(\lambda)$  表示传感器的光谱响应函数,  $\varepsilon(\lambda)$  表示波长为  $\lambda$  时的地表比辐射率,  $i$  表示波段。

将 TASI 计算的地表宽波段比辐射率与地面实测宽波段比辐射率进行对比 (见表 4.2)。首先, 分析三种不同经验关系对比辐射率反演精度的影响可知, 用 VAR 方法的  $|\Delta\varepsilon|$  的均值最小, 为 0.03159; 其次是 MMD 法, 其  $|\Delta\varepsilon|$  均值为 0.03682; 而 MMR 法的  $|\Delta\varepsilon|$  均值最大, 为 0.03723。因此 VAR 方法反演的比辐射率的精度显著高于另外两种方法反演的比辐射率的精度, 而 MMD 方法与 MMR 方法之间的反演精度很接近。这一点与温度不同, MMR 反演的温度精度较高, 而 VAR 反演的比辐射率精度较高, 因此在实际应用中应结合不同的应用要求采用不同的经验关系来进行温度与比辐射率分离。

表4.2. 地表比辐射率 ( $\varepsilon$ ) 反演值和实测值对比

地物类型	实测值	MMD		MMR		VAR	
		$\varepsilon$	$\Delta\varepsilon$	$\varepsilon$	$\Delta\varepsilon$	$\varepsilon$	$\Delta\varepsilon$
炭渣跑道	0.97662	0.92974	-0.04689	0.92708	-0.04954	0.95429	-0.02234
跑道东侧操场	0.97103	0.94634	-0.02469	0.94034	-0.03069	0.95608	-0.01495
红色塑胶操场	0.99832	0.91683	-0.08149	0.91609	-0.08223	0.95727	-0.04105
足球场南边假草坪	0.97605	0.89054	-0.08550	0.89106	-0.08499	0.94728	-0.02877
绿色油毡细粉砂屋顶	0.92785	0.88171	-0.04614	0.88326	-0.04459	0.95024	0.02238
联强小区屋顶	0.95320	0.90378	-0.04942	0.90439	-0.04882	0.94229	-0.01091
油毡上有锡纸	0.76706	0.85318	0.08612	0.84612	0.07906	0.88450	0.11744
摩天轮东北方裸土	0.95930	0.95711	-0.00219	0.94962	-0.00968	0.96649	0.00719
公园内草地	0.98090	0.95135	-0.02955	0.94261	-0.03829	0.95034	-0.03056
水边南侧沥青路面	0.90000	0.89242	-0.00758	0.89462	-0.00538	0.93285	0.03285
玉米地北侧沥青路面	0.91199	0.90984	-0.00215	0.91019	-0.00180	0.94739	0.03540
公园内花岗岩路面	0.90440	0.85188	-0.05252	0.85849	-0.04591	0.90554	0.00113
慈华水泥广场	0.89922	0.92197	0.02275	0.92050	0.02128	0.95073	0.05151
某校水泥广场	0.91029	0.91744	0.00714	0.91688	0.00658	0.95162	0.04132
大理石广场	0.89869	0.91456	0.01587	0.91448	0.01579	0.94448	0.04580
黑布	0.94282	0.89419	-0.04863	0.89620	-0.04662	0.92135	-0.02148
白布	0.95028	0.93303	-0.01725	0.92866	-0.02162	0.93839	-0.01189
$ \Delta\varepsilon $ 的均值			0.03682		0.03723		0.03159
$RMSE_{\varepsilon}$			0.04597		0.04543		0.04060
$\Delta\varepsilon$ 与 $\varepsilon$ 的 $R^2$			0.6791		0.7355		0.8891

接下来, 我们分析这三种方法的  $\Delta\varepsilon$  之间的关系, 以 MMD 算法的  $\Delta\varepsilon$  为横坐标, 分别以 MMR 和 VAR 方法的  $\Delta\varepsilon$  为纵坐标绘制散点图 (图 4.6)。分析可知, 三种算法的比辐射率误差之间有较强的相关性: MMR 法与 MMD 法的  $\Delta\varepsilon$  之间的

$R^2 = 0.9916$ ，其回归方程为  $y = 0.9606x - 0.0023$ ，式中  $x$  表示 MMD 法的  $\Delta\epsilon$ ， $y$  表示 MMR 算法的  $\Delta\epsilon$ ；VAR 法与 MMD 法的  $\Delta\epsilon$  之间的  $R^2 = 0.8083$ ，其回归方程为  $y = 0.8674x + 0.0287$ ，式中  $x$  表示 MMD 法的  $\Delta\epsilon$ ， $y$  表示 VAR 算法的  $\Delta\epsilon$ 。

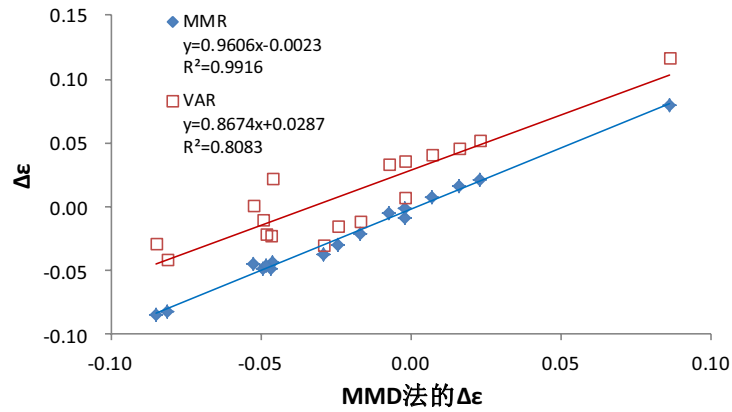


图4.6 MMR、VAR 算法反演的 $\Delta\epsilon$ 与MMD 算法反演的 $\Delta\epsilon$ 散点图

对比辐射率反演误差与比辐射率值之间的关系进行统计分析可知：MMD、MMR 和 VAR 方法的比辐射率反演误差与比辐射率真实值之间存在显著的负相关性， $R^2$  分别为 0.6791、0.7355 和 0.8891。接下来我们就以 VAR 的比辐射率结果分析不同地物的宽波段比辐射率反演精度。分析表 4.2 可知，盖有锡箔纸的油毡的反演精度最低，误差达 0.08822，其实测值仅为 0.76706。另外当比辐射率很高时反演精度也有所降低，且反演值一般要小于真实值。这是因为当地表比辐射率很低时，或比辐射率的最小值处于较高的位置，比辐射率曲线比较平坦时，该算法的反演精度会显著下降。当平均比辐射率在 0.95 左右时误差达到最小。不同方法的最优反演精度对应的平均比辐射率略有差异。

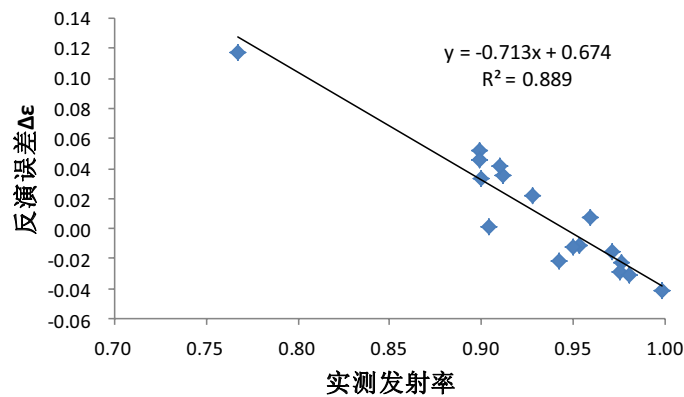


图4.7 VAR 法的比辐射率反演误差 $\Delta\epsilon$ 与实测比辐射率值的关系



TASI 的优势在于其为高光谱，因此有必要进一步分析其反演的比辐射率谱线与实际比辐射率的差异。图 4.8 显示了花岗岩 (granite)，砖块 (brick)、植被 (vegetation) 和裸土 (soil) 的比辐射率反演结果与实验室测量结果的差异，同时我们计算了几种地物比辐射率光谱曲线的  $RSME_{\varepsilon}$ 。分析可知实验室测量的比辐射率曲线与反演结果在波形上很相似，波形相关系数均达 0.8 以上，但是在数值上还是有一定差异的，这可能是由于实验室测得的样本表面比辐射率与像元尺度比辐射率有着巨大差异，且机载数据的大气效应不可能完全消除，另外实验室测量对表面粗糙度极为敏感。通过分析  $RSME_{\varepsilon}$  可知 MMD 和 MMR 法的均方根误差大于 VAR 法的均方根误差与宽波段比辐射率反演精度分析结果相同。

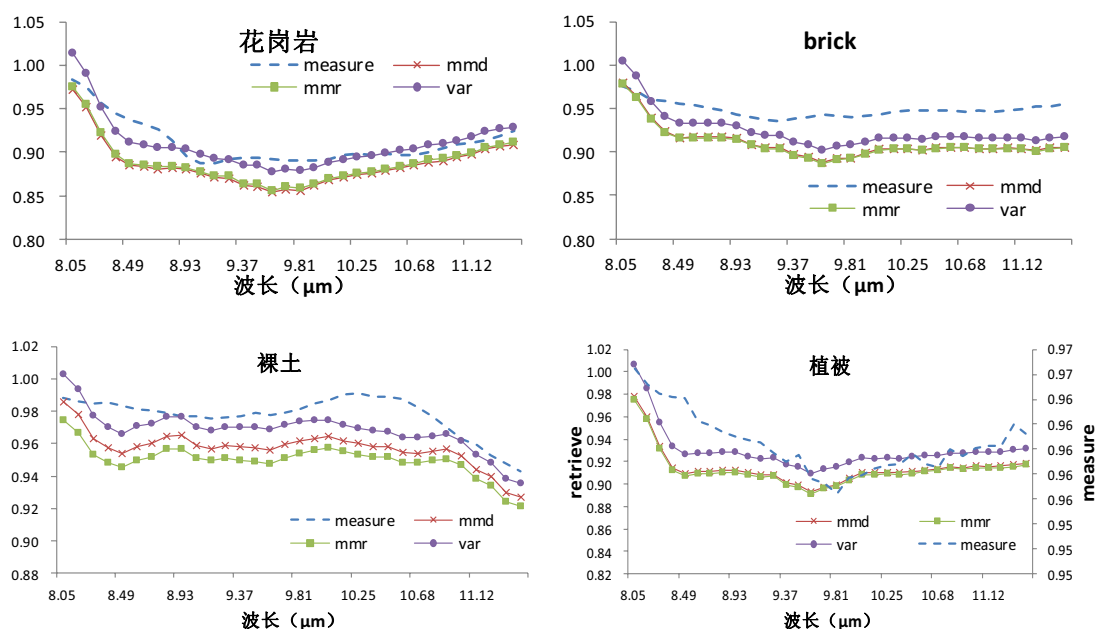


图4.8 反演所得比辐射率与实验室测得比辐射率比较

表4.3. 反演的地表比辐射率光谱的均方根误差

地物类型	指标	MMD	MMR	VAR
植被	$RMSE_{\varepsilon}$	0.048359	0.049873	0.03526
	mean	0.046919	0.048394	0.034605
花岗岩	$RMSE_{\varepsilon}$	0.027964	0.025799	0.012111
	mean	0.02506	0.022697	0.009661
砖	$RMSE_{\varepsilon}$	0.040123	0.041116	0.028375
	mean	0.038436	0.039422	0.026952
土壤	$RMSE_{\varepsilon}$	0.021486	0.028625	0.012154
	mean	0.020249	0.027789	0.010464



图 4.9 为用三种经验关系反演的研究区域的假彩色合成图像。从比辐射率的反演结果看, MMD 法和 MMR 法在量值上基本相等, 且图像层次感比较丰富, 道路建筑轮廓比较清晰, VAR 法反演的比辐射率略高, 但其图像比较模糊, 一些边界不清楚。另外, 还有一个很有意思的现象, 对于某些噪声很大的波段, 用 MMD 与 MMR 的比辐射率图像相减, 所得图像清晰, 质量很好, 但是差值图像的光谱具有明显的大气下行辐射的特征。

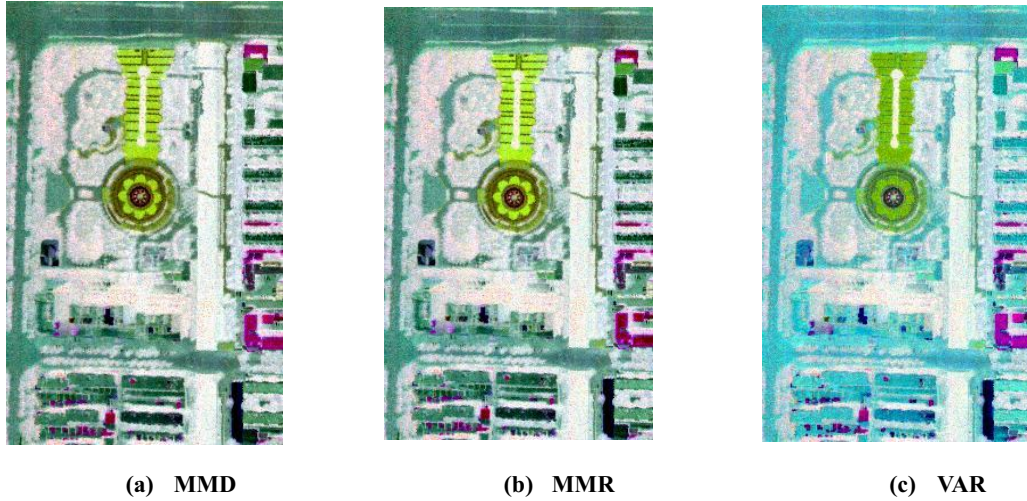


图4.9 三种经验关系反演的 Band32/22/11 波段比辐射率假彩色合成图像

#### 4.1.3 结论

本节以 Aster\_TES 算法为基础分别构建了  $\varepsilon_{\min}$  与 MMD、MMR 和 VAR 的经验关系, 结果表明三种方法反演的温度误差绝对值的均值在 2K 以内, 其中统计结果表明 MMR 法反演的温度精度最高; 比辐射率反演结果与实验室测量波谱在波形上很相似, 从地面实测和实验室测量结果来看, VAR 法的精度最高, 但是其反演的比辐射率图像质量比另外两种方法要差些。因此评价一个算法的优劣不能单纯地从地面实测结果衡量, 还需要分析获取的图像质量。综合考虑温度和比辐射率分离效果, MMR 方法要优于其他两种方法。另外不同方法反演的温度误差之间、比辐射率误差之间有显著的相关性, 表明不同方法之间的精度具有相同的趋势。由于 TASI 的空间分辨率比较高, 影像上存在大量的纯像元, 因此温度的反演结果是比较准确的, 且真实性检验的结果可靠, 可以将其应用于热惯量、蒸散模型以及城市能量平衡的研究中。

## 4.2 alpha 剩余法及改进算法研究

### 4.2.1 alpha 算法原理

Keally 和 Gahell(1990)提出了 alpha 剩余法,该方法在维恩近似的基础上,对普朗克定律取对数后得到一个近似线性的表达式。对于温度为 300K 的黑体波长在 10 $\mu\text{m}$  处使用维恩近似大约引起 1%的误差。

对于第  $i$  个波段, 维恩近似公式为:

$$B(\lambda_i, T) = \frac{c_1}{\pi \lambda_i^5 \exp(c_2 / \lambda_i T_s)} \quad (4.15)$$

根据 Keally 和 Gahell 分析, 不考虑大气辐射的影响, 对于比辐射率为  $\varepsilon_i$  的物体, 将其辐亮度  $L_i$  取自然对数得:

$$\ln L_i = \ln \varepsilon_i + \ln c_1 - \ln \pi - 5 \ln \lambda_i - c_2 / \lambda_i T_s \quad (4.16)$$

$$\text{因此,} \quad \lambda_i \ln \varepsilon_i = \lambda_i \ln L_i - \lambda_i \ln c_1 + \lambda_i \ln \pi + 5 \lambda_i \ln \lambda_i + c_2 / T_s \quad (4.17)$$

定义 alpha 谱为:

$$\alpha_i = \lambda_i \ln \varepsilon_i - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \lambda_k \ln \varepsilon_k = \lambda_i \ln L_i - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \lambda_k \ln L_k + K_i \quad (4.18)$$

其中

$$K_i = -\lambda_i \ln c_1 + \lambda_i \ln \pi + 5 \lambda_i \ln \lambda_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i \ln c_1 - \frac{\ln \pi}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i - \frac{5}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i \ln \lambda_i \quad (4.19)$$

$K_i$  可以根据传感器的波段设置和普朗克公式的相应参数直接计算获得。因此  $\alpha_i$  直接从第  $i$  通道的辐亮度测量而得, 与温度无关。该方法实际上反映比辐射率光谱曲线形状的参数, 为了准确确定比辐射率的值, 还需要其他经验公式来使方程组正则化。Keally 和 Gahell 通过引入 alpha 剩余的方差  $\delta^2$  与均值项

$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \lambda_k \ln \varepsilon_k$  的关系来确定比辐射率。从 Aster 光谱库的 86 个样本中回归建

立二者之间的关系:

$$\overline{X} = -0.085(\delta_i^2)^{2.5} \quad R^2 = 0.95 \quad (4.20)$$

因此比辐射率的最终计算公式为：

$$\varepsilon_i = \exp \left( \frac{\alpha_i + \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \lambda_k \ln \varepsilon_k}{\lambda_i} \right) \quad (4.21)$$

该方法在识别不同的岩石矿物中应用十分广泛。

#### 4.2.2 改进算法原理

没有考虑大气下行辐射的影响是  $\alpha$  剩余算法的一大缺憾，也限制了该算法的精度。本论文在 Keally 和 Gahell 研究的基础上，结合李召良和 Becker 提出的大气下行辐射纠正项对该算法进行修正，针对 TASI 数据建立了  $X = \lambda_i \ln \varepsilon_i$  的最小值  $X_{\min}$  与  $\alpha$  谱的方差 (VAR) 和极差 (Range) 之间的经验关系。以此为基础提出了改进的  $\alpha$  剩余法进行温度与比辐射率分离，进而在理论上更加完善。

##### (1) 计算 $\alpha$ 谱

假设经过大气校正已经消除了大气影响或者在地面测量的前提下，根据辐射传输理论方程，传感器获取地表的热辐射贡献为

$$L_i = \varepsilon_i B_i(T_s) + (1 - \varepsilon_i) L_{atm\downarrow,i} \quad (4.22)$$

因此，引入维恩近似和大气下行辐射修正项，方程(4.22)可改写成：

$$L_i = \varepsilon_i B_i(T_s) M_i \quad (4.23)$$

其中， $M_i$  为考虑大气下行辐射的大气下行辐射纠正项：

$$M_i = \frac{1 - L_{atm\downarrow,i} / B_i(T_s)}{1 - L_{atm\downarrow,i} / L_i} \quad (4.24)$$

将式(4.23)采用 Keally 和 Gahell 的  $\alpha$  剩余法处理，可得  $\alpha$  谱：

$$\alpha'_i = \lambda_i \ln \varepsilon_i - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \lambda_k \ln \varepsilon_k = \lambda_i \ln(L_i) - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \lambda_k \ln(L_k) + K'_i \quad (4.25)$$

$$K_i' = -\lambda_i \ln \epsilon_i + \lambda_i \ln \pi + \lambda_i \ln \lambda_i \ln \lambda_i M_{i-1}$$

其中,

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i \ln \epsilon_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i \ln \pi - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i \ln \lambda_i + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i \ln M_{i-1} \quad (4.26)$$

因此,一旦确定了 alpha 谱,则可根据公式(4.21)计算地物比辐射率值。

### (2) 大气下行辐射纠正项 $M_i$ 的计算

$M_i$  的计算需要两个重要参数  $L_{atm\downarrow,i}$  和  $B_i(T_s)$ , 其中  $L_{atm\downarrow,i}$  可以通过测量或使用 Modtran 大气辐射传输模型模拟获取,  $B_i(T_s)$  是普朗克函数, 实际应用中常选用多/高光谱通道里地表亮温最大值来代替  $B_i(T_s)$  中的地表温度  $T_s$ , 因此  $M_i$  可看成已知的, 于是(4.26)可看成与地表温度无关的。

### (3) 均值项 $\bar{X}$ 计算

运用 ASTER 和 MODIS 波谱库中提供的 274 条光谱曲线, 将它们统一转化成比辐射率曲线, 地物类型包括水体、植被、土壤、矿物、建筑材料以及部分人工地物, 基于这些数据建立样本在 TASI 波段的 alpha 谱的方差和均值项的经验关系:

$$\bar{X} = -0.1587 - 1.4838(\delta_i^2)^{0.3934} \quad R^2 = 0.78 \quad (4.27)$$

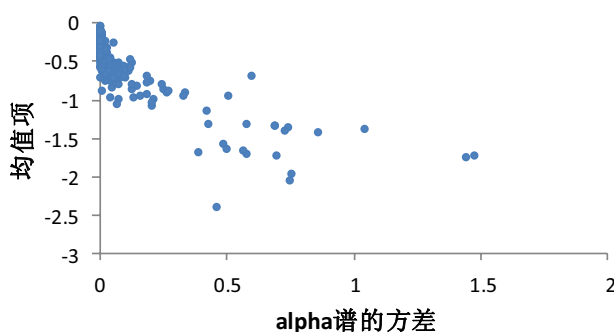


图4.10 光谱库样品在 TASI 波段的 alpha 剩余的方差和均值项的散点图

式(4.20)是 Keally 和 Gahell 针对热红外多波段扫描仪 (Thermal Infrared MultispectralScanner, TIMS) 数据的波段设置拟合的结果, 拟合的相关性很高 ( $R^2 = 0.953$ )。但是本论文作者拟合的 alpha 谱的方差和均值项的经验关系的相关性要低于 Keally 和 Gahell 的拟合结果, 原因可能与传感器波段设置、拟合所用的地物比辐射率曲线有关。这会对反演结果带来一定程度的影响。同时作者受

Aster\_TES 算法中 MMD 模块的启发，分析了  $X = \lambda_i \ln \varepsilon_i$  的最小值  $X_{\min}$  与 alpha 谱的极差（Range）之间的经验关系。步骤如下：

①将 274 条光谱数据重采样成与 TASI 波段设置相一致的比辐射率曲线。

②计算每条比辐射率曲线的 alpha 谱及每条 alpha 谱的极差，为了与 Aster\_TES 算法中的 MMD 区别，这里记为  $\text{Range} = \max(\alpha_i) - \min(\alpha_i)$ ；

③计算每种地物的  $X = \lambda_i \ln \varepsilon_i$  及其最小值  $X_{\min}$ ；

④经验关系的建立：经拟合得到如下显著指数关系：

$$X_{\min} = -1.0238\text{Range} - 0.251 \quad (r^2 = 0.9702, SD = 0.1458) \quad (4.28)$$

⑤计算均值项

$$\bar{X} = X_{\min} - \min(\alpha_i) \quad (4.29)$$

因此比辐射率的最终计算公式为：

$$\varepsilon_i = \exp\left(\frac{\alpha_i + \bar{X}}{\lambda_i}\right) \quad (4.30)$$

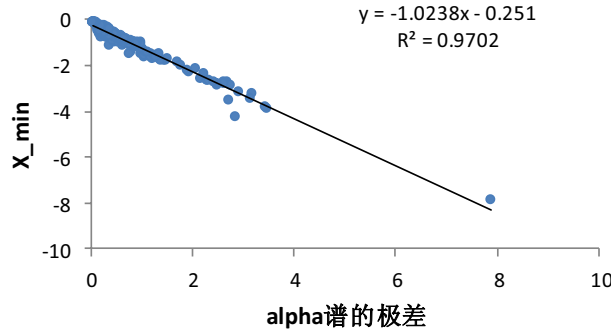


图4.11 光谱库样品在 TASI 波段的 alpha 剩余的极差和与  $X_{\min}$  的经验关系

另外，研究表明 alpha 谱的最小值与最大值的比值与  $X_{\min}$  之间没有显著的指数或线性关系。

#### （4）地表真实温度的计算

比辐射率一旦确定，接下来就是要精确计算地表温度。通过式(4.31)每个波段可获取一个温度值，而这些温度值是不同的。通常情况下认为最大比辐射率波

段的地表出射辐射受大气影响小，更接近地表真实温度，因此最大比辐射率波段获取的温度作为最终地表真实温度。

$$T_i = \frac{C_2}{\lambda_i} \left( \ln \left( \frac{C_1 \varepsilon_i}{\pi (L_i - (1 - \varepsilon_i) L_{atm \downarrow, i})} + 1 \right) \right)^{-1} \quad (4.31)$$

### (5) 算法流程

Alpha 剩余法改进算法的计算流程如图 4.12。步骤如下：

① 首先通过热红外辐亮度数据根据普朗克公式计算地表亮度温度，取其最大值作为地表温度的初始值  $T_0$ ；

② 运用大气下行辐射和初始温度根据公式(4.24)计算大气下行辐射纠正项；运用公式(4.25)和公式(4.26)计算像元的 alpha 谱；

③ 根据均值项的计算方法计算均值项  $\bar{X}$ ，进而计算地物比辐射率光谱曲线；

④ 运用上述的地表真实温度的计算方法获取地表真实温度；

⑤  $j = j + 1$ （为迭代次数），重复②~④，直到  $T_{j+1} - T_j < NE\Delta T$  或者运算次数超过预定循环次数。 $NE\Delta T$  为前后两次迭代获取的温度差值阈值，由作者根据实际应用精度设定。

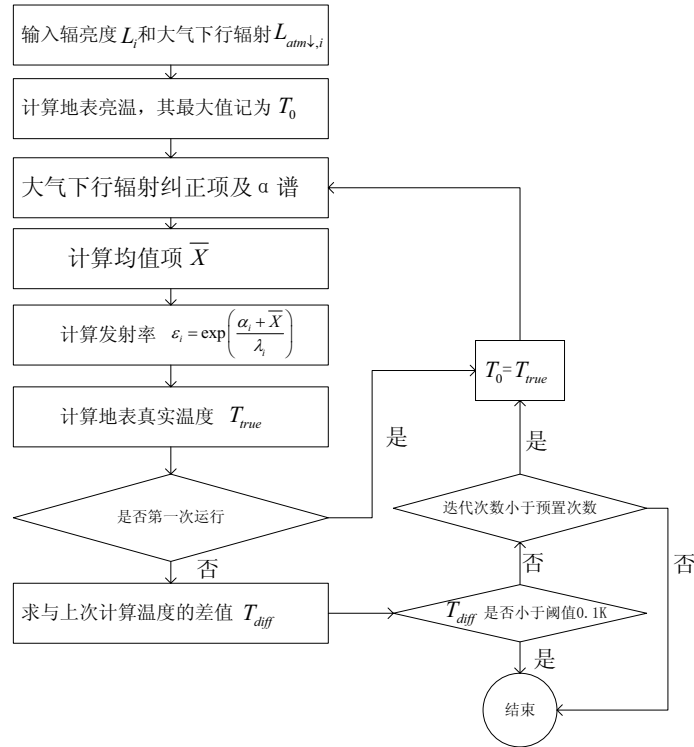


图4.12 改进 alpha 算法流程图

### 4.2.3 算法的敏感性分析

首先，讨论算法中维恩近似导致的温度偏差：

图 4.13 是理想黑体条件下维恩近似导致的黑体辐射差异，分析表明在相同的温度下，采用维恩近似计算的黑体辐射与 plank 函数计算的黑体辐射的差异逐渐加大，当波长为  $11.5\mu\text{m}$  时相对误差最大为 1.51%，用该波段下的维恩近似结果计算黑体温度，能引起 1K 左右的误差；图 4.14 为当波长为  $10\mu\text{m}$  时维恩近似计算的黑体辐射与 plank 计算的黑体辐射差异随温度的变化，结果表明随着温度的增加，相对误差逐渐增加，当温度为 320K 时的相对误差为 1.12%，此时用维恩近似计算的黑体辐射计算温度能引起 0.78K 的误差。

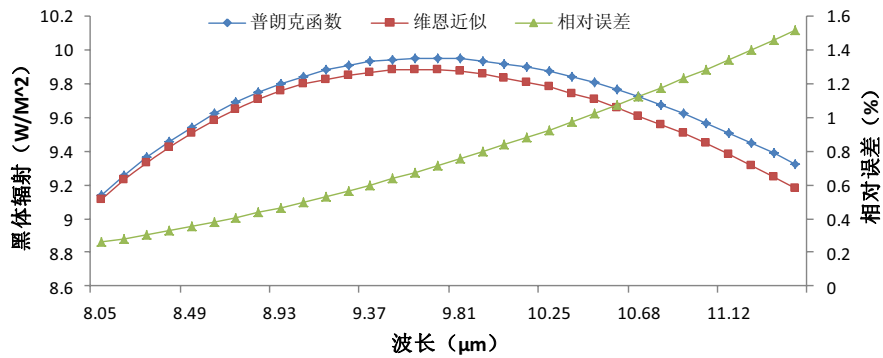


图4.13 温度为 300K 时维恩近似导致的黑体辐射的误差

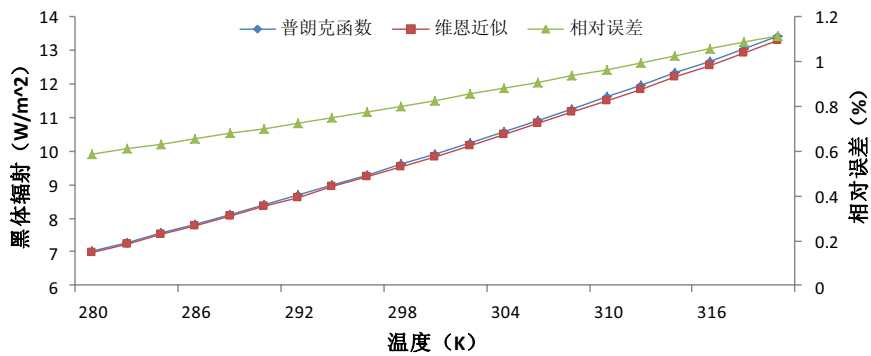


图4.14 波长为  $10\mu\text{m}$  时维恩近似导致的黑体辐射的误差

下面分析  $M_i$  对温度变化的敏感性：

采用 Modtran 模拟的 2010 年 8 月 15 日的大气下行辐射，假设地表真实温度为 300K，计算当温度从 295 到 305K，变化间隔为 1K 时的  $M_i$  系列值，并分析其变化规律。图 4.15 为地表亮温从 295 到 305K 间隔为 1K 时计算大气辐射纠正项

随波长的变化,分析可知其变化趋势与大气下行辐射的变化趋势很接近。图 4.16 为当亮度温度为 295 和 305K 时计算的大气下行辐射纠正项的最大相对变化,分析可知其相对变化曲线也与大气下行辐射接近,其最大相对变化不超过 0.2%。因此我们可以断定  $M_i$  对温度的变化不敏感,用多/高光谱通道里地表亮度最大值来计算  $M_i$  能满足计算精度要求。

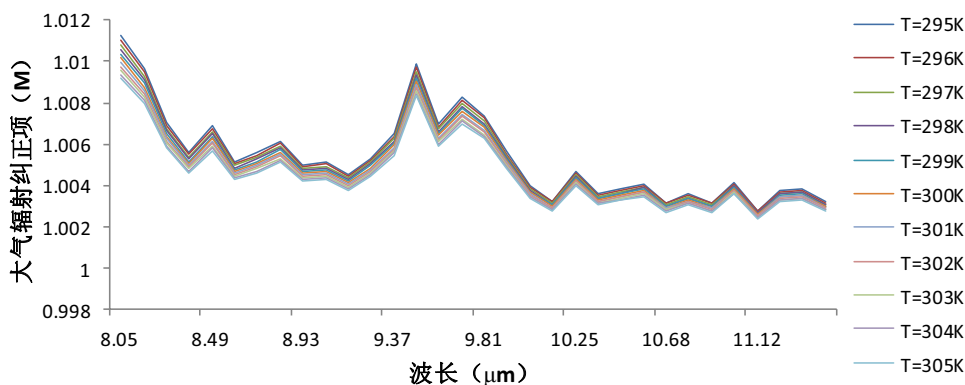


图4.15 不同地表亮度下计算的大气辐射纠正项

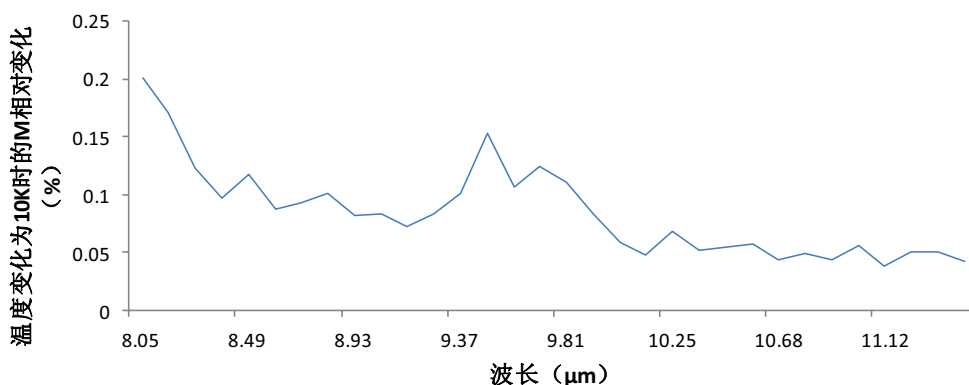


图4.16 地表亮温为 295 和 305K 时大气辐射纠正项最大相对变化

#### 4.2.4 TASI 数据的反演精度分析

按照 Aster\_TES 算法中的温度精度分析模式,建立表 4.4。分析两种经验关系对温度反演精度的影响:  $\alpha$  谱的最大最小值差 (Range) 建立的经验关系反演的温度误差绝对值  $|\Delta T|$  的均值 2.2K, 略大于用 VAR 法反演的温度误差绝对值  $|\Delta T|$  的均值 (2.1K)。与 Aster\_TES 算法精度相比,  $\alpha$  算法反演的温度精度低



于 Aster\_TES 算法。这可能是算法中的维恩近似和大气纠正项的计算误差引起的。相关性分析表明,两种经验关系反演的温度误差具有很高的相关性:  $R^2 = 0.9925$ 。

表4.4. 温度反演结果与实测结果比较 (单位: K)

地物类型	实测值	Range		VAR	
		温度	$\Delta T$	温度	$\Delta T$
柏林小区屋顶	302.6	305.2	2.6	306.1	3.5
联强小区屋顶	304.4	303.5	-0.9	304.3	-0.1
慈华水泥广场	305.0	305.1	0.1	305.8	0.8
沥青路面	316.2	312.3	-4.0	312.5	-3.8
水泥路面	304.0	305.3	1.3	306.1	2.1
农田内草地	304.0	301.7	-2.3	302.2	-1.7
玉米	295.7	292.6	-3.1	293.0	-2.7
公园内草地	295.8	293.7	-2.1	294.0	-1.8
公园内花岗岩路面	297.1	295.7	-1.4	296.2	-0.9
公园内水体	299.3	296.9	-2.4	296.9	-2.4
河水温度	299.2	299.3	0.1	299.4	0.3
黑布	311.2	306.4	-4.8	306.6	-4.6
白布	307.9	304.9	-3.0	305.1	-2.8
$\Delta T$  的均值			2.2		2.1
$RMSE\_T$			2.5		2.5

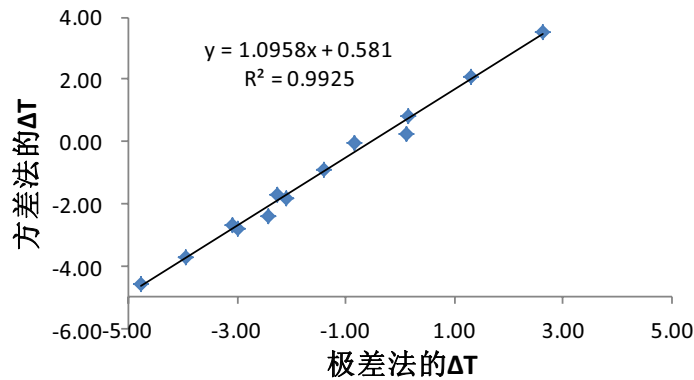


图4.17 VAR 算法反演温度误差与 Range 算法反演温度误差散点图

图 4.18 为 alpha 剩余法反演的温度图像,分析可知两幅温度图像的温度分布范围比较接近,其直方图(图 4.19)为双峰分布,Range、VAR 三种方法反演的温度图像均值分别为 315.2K、315.6K,量值上基本相当,他们之间的相关性非常好,相关系数达 0.9997 以上。两幅图像的空间纹理比较清晰,噪声较少。因此,两种方法温度图像均能很好的体现了研究区域的温度分布,但其温度绝对精度不高。

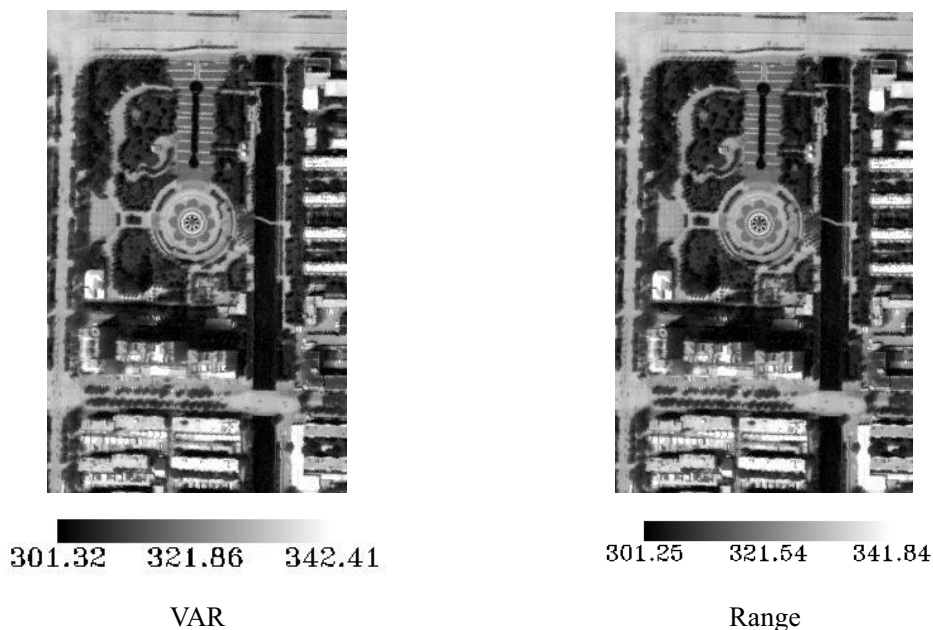


图4.18 Alpha 剩余法反演的温度图像

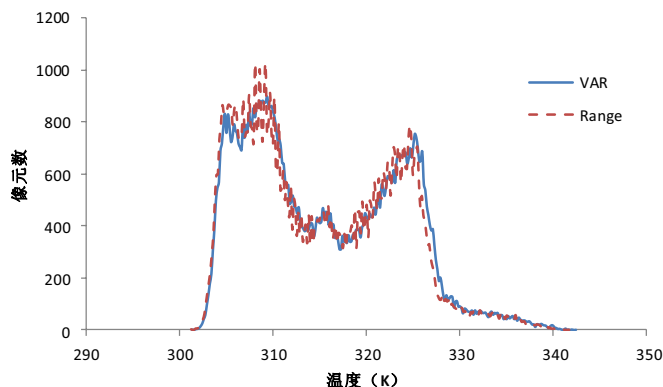


图4.19 Alpha 剩余法的两种经验关系反演的温度图像直方图比较

对于比辐射率反演精度的分析，结合本研究的数据条件，本章节依然从两个角度分析：宽波段地表比辐射率和比辐射率光谱曲线两个角度。首先将 alpha 算法反演 TASI 比辐射率转换成宽波段比辐射率与地面实测宽波段比辐射率进行对比（见表 4.5）。同样，首先分析两种不同经验关系对比辐射率反演精度的影响：分析比辐射率误差绝对值的均值可知：用 VAR 方法的  $|\Delta\epsilon|$  的均值较小，为 0.03481，比极差法小 0.00949。统计分析表明，两组数据之间有显著性差异，这表明 VAR 方法的反演精度高于极差法的反演精度。同样，alpha 剩余算法的比辐射率反演误差  $\Delta\epsilon$  与地表实测比辐射率呈显著负相关（图 4.20 和图 4.21）。极差法的比辐射率反演误差与实测地物比辐射率的  $R^2 = 0.7998$ ，VAR 法的比辐射率反

演误差与实测地物比辐射率的  $R^2 = 0.8586$ 。另外, 比辐射率为 0.767 的盖有锡箔纸的油毡的反演误差最大, 为 0.0910; 高比辐射率的红色塑胶操场的比辐射率反演误差高达-0.07069, 这表明该方法同样不适合于过低/过高比辐射率地表温度和比辐射率的反演。

表4.5. 地表比辐射率反演值和实测值对比

地物类型	实测值	Range		VAR	
		比辐射率	$\Delta\epsilon$	比辐射率	$\Delta\epsilon$
炭渣跑道	0.97662	0.92042	-0.05621	0.94586	-0.03077
跑道东侧操场	0.97103	0.93451	-0.03652	0.95056	-0.02046
红色塑胶操场	0.99832	0.91072	-0.08760	0.92763	-0.07069
足球场南边假草坪	0.97605	0.88970	-0.08635	0.91315	-0.06290
绿色油毡细粉砂屋顶	0.92785	0.88202	-0.04584	0.91558	-0.01227
联强小区屋顶	0.95320	0.90063	-0.05257	0.92237	-0.03083
油毡上有锡纸	0.76706	0.86047	0.09340	0.85805	0.09098
摩天轮东北方裸土	0.95930	0.94383	-0.01547	0.95361	-0.00569
公园内草地	0.98090	0.93148	-0.04942	0.94889	-0.03201
水边南侧沥青路面	0.90000	0.88939	-0.01061	0.92050	0.02050
玉米地北侧沥青路面	0.91199	0.90468	-0.00731	0.92511	0.01312
公园内花岗岩路面	0.90440	0.85496	-0.04945	0.91740	0.01299
慈华水泥广场	0.89922	0.91486	0.01564	0.94097	0.04175
某校水泥广场	0.91029	0.91131	0.00102	0.93655	0.02625
大理石广场	0.89869	0.90830	0.00961	0.92777	0.02909
黑布	0.94282	0.89050	-0.05233	0.91480	-0.02802
白布	0.95028	0.92305	-0.02723	0.94351	-0.00677
$ \Delta\epsilon $			0.04097		0.03148
$RMSE_{\epsilon}$			0.04990		0.03883
$\Delta\epsilon$ 与 $\epsilon$ 的 $R^2$			0.7998		0.8586

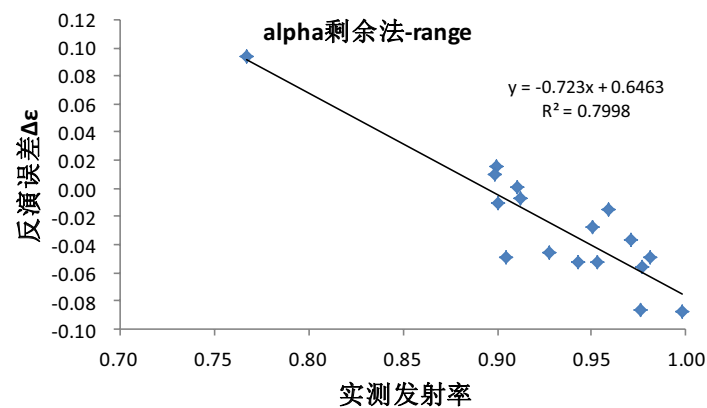


图4.20 极差法的比辐射率反演误差与实测地物比辐射率的关系

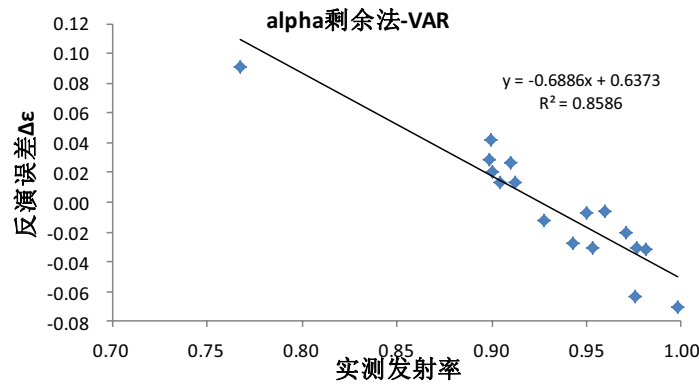


图4.21 VAR 法的比辐射率反演误差与实测地物比辐射率的关系

进一步分析其反演的比辐射率曲线与实际比辐射率光谱的差异。0 结果显示了花岗岩 (granite)，砖块 (brick)、植被 (vegetation) 和裸土 (soil) 的比辐射率反演与实测比辐射率曲线，分析可知反演的比辐射率曲线与实测比辐射率在波形上有显著的相似性，而且不同算法反演的比辐射率曲线形状更相似，但是他们之间在数值上还是存在一定差异的。同时我们计算了几种地物比辐射率光谱曲线的  $RSME_{\varepsilon}$ ，分析可知对于植被、土壤、砖块而言，VAR 法的均方根误差小于 Range 法的均方根误差，这与宽波段比辐射率反演精度分析结果是一致的。

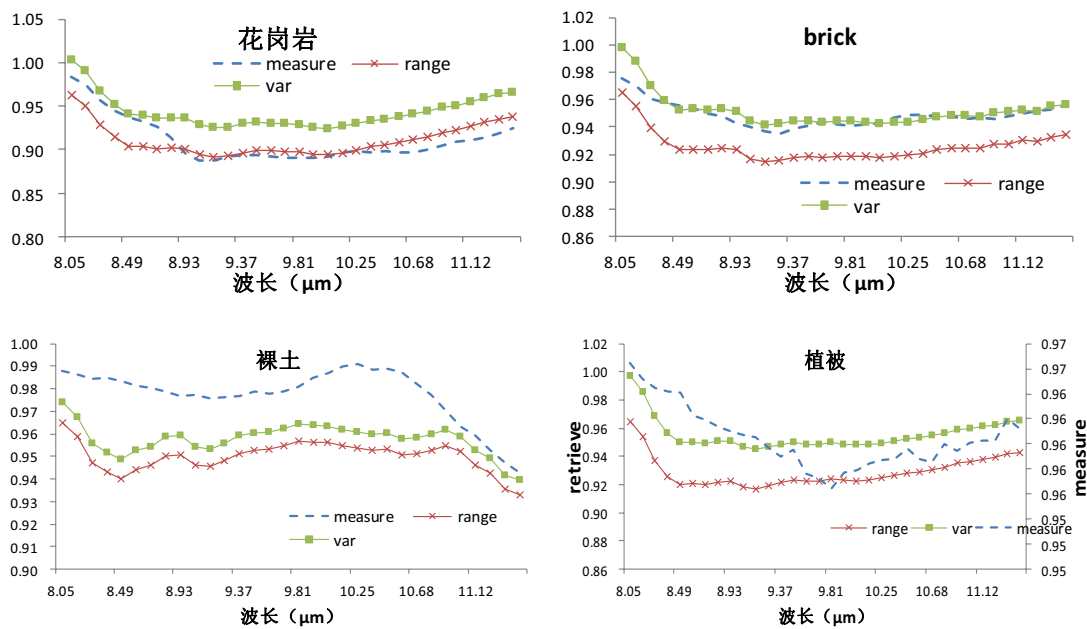


图4.22 反演所得比辐射率与实验室测得比辐射率比较

表4.6. 反演的地表比辐射率光谱的均方根误差

地物类型	指标	range	var
植被	$RMSE_{\varepsilon}$	0.03279	0.01086
	mean	0.03137	0.00897
花岗岩	$RMSE_{\varepsilon}$	0.01572	0.03456
	mean	0.01265	0.03214
砖	$RMSE_{\varepsilon}$	0.02337	0.00640
	mean	0.02295	0.00415
土壤	$RMSE_{\varepsilon}$	0.02901	0.02175
	mean	0.02751	0.01990

#### 4.2.5 小结

本节针对  $\alpha$  剩余法温度与比辐射率分离的缺点进行了改进，增加了大气纠正项和维恩近似纠正项。算法敏感性分析结果表明，大气下行辐射纠正项对初始温度精度要求不高。但是大气下行辐射在辐射传输方程中为加性因子，而大气纠正项近似为乘性因子，这也为算法带来一定误差。因此该算法的温度和比辐射率精度均低于 Aster\_TES 算法。建议尽量不要使用  $\alpha$  算法从 TASI 数据从反演地标温度和比辐射率。

### 4.3 ISSTES 算法

#### 4.3.1 ISSTES 算法描述

ISSTES 算法的基本思想：对于高光谱热红外比辐射率而言，地表比辐射率光谱曲线要比大气下行辐射和上行辐射平滑的多，精确的地表温度能很好地消除比辐射率中的大气辐射的影响。给定一个温度的变化范围，通过不断调整温度，当误差评价函数的值最小时对应的温度就是目标温度的最佳估值，再通过热红外的辐射传输方程计算就可以得到地表的比辐射率光谱。基于以上假设，ISSTES 算法发展了一系列误差评价函数（见表 4.7）作为代价函数。

该方法对噪声是比较敏感的：以二阶差分为例，当没有噪声存在时光谱平滑指数随温度变化曲线如图 4.23，此时比较容易确定最佳光谱曲线及其对应的温度；当比辐射率光谱存在噪声时（图 4.24），比辐射率光谱曲线的光谱平滑指数在最小值两侧随温度变化平缓，这就增加了反演地标真实温度的难度，使找到的最小光谱平滑指数对应的温度的精度降低。

表4.7. ISSTES 算法的误差评价函数

描述	误差评价函数
辐亮度残差	$E^2 = \sum_n (L_{s,i} - L'_{s,i})^2 \quad (4.32)$ <p>其中 <math>L_{s,i}</math> 为大气校正后的传感器测得地表辐亮度。<math>E^2</math> 最小时对应的比辐射率和温度为最终结果。</p>
温度阈值	$f(T_{opt}) = \left[ \frac{T_{opt} - T_{mean}}{2\Delta T} \right]^{10} \quad (4.33)$ <p>以满足某一温度变化范围为作为最优温度的选择条件</p>
方差	$f = \sum_{i=2}^K (\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})^2 \quad (4.34)$ <p>K 为传感器的波段数</p>
一阶差分	$f = \sum_{i=2}^K (\varepsilon_{i-1} - \varepsilon_i)^2 \quad (4.35)$ <p>K 为传感器的波段数</p>
二阶差分	$f = \sum_{i=3}^K (\varepsilon_{i-2} - 2\varepsilon_{i-1} + \varepsilon_i)^2 \quad (4.36)$ <p>K 为传感器的波段数</p>
相关系数 (R)	$R = \frac{E(XY) - E(X)E(Y)}{\sqrt{E(X^2) - E^2(X)}\sqrt{E(Y^2) - E^2(Y)}} \quad (4.37)$ <p>即比辐射率 (X) 与大气下行辐射 (Y) 的相关系数具有最小相关性对应的地表温度即为地表温度的最佳估值</p>

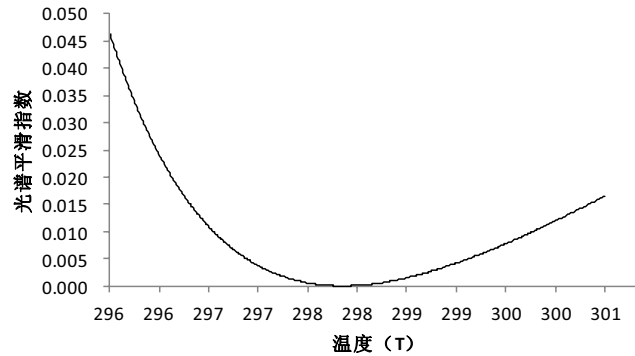


图4.23 没有噪声存在时光谱平滑指数随温度变化曲线

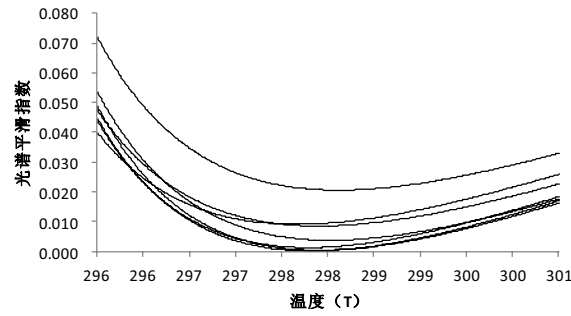


图4.24 同一信号在不同噪声水平下光谱平滑指数随温度变化曲线

#### 4.3.2 ISSTES 算法的结果分析

本研究分别运用比辐射率的方差、一阶差分、二阶差分和比辐射率与大气下行辐射的相关系数作为最优温度的选择标准进行了研究。表 4.8 为反演的温度结果。分析表明，一种方法并不是在所有情况下对每种地物精度都高或者都低，但是从平均精度来看，二阶差分法效果最好，该方法反演的 $|\Delta T|$ 均值为 1.5K。表 4.9 显示了比辐射率反演误差，分析表明用几种方法获取的比辐射率的精度都很低，其中精度最高是二阶差分法，比辐射率平均误差为 0.07715。图 4.25 为不同方法反演的比辐射率曲线与实验室测量曲线的差异，结果显示不同方法反演的比辐射率曲线的波形相似，但是比辐射率值差异较大，表 4.10 为反演比辐射率光谱与实验室测量比辐射率光谱之间的  $RMSE_{\varepsilon}$ ，分析可知二阶差分的反演精度要高于其他方法。因此 ISSTES 算法获取的比辐射率只能看作比辐射率的谱形，提高比辐射率值的反演精度还需要与其他模块相结合。

表4.8. 温度反演结果与实测结果比较（单位：K）

地物类型	实测值	相关系数法		方差法		一阶差分法		二阶差分法	
		温度	$\Delta T$	温度	$\Delta T$	温度	$\Delta T$	温度	$\Delta T$
柏林小区屋顶	302.6	308.3	5.7	309.1	6.5	307.8	5.2	306.3	3.7
联强小区屋顶	304.4	305.9	1.5	306.4	2.0	305.9	1.5	304.4	0.0
愁华水泥广场	305.0	308.0	3.0	308.5	3.5	307.7	2.8	306.7	1.8
沥青路面	316.2	314.2	-2.0	315.5	-0.8	315.7	-0.5	317.7	1.5
水泥路面	304.0	308.1	4.2	308.9	4.9	307.9	3.9	306.9	2.9
农田内草地	304.0	303.7	-0.3	304.0	0.0	303.2	-0.8	303.2	-0.8
玉米	295.7	294.1	-1.6	294.1	-1.6	293.6	-2.1	293.1	-2.6
公园内草地	295.8	295.2	-0.7	295.2	-0.7	294.7	-1.2	294.7	-1.2
公园内花岗岩路面	297.1	297.0	-0.1	297.3	0.2	296.3	-0.8	295.8	-1.3
公园内水体	299.3	297.4	-1.9	297.2	-2.2	297.2	-2.2	297.7	-1.7
河水温度	299.2	300.6	1.5	300.9	1.7	300.4	1.2	300.4	1.2



黑布	311.2	307.4	-3.8	307.9	-3.3	308.6	-2.5	310.9	-0.3
白布	307.9	306.4	-1.5	307.2	-0.7	305.7	-2.2	307.2	-0.7
$\Delta T$  的均值			2.1	2.2	2.1	2.1	1.5		
$RMSE\_T$			2.7	2.8	2.4	2.4	1.8		

表4.9. 不同误差指标 ISSTES 算法反演比辐射率结果与实测结果比较

地物类型	实测值	$\Delta \epsilon$			
		相关系数法	方差法	一阶差分法	二阶差分法
炭渣跑道	0.97662	-0.10550	-0.11828	-0.12219	-0.08377
跑道东侧操场	0.97103	-0.05887	-0.07748	-0.09351	-0.08293
红色塑胶操场	0.99832	-0.14795	-0.14795	-0.14795	-0.14795
足球场南边假草坪	0.97605	-0.14138	-0.14138	-0.14138	-0.14138
绿色油毡细粉砂屋顶	0.92785	-0.10053	-0.10053	-0.10053	-0.10053
联强小区屋顶	0.95320	-0.11071	-0.11118	-0.11118	-0.11118
油毡上有锡纸	0.76706	0.03558	0.03558	0.03558	0.03558
摩天轮东北方裸土	0.95930	-0.04272	-0.04949	-0.06466	-0.05156
公园内草地	0.98090	-0.04931	-0.06488	-0.08116	-0.05733
水边南侧沥青路面	0.90000	-0.06880	-0.06880	-0.06880	-0.06444
玉米地北侧沥青路面	0.91199	-0.06690	-0.06690	-0.06690	-0.06690
公园内花岗岩路面	0.90440	-0.10429	-0.10429	-0.10429	-0.10010
慈华水泥广场	0.89922	-0.03353	-0.04760	-0.04760	-0.03982
某校水泥广场	0.91029	-0.05277	-0.06074	-0.06074	-0.05142
大理石广场	0.89869	-0.05155	-0.05155	-0.05155	-0.05155
黑布	0.94282	-0.11150	-0.11150	-0.11150	-0.11150
白布	0.95028	-0.07790	-0.09242	-0.06318	-0.01355
$\Delta \epsilon$  的均值		0.07999	0.08533	0.08663	0.07715
$RMSE\_ \epsilon$		0.08728	0.09137	0.09241	0.08527

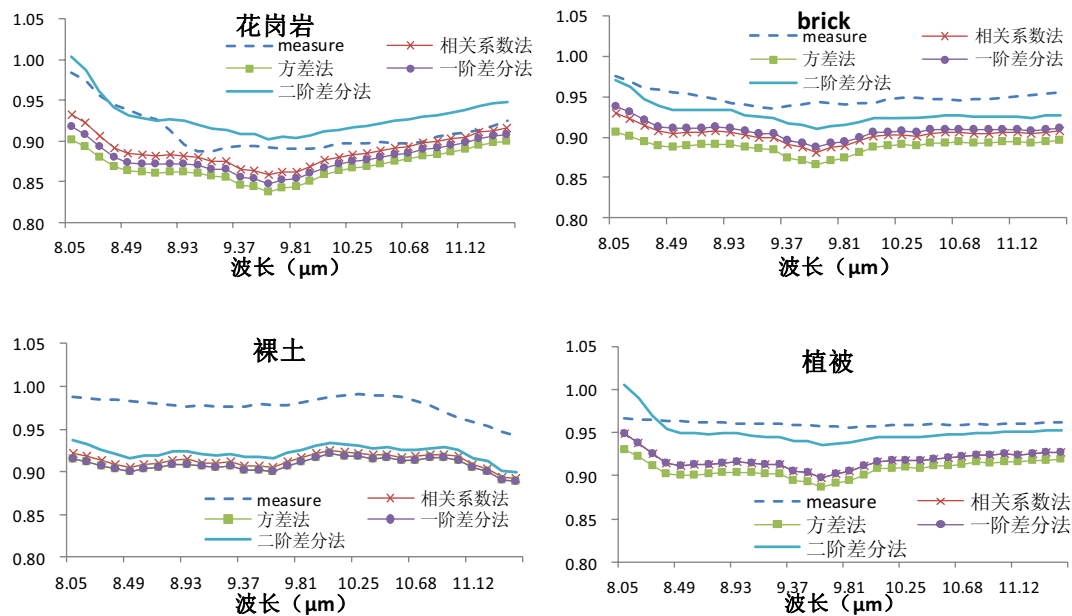


图4.25 反演所得比辐射率与实验室测得比辐射率比较



表4.10. 反演的地表比辐射率光谱的均方根误差

地物类型	指标	相关系数法	方差法	一阶差分法	二阶差分法
花岗岩	$RMSE_{\varepsilon}$	0.02837	0.04667	0.03744	0.02107
	mean	0.02260	0.04188	0.03232	0.01906
植被	$RMSE_{\varepsilon}$	0.04348	0.05382	0.04348	0.01549
	mean	0.04259	0.05308	0.04259	0.01421
砖	$RMSE_{\varepsilon}$	0.04579	0.06047	0.04085	0.02126
	mean	0.04545	0.06008	0.04049	0.02018
土壤	$RMSE_{\varepsilon}$	0.06504	0.06976	0.06976	0.05549
	mean	0.06451	0.06921	0.06921	0.05500

#### 4.4 基于噪声分离的 ISSTES 改进算法 (NSTES)

##### 4.4.1 算法改进的理论基础

根据热辐射传输方程，星载/机载热红外传感器接收到的热辐射可表述成式(4.38)的形式，即地表发射的热辐射、反射的大气下行辐射以及大气上行辐射的总和。

$$L_i = \tau_i \varepsilon_i B_i(T_s) + \tau_i (1 - \varepsilon_i) L_{atm\downarrow,i} + L_{atm\uparrow,i} \quad (4.38)$$

实际上该方程是不闭合的，因为传感器记录的热辐射还包括了仪器本身的噪声、像元临近效应以及大气参数的不确定性等。这里将这些统称为噪声，记为  $N$ ，则方程(4.38)可以改写成：

$$L_i = \tau_i \varepsilon_i B_i(T_s) + \tau_i (1 - \varepsilon_i) L_{atm\downarrow,i} + L_{atm\uparrow,i} + N \quad (4.39)$$

如果令  $L_{s,i} = \varepsilon_i B_i(T_s) + (1 - \varepsilon_i) L_{atm\downarrow,i}$ ，则

$$L_i = \tau_i L_{s,i} + L_{atm\uparrow,i} + N, \text{ 即:}$$

$$L_{s,i} = \frac{L_i - L_{atm\uparrow,i}}{\tau_i} - \frac{N}{\tau_i} \quad (4.40)$$

从式(4.40)可知，星载/机载热红外高光谱数据的大气校正过程中，噪声有放大趋势，即由于大气透过率的不同，相同的噪声水平对温度与比辐射率分离结果的影响也是不同的。于是，地表比辐射率的计算公式可改写成：

$$\varepsilon_i = \frac{L_{s,i} - L_{atm\downarrow,i}}{B_i(T_s) - L_{atm\downarrow,i}} + \frac{N}{\tau_i (B_i(T_s) - L_{atm\downarrow,i})} \quad (4.41)$$

实际应用中，噪声很难精确获取。这里我们依然采用式(4.3)计算比辐射率光谱，并用移动平均法处理，以减小噪声项的影响。去噪后的比辐射率光谱记为  $\varepsilon_i'$ ，然后选择合适的代价函数，代价函数值最小的比辐射率曲线对应的温度为最优温度，该比辐射率为最优比辐射率光谱。

实际上 ISSTES 算法也只是获取了地物比辐射率的谱形，如果用该结果作为最终比辐射率结果会导致较大误差，其中最重要的体现就是部分波段比辐射率值大于 1，因此为了准确确定比辐射率的值，我们还需要通过其他经验约束，比如前面提到的 MMD、MMR 经验关系等。

本文将此方法称为基于噪声分离的光谱平滑迭代算法（Noise Separation Based Iterative Spectrally Smooth Temperature and Emissivity Separation, NSTES）。

#### 4.4.2 算法流程

- （1）像元初始温度( $T_{ini}$ )的估算：首先计算所有通道测量的辐亮度值对应的黑体温度（亮温），然后选取所有波段中的最大亮温作为像元初始输入温度；
- （2）初始化温度变化步长  $T_{step}$ ；给定温度范围，生成温度梯度数组；
- （3）根据式(4.3)计算每个温度对应比辐射率光谱曲线；
- （4）比辐射率光谱滤波：比辐射率光谱滤波是本算法的关键步骤。噪声的去除程度将决定反演温度精度能提高的程度；
- （5）计算不同温度下的代价函数值（参考表 4.7）。
- （6）选择代价函数最小的温度作为最优温度  $T_{opt}$ 。
- （7）将最优温度  $T_{opt}$  代入方程(4.3)计算地表比辐射率，该曲线只能视为比辐射率波谱的形状，而不能视为绝对值；
- （8）利用 Aster\_TES 算法中建立的 MMD 经验关系计算比辐射率的绝对数值。

#### 4.4.3 数据源

本研究采用两种数据源，一种是航空高光谱热红外数据（TASI），TASI 数据在第三章已有详细介绍，本节不在赘述；另一种是用光谱库数据模拟生成的模拟数据集。

模拟数据集生成：Aster 和 modis 光谱库提供了大量不同类型地物比辐射率曲线，我们选取土壤、植被、银漆、铝等不同地物比辐射率曲线，并采用标准大气模式生成地表出射和大气下行辐射，分别给他们添加不同程度的噪声，产生不同噪声水平的模拟数据集。大气下行辐射使用大气辐射传输模式 MODTRAN4.0 模拟。用标准大气模式下观测天顶角为 57 度的方向辐射代替整个上半球空间的大气下行辐射，传感器接收到的辐亮度使用公式(4.39)计算，地物温度设置为 298K，分别添加均值为 0，方差为  $3.14 \times 10^{-3} \text{w/m}^2/\text{sr}$  到  $3.14 \times 10^{-2} \text{w/m}^2/\text{sr}$  的高斯噪声。为表述方便，采用模拟数据进行精度分析时，ISSTES 算法及 NSTES 算法选择二阶差分作为代价函数。

#### 4.4.4 结果与分析

##### 4.4.4.1 噪声对反演精度的影响

本研究以植被比辐射率曲线为例，计算样本的比辐射率均方根误差和温度偏差（图 4.26）。研究表明，当噪声辐亮度小于  $9 \times 10^{-3} \text{w/m}^2/\text{sr}$  时，三种算法精度虽有差异但整体反演精度都很高：Aster\_TES、ISSTES 算法、以及 NSTES 算法反演温度偏差分别为 0.02K、0.01K，0.0076K。Aster\_TES 和 ISSTES 算法反演的温度偏差随着噪声增加而逐渐增加。其中，当噪声水平为  $3.14 \times 10^{-2} \text{w/m}^2/\text{sr}$  时，Aster\_TES 算法温度偏差最大，为 0.38K，其次是 ISSTES 算法，其最大温度偏差为 0.12K。而 NSTES 算法的温度偏差维持在低水平上，反演温度偏差变化范围为 0.0035K-0.01K。因此 NSTES 算法的温度反演精度得到显著提高，有较强的抗噪声能力。

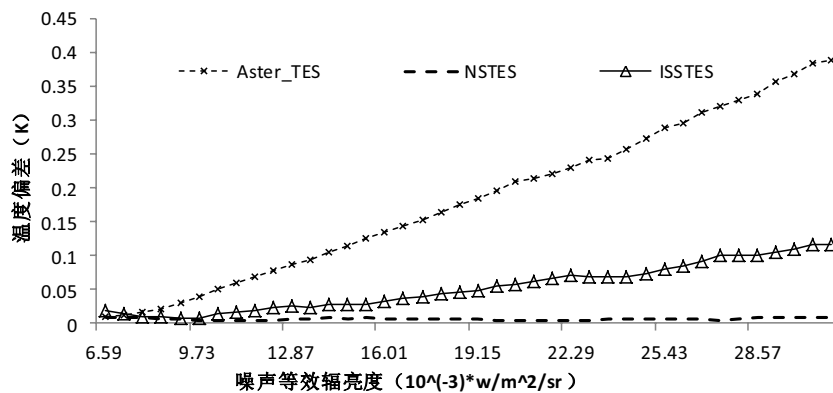


图4.26 298K 时植被温度与比辐射率分离的模拟结果对比

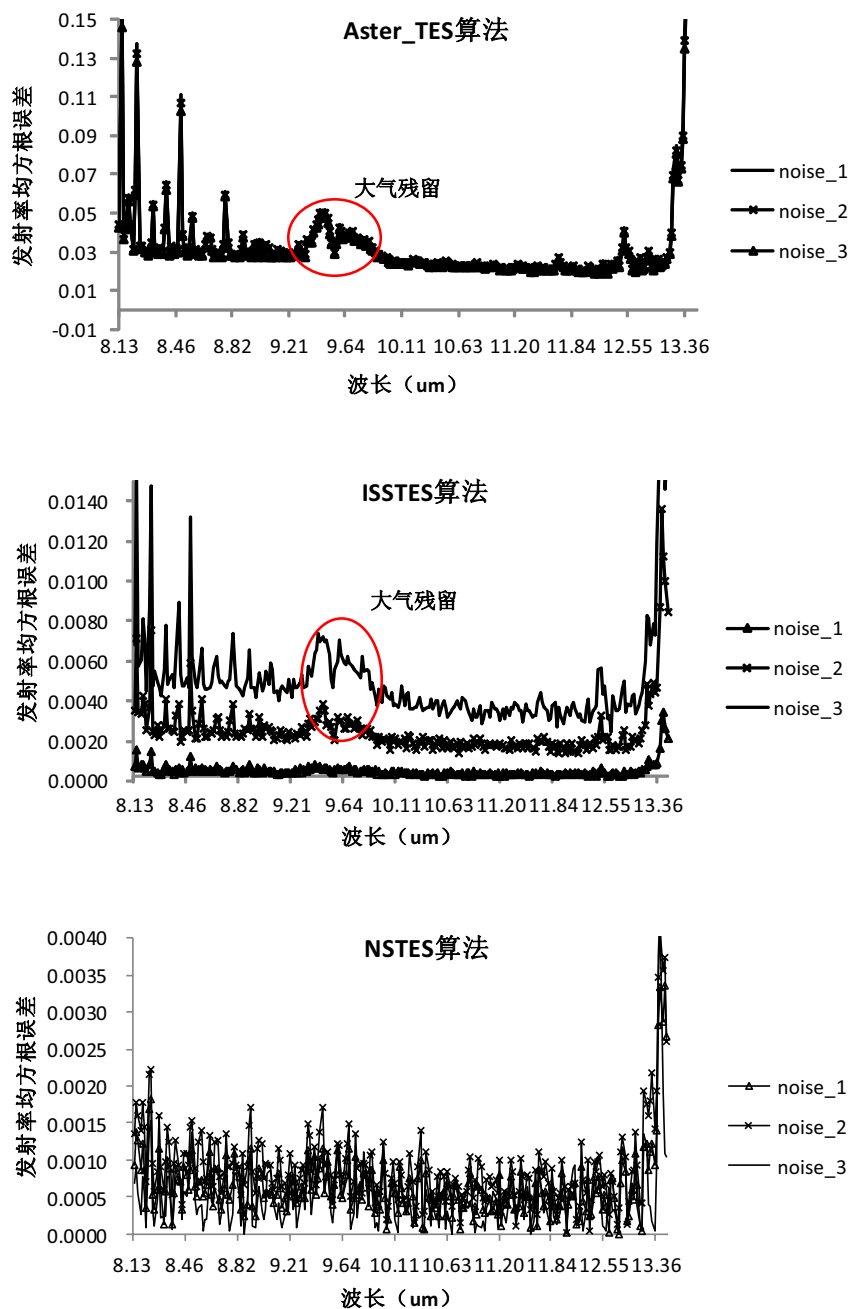


图4.27 不同分离算法对植被比辐射率每一个波段的均方根误差分析

另外, 我们还需要知道每种噪声水平下每种方法在热红外光谱区域的每一个波段上能够达到的精度。图 4.27 给出每种比辐射率分离方法在平均噪声水平下计算得到的植被比辐射率光谱每个波段的 RSME。分析可知 Aster\_TES 算法反演的比辐射率的均方根误差最大, 均值为 0.035, 并且在整个光谱区域的存在明显的大气残留, 以及光谱区的两端的均方根误差较大, 且对噪声水平不敏感。ISSTES 算法的比辐射率均方根误差随噪声的增加而有明显增加, 且噪声越大

RSME 中的大气残留痕迹越显著，同样光谱曲线的两端的均方根误差较大。而 NSTES 算法的比辐射率均方根误差明显小于上述两种方法，同时 RSME 在整个波谱区间随机变化，没有呈现出大气残留特征，表明 NSTES 算法能很好的消除传感器获取的数据中的噪声，尤其是大气残留，并且噪声的增加并没有引起比辐射率 RSME 的巨大变化。

#### 4.4.4.2 地物比辐射率最大值对反演结果的影响

地表不同地物类型的比辐射率值差异很大，本文研究了土壤、植被、银漆、铝等地物（图 4.28）在不同算法下的温度与比辐射率分离精度（图 4.29）。一些研究表明 Aster\_TES 算法对高比辐射率地表类型有较好的分离效果，但是对于低比辐射率地物的分离效果很差。本研究再次证明了这一点：Aster\_TES 算法对于植被和比辐射率反演结果比较理想，平均温度偏差分别为 0.156K 和 0.124K；对于平均比辐射率仅有 0.34 和 0.58 的铝和银漆来讲反演的平均温差为 3.40K 和 1.99K。ISSTES 算法反演的温度偏差随地物平均比辐射率的降低而增加，铝、银漆、植被和土壤的平均温度偏差分别为：0.183K、0.128K、0.072K、0.050K、0.055K。NSTES 算法反演的低比辐射率地物的温度偏差显著低于上述两种方法，同时反演温度偏差也并没有严格随地物比辐射率变化而规律性变化。因此 NSTES 算法具有更广泛的应用领域，比如含有大量低比辐射率地物的城市、矿物等热红外高光谱遥感数据。

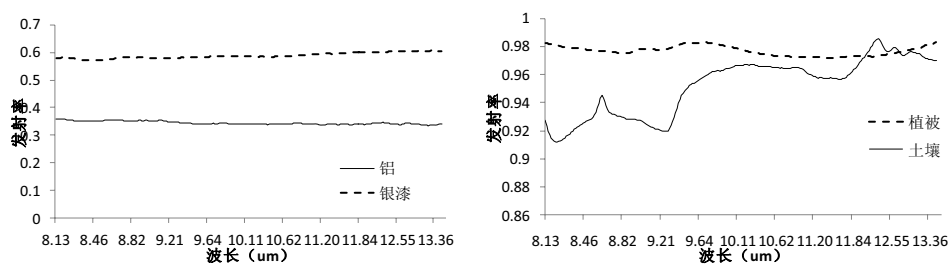


图4.28 不同地物类型比辐射率曲线

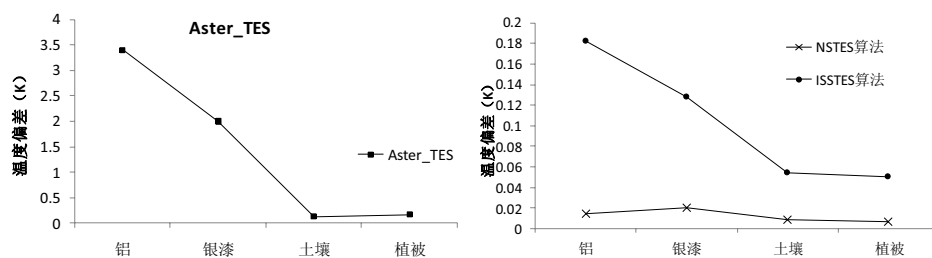


图4.29 地物比辐射率值对算法精度的影响

#### 4.4.4.3 光谱分辨率对反演精度的影响

高光谱遥感数据大量的光谱波段固然为我们反演地表参数提供了极其丰富的信息，然而波段的增多、光谱分辨率的提高必然导致成本的增加、数据冗余，尤其是能达到几十个甚至上百个波段的星载/机载高光谱热红外数据，还是比较稀少的。因此有必要分析波段数和光谱分辨率对算法精度的影响。为了分析光谱分辨率对反演精度的影响，本文以植被为例采用模拟数据，研究了波段数为 256、128、64、32、16、8 时温度与比辐射率反演结果（表 4.11），结果表明随着波段数的减少，光谱分辨率的降低，所有温度与比辐射率分离算法的温度反演精度逐渐减低。对于不同算法，当光谱分辨率优于  $0.172\mu\text{m}$  时，ISSTES 算法和 NSTES 算法的温度反演精度优于 Aster\_TES 算法，当光谱分辨率优于  $0.344\mu\text{m}$  时，Aster\_TES、NSTES 算法和 ISSTES 算法的精度相当，反演的温度偏差分别为  $0.3560\text{K}$ 、 $0.3390\text{K}$ 、 $0.3614\text{K}$ 。而当光谱分辨率继续降低到  $0.688\mu\text{m}$  时，ISSTES 算法和 NSTES 算法的精度骤然下降，而 Aster\_TES 算法仍然具有较高的精度。

表4.11. 不同光谱分辨率下的温度平均偏差（K）

波段数	光谱分辨率 ( $\mu\text{m}$ )	Aster_TES	NSTES	ISSTES
B256	0.021	0.1223	0.0070	0.0509
B128	0.043	0.1433	0.0093	0.0210
B064	0.086	0.1804	0.0326	0.0100
B032	0.172	0.1760	0.0633	0.0106
B016	0.344	0.3560	0.3390	0.3614
B008	0.688	0.7978	4.5793	3.7282

注：B256、B128、B064、B032、B016、B008 分别表示波段数为 256、128、64、32、16、8

#### 4.4.4.4 NSTES 算法的相关参数对反演精度的影响

本文 NSTES 算法中采用了移动平均法进行滤波，其中移动窗口大小是影响温度反演精度的主要因素。为了评价这些参数对反演精度的影响，本研究以土壤为例，计算了在  $3.14 \times 10^{-3} \text{W/m}^2/\text{sr}$  到  $3.14 \times 10^{-2} \text{W/m}^2/\text{sr}$  范围内 50 个随机高斯噪声水平下，不同参数大小时的平均温度偏差以及均方根误差（表 4.12）。研究表明当移动窗口大小为 3 时，平均温度偏差最小，为  $0.008\text{K}$ 。虽然当窗口大小大于

等于 3 时, 温度的均方根误差继续减小, 考虑到窗口过大可能把比辐射率光谱中的某些特征作为噪声去除掉, 因此选用窗口大小为 3 是最佳选择。

表4.12. 不同滤波窗口大小时反演的温度平均偏差 (K) 及均方根误差

窗口大小	1	3	5	7	9	11	13	15
温度偏差/K	0.446	0.008	0.008	0.008	0.009	0.009	0.007	0.002
均方根误差	0.212	0.014	0.012	0.011	0.011	0.011	0.010	0.009

#### 4.4.4.5 TASI 数据反演温度精度评价

对 NSTES 算法采用相关系数、方差、一阶差分和二阶差分作为代价函数进行温度与比辐射率的分离。表 4.13 为温度反演结果及误差。分析可知, 不同代价函数的 NSTES 算法的温度反演误差有一定差异, 其中, 以二阶差分法的温度反演精度最高,  $|\Delta T|$  的均值为 1.9K; 其次是相关系数法和方差法,  $|\Delta T|$  的均值分别为 2.1K 和 2.2K; 精度最差的是一阶差分法,  $|\Delta T|$  的均值为 3.2K。与改进前的 ISSTES 算法相比, 二阶差分法  $|\Delta T|$  的均值增加了 0.4K, 但均方根误差降低了 1.2K, 表明 NSTES 算法的  $|\Delta T|$  的波动范围小了。下面我们以二阶差分法为例分析反演的温度图像质量。

表4.13. NSTES 法反演的 TASI 数据的温度结果与实测结果比较

地物类型	实测 值	相关系数法		方差法		一阶差分法		二阶差分法	
		温度	$\Delta T$	温度	$\Delta T$	温度	$\Delta T$	温度	$\Delta T$
柏林小区屋顶	302.6	308.3	5.7	309.1	6.5	309.3	6.7	305.8	3.2
联强小区屋顶	304.4	305.9	1.5	306.4	2.0	307.4	3.0	304.4	0.0
愁华水泥广场	305.0	308.0	3.0	308.5	3.5	308.5	3.5	306.0	1.0
沥青路面	316.2	314.2	-2.0	315.2	-1.0	312.0	-4.3	314.0	-2.3
水泥路面	304.0	308.1	4.2	308.9	4.9	308.9	4.9	306.1	2.2
农田内草地	304.0	303.7	-0.3	304.0	0.0	303.2	-0.8	302.7	-1.3
玉米	295.7	294.1	-1.6	294.1	-1.6	293.9	-1.9	293.4	-2.4
公园内草地	295.8	295.2	-0.7	295.2	-0.7	294.4	-1.4	294.4	-1.4
公园内花岗岩路面	297.1	297.0	-0.1	297.3	0.2	296.5	-0.6	295.5	-1.6
公园内水体	299.3	297.4	-1.9	297.2	-2.2	296.4	-2.9	296.9	-2.4
河水温度	299.2	300.6	1.5	300.9	1.7	300.1	1.0	299.6	0.5
黑布	311.2	307.4	-3.8	307.6	-3.5	304.6	-6.5	307.9	-3.3
白布	307.9	306.4	-1.5	306.9	-1.0	303.4	-4.5	305.2	-2.7
$ \Delta T $ 的均值			2.1		2.2		3.2		1.9
$RMSE\_T$			2.7		2.9		3.8		2.1

图 4.30 为二阶差分作为代价函数的 ISSTES 及 NSTES 算法进行反演的温度结果图。分析可知, 两幅图像的温度之间的相关系数为 0.991, ISSTES 算法反演

的该区域的温度范围为 300.9K~347.6K，温度均值为 319.1K；而 NSTES 算法反演的该区域的温度范围为 300.5 K~347.5K，温度均值为 319.1K，二者的结果十分接近，其温度直方图（图 4.31）也很相似。但是 ISSTES 算法和 NSTES 算法的温度图像的信噪比分别为 126.76 和 140.65，因此 NSTES 算法反演的温度图像的清晰度要优于 ISSTES 算法，细节更加清晰，尤其是红色园内的花坛。因此虽然 NSTES 算法牺牲了 0.4K 的温度精度，但是其温度图像的图像质量有了提高。

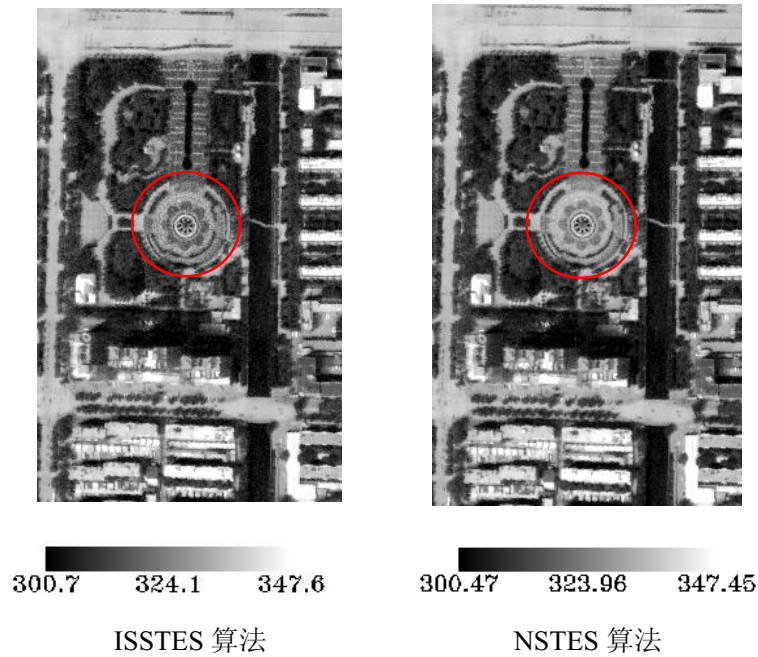


图4.30 两种算法反演的温度图

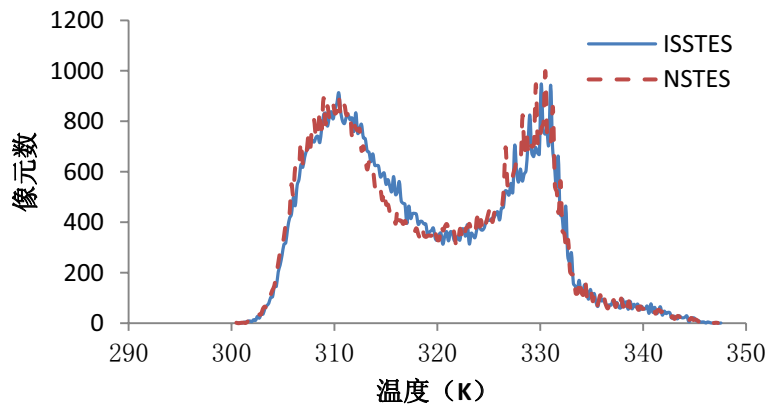


图4.31 两种方法反演的温度直方图

4.4.4.6 TASI 数据反演比辐射率精度评价

将反演的 TASI 比辐射率转换成宽波段比辐射率并与地面实测宽波段比辐射率进行对比（见表 4.14），由于篇幅限制只列出了实测值和 $\Delta\epsilon$ 。分析可知，NSTES



算法的比辐射率反演精度与采用相同代价函数的 ISSTES 算法的精度均有很大幅度的提高。相关系数、方差、一阶差分、二阶差分法分别比原来提高了 0.04785、0.05302、0.05438 和 0.04437，且不同代价函数反演的比辐射率的 RMSE 比较接近，处于 0.03~0.04 之间，也小于 ISSTES 算法。因此 NSTES 算法对比辐射率反演精度的提高是显著的，其精度与 Aster\_TES 的比辐射率精度近似。

表4.14. NSTES 算法的地表比辐射率反演精度表

地物类型	实测值	$\Delta\epsilon$			
		相关系数法	方差法	一阶差分法	二阶差分法
炭渣跑道	0.97662	-0.01582	-0.01162	-0.01127	-0.01770
跑道东侧操场	0.97103	-0.00980	-0.00605	-0.00597	-0.00754
红色塑胶操场	0.99832	-0.04810	-0.04810	-0.04810	-0.04810
足球场南边假草坪	0.97605	-0.05726	-0.05726	-0.05726	-0.05726
绿色油毡细粉砂屋顶	0.92785	-0.01741	-0.01741	-0.01741	-0.01741
联强小区屋顶	0.95320	-0.02100	-0.02080	-0.02080	-0.02080
油毡上有锡纸	0.76706	0.09761	0.09761	0.09761	0.09761
摩天轮东北方裸土	0.95930	0.01211	0.01155	0.00822	0.01120
公园内草地	0.98090	-0.02155	-0.02102	-0.02652	-0.02495
水边南侧沥青路面	0.90000	0.02572	0.02572	0.02572	0.02236
玉米地北侧沥青路面	0.91199	0.03172	0.03172	0.03172	0.03172
公园内花岗岩路面	0.90440	-0.02341	-0.02341	-0.02341	-0.02377
愁华水泥广场	0.89922	0.05227	0.05929	0.05929	0.05086
某校水泥广场	0.91029	0.03758	0.04155	0.04155	0.03959
大理石广场	0.89869	0.04829	0.04829	0.04829	0.04829
黑布	0.94282	-0.01557	-0.01557	-0.01557	-0.01557
白布	0.95028	0.01111	0.01233	0.00954	-0.02250
$ \Delta\epsilon $ 的均值		0.03214	0.03231	0.03225	0.03278
$RMSE_{\epsilon}$		0.03902	0.03969	0.03979	0.03932

以二阶差分作为代价函数的 ISSTES 算法与 NSTES 算法反演的花岗岩 (granite)，砖 (brick)、植被 (vegetation) 和裸土 (soil) 的比辐射率结果与实验室测量结果的对比 (见图 4.32)。结果表明 NSTES 和 ISSTES 算法反演的比辐射率曲线形状非常相似，但是它们与实验室测量的比辐射率值有一定的差异，这可能是由实验室测量和机载数据的测量条件不同造成的。RMSE (表 4.15) 分析表明 NSTES 算法显著提高了花岗岩、砖和土壤的比辐射率反演精度，但 NSTES 算法反演的植被的比辐射率精度有较大幅度的降低，这说明很难用某一种方法提高所有地物的精度，因此要在实际应用中选择合适的方法进行温度与比辐射率分

离。图 4.33 为用 ISSTES 算法及 NSTES 算法反演的比辐射率假彩色合成图，分析可知，NSTES 的比辐射率图像的信噪比要高于 ISSTES 算法的比辐射率图像。

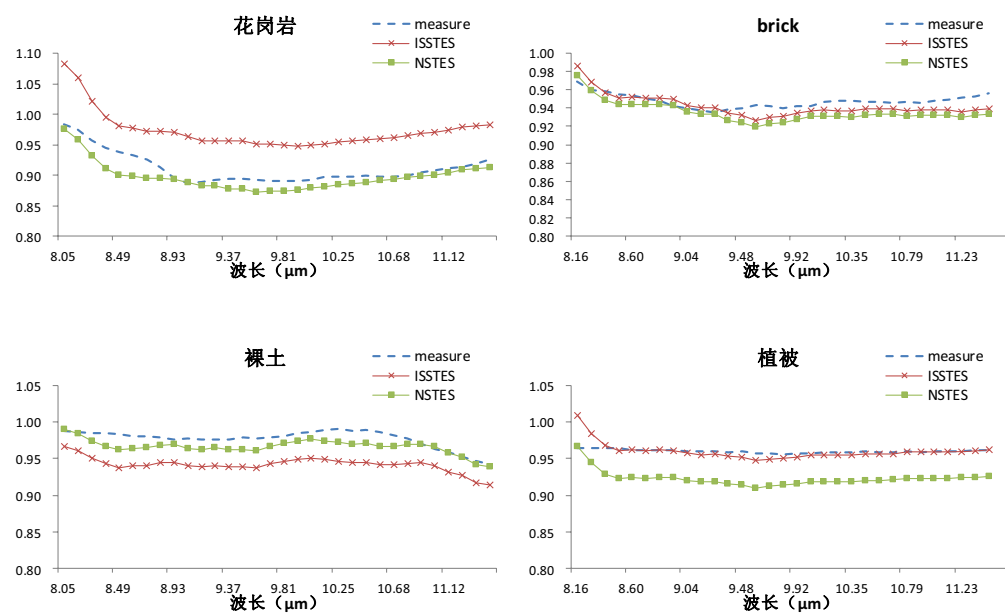
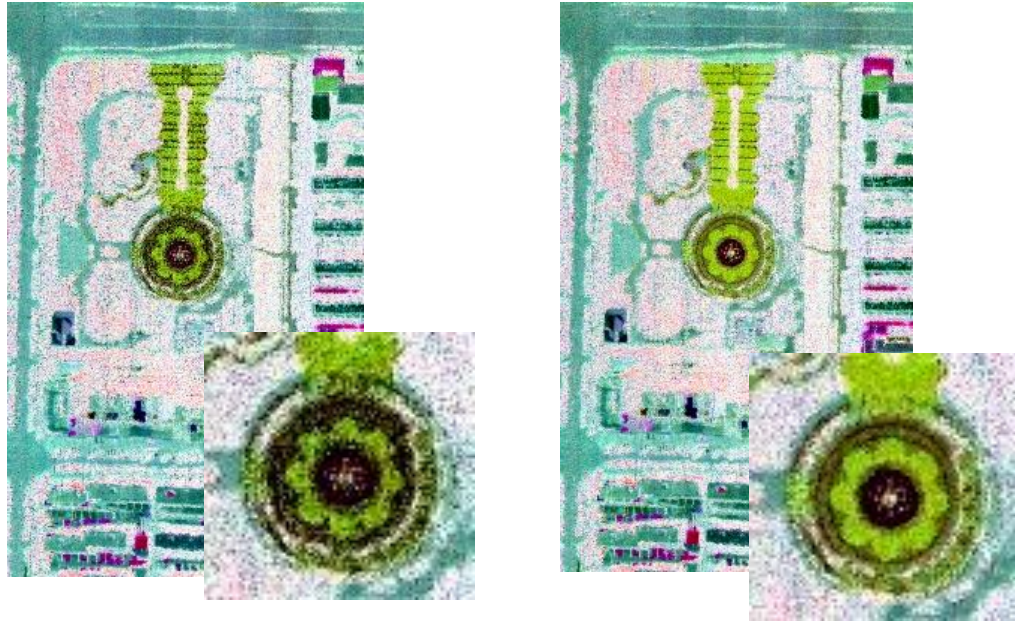


图4.32 不同温度与比辐射率分离算法反演的比辐射率对比

表4.15. 反演的地表比辐射率光谱的均方根误差

地物类型	指标	ISSTES	NSTES
植被	$RMSE_{\varepsilon}$	0.01682	0.03387
	mean	0.01475	0.03326
花岗岩	$RMSE_{\varepsilon}$	0.02186	0.01261
	mean	0.01982	0.00951
砖	$RMSE_{\varepsilon}$	0.02176	0.01867
	mean	0.02020	0.01718
土壤	$RMSE_{\varepsilon}$	0.05584	0.01612
	mean	0.05513	0.01394



ISSTES 算法

NSTES 算法

图4.33 ISSTES 算法及 NSTES 算法反演的比辐射率图

#### 4.4.5 小结

针对 ISSTES 算法，提出了基于噪声分离的高光谱热红外数据的温度与比辐射率分离算法（NSTES），并利用模拟数据和 TASI 数据进行温度与比辐射率分离的精度分析。分析结果表明：

（1）与 Aster\_TES 算法和 ISSTES 算法相比，NSTES 的模拟结果具有较高的温度与比辐射率分离精度，且抗噪能力比较强。这可能是因为该算法在反演过程中考虑了噪声的影响，并采取了一些措施进行噪声去除。这里值得注意的是，在数据的实际获取过程中噪声的类型以及所选的去噪方法是影响该算法精度的主要因素之一。

（2）光谱分辨率是反演精度的重要影响因素之一。模拟结果表明，随着光谱分辨率的提高，温度反演精度逐渐提高。当光谱分辨率小于  $0.172\mu\text{m}$  时，精度随光谱分辨率提高而迅速增加；但当光谱分辨率大于  $0.172\mu\text{m}$  时，精度随光谱分辨率提高而增加缓慢。通过对比分析 Aster\_TES、ISSTES 以及 NSTES 算法精度对光谱分辨率的敏感性可知，当光谱分辨率大于  $0.172\mu\text{m}$  时 NSTES 和 ISSTES 算法的精度高于 Aster\_TES 算法，而 TASI 的光谱带宽为  $0.125\mu\text{m}$ 。本研究结果

为将该算法应用到我国引进的 32 波段机载热红外高光谱数据（TASI）提供了理论基础。

（3）TASI 数据的温度与比辐射率分离结果表明：与 ISSTES 算法相比，NSTES 算法的温度精度虽略有降低，但是其温度图像的空间质量有了一定程度的提高；同时反演的比辐射率精度比 ISSTES 算法有了显著提高，这也是本研究的实际应用价值所在。

（4）进一步分析模拟结果和 TASI 数据反演的结果表明，计算机模拟引入了一些理想化的假设，为此模拟结果可能与用实际数据反演的结果不一致，比如模拟数据研究表明 NSTES 算法反演的温度和比辐射率精度均是最高，但实际数据表明，NSTES 算法反演的温度精度并不是最高的；同时 NSTES 算法对过低/高比辐射率地表反演精度依然很低。

总之，与 ISSTES 算法相比，NSTES 算法通过噪声去除以及迭代算法的优化提高了比辐射率反演精度、温度图像的清晰度和运算效率。NSTES 算法的潜在应用在于处理星载/机载热红外高光谱数据的温度与比辐射率分离，随着波段数目的提高温度与比辐射率分离的精度逐渐提高，相信 NSTES 算法的数据处理思想终将在未来热红外高光谱数据处理中有所用武之地。

4.5 应用实例——温度变化监测

地物表面温度的日较差反映了地表温度的日变化振幅的大小，这是一种最简单的热惯量模型。地表温度的日较差对城市小气候的影响极其显著。本研究选取早上五点钟的温度分布图像和下午两点半的温度图像，经过配准后计算其日较差（图 4.34 左）。

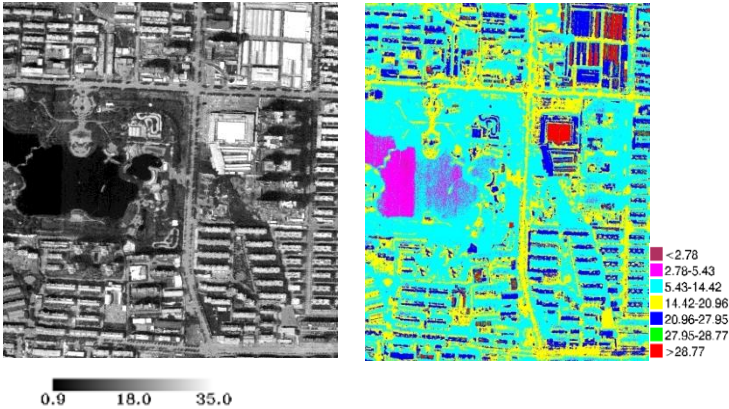


图4.34 城市地表日较差分布  
左图为温度差分布图，右图为多阈值分割结果

### (1) 基于多尺度分形模型的温度阈值提取

令  $N(T)$  表示温度小于等于  $T$  的像元数。将温度日较差的  $N(T)$  与  $T$  的数据描绘在双对数坐标上（图 4.35），图 4.35 表明研究区域的温度空间分布具有较好的分形结构，即自相似特征，可以运用多尺度分形模型设定不同温度阈值，进行城市热红外影像的精细目标识别。

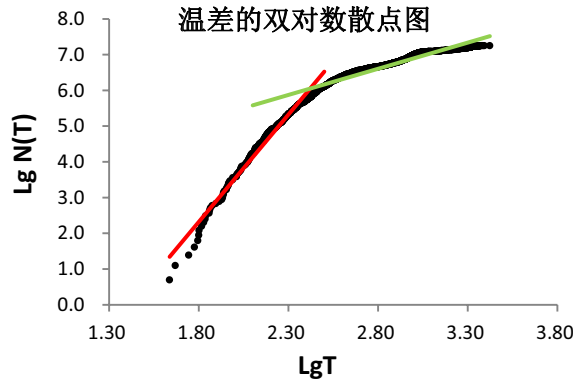


图4.35 温度日较差  $\lg N(T)$ - $\lg T$  图

根据多尺度分形模型， $\lg N(T)$  与  $\lg T$  的关系可以用两段直线进行拟合，根据最小二乘法确定温度阈值  $T_1$ 。然后分别针对高温部分和低温部分再次进行双对数拟合，确定各自部分的温度临界值  $T_2$ 、 $T_3$ ，得到更多的范围区间。依次进行，最终将得到 6 个温差阈值（表 4.16），运用温差图像的阈值进行密度分割得到图 4.34（右）。

表4.16. 温度阈值表（单位：K）

序号	1	2	3	4	5	6
温差	2.8	5.4	14.4	21.0	28.0	28.8

### (2) 土地覆盖类型与地表日较差的关系

为分析不同土地覆盖类型地表温度变化，采用支持向量机法将研究区域分成不透水地面、水体、植被、裸地、阴影、金属屋顶和非金属屋顶等 7 类，总体分类精度为 94%，Kappa 系数为 0.92（如图 4.36）。统计早中两个时段的土地覆盖类型的地表温度、温差的均值和标准差。



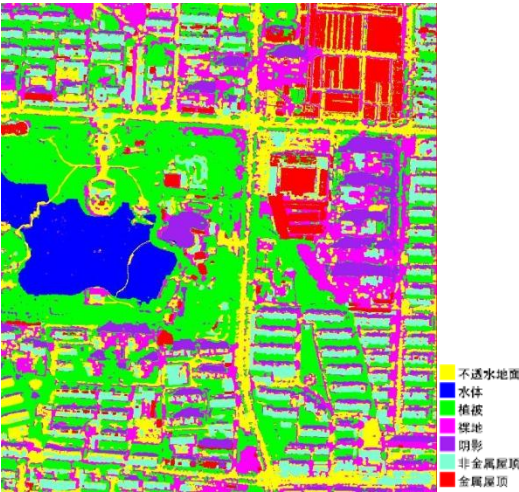


图4.36 分类结果图

表 4.17 是综合图 4.34 左和图 4.36 统计的不同日较差范围的土地覆盖类型组成。分析可知，日较差小于 2.78K 的地表中 93.67%为水体；日较差为 2.78K~5.43K 时，86.13%为水体，其次是阴影占 12.33%；日较差为 5.43K~14.42K 的地物中，以植被、裸土和阴影为主，分别占 57.43%、20.06%和 14.79%；日较差为 14.42K~20.96K 的以不透水地面为主导，占 53.62%，其次是裸土和植被，分别占 28.75%、11.66 %；日较差大于 20.96K 的地表中以屋顶为主。

表4.17. 不同日较差范围的土地覆盖类型组成分析

日较差范围 (K)	水体 (%)	植被 (%)	裸土 (%)	阴影 (%)	不透水地面 (%)	非金属屋顶 (%)	金属屋顶 (%)
<2.78	93.67	1.67	0.67	3.83	0.17	0.00	0.00
2.78~5.43	86.13	0.89	0.41	12.33	0.25	0.00	0.00
5.43~14.42	5.08	57.43	20.06	14.79	2.51	0.12	0.01
14.42~20.96	0.00	11.66	28.75	0.51	53.62	5.20	0.25
20.96~27.95	0.00	0.63	1.34	0.01	11.16	62.37	24.48
27.95~28.87	0.00	0.07	0.05	0.00	0.51	41.69	57.68
>28.87	0.00	0.05	0.01	0.00	0.07	17.80	82.07

0 是不同土地覆盖类型的早上和中午的平均温度以及日较差统计结果。分析表明，水体的日较差均值最小，为 5.1K，这是因为水体的比热大，热惯量大，储热能力强，升温慢，比周围地表的温度低；其次是阴影，日较差均值为 7.8K。（此处的阴影是指中午图像中的阴影，早上五点钟太阳还没有升起，没有阴影），这是因为阴影对应的温度低于同类地表的光照面温度；接下来是植被和土壤的日较差，分别为 11.1K 和 14.1K；城市不透水层中，日较差从小到大依次为地面不透水层（18.4K）、非金属屋顶（24.3K）和金属屋顶（26.5K）。屋顶温度要高于

相同材料的地面不透水层的温度，这是由于阴影（中午的温度图像）、植被、水体等地面低温目标的降温效应。

**表4.18. 不同土地覆盖类型的平均温度统计 (K)**

地表类型	早上		中午		温差
	均值	标准差	均值	标准差	
水体	297.5	0.5	302.7	1.0	5.1
阴影	295.3	0.8	303.1	2.0	7.8
植被	295.0	0.8	306.1	2.7	11.1
裸土	295.4	0.9	309.5	3.1	14.1
不透水地面	295.9	0.9	314.3	2.6	18.4
非金属屋顶	295.5	0.9	319.8	3.0	24.3
金属屋顶	294.9	0.7	321.5	3.3	26.5

### (3) 结论

因此，我们可以得出几点结论：（1）人工建筑材料，尤其是金属材料是造成城市局地热岛效应的主要因素之一，城市内水体和绿化能从一定程度上缓解城市热岛效应；（2）屋顶的平均温度高于地面不透水层的平均温度；（3）作为地物固有特性的热惯量可以作为地物识别和分类的一个有效指标。

## 4.6 本章总结

本章重点研究了 Aster\_TES 算法、alpha 剩余法和 ISSTES 算法，并在此基础上结合 TASI 热红外高光谱数据对 alpha 剩余法和 ISSTES 算法进行了改进，从而较好地反演出地表温度和比辐射率。研究结果表明：

很难有一种算法能同时获得最优的温度与比辐射率精度，在实际应用中要根据研究目的选择合适的算法。但是，在很多情况下 Aster\_TES 反演效果比较好，温度反演精度 2K 以内，比辐射率反演精度在 0.03~0.04 之间；对于 TASI 数据来讲，MMR 经验关系反演的温度精度最高，VAR 经验关系反演的比辐射率精度最高。

alpha 剩余法的温度与比辐射率分离的温度精度较低，这不难理解，因为 alpha 剩余法采取了维恩近似，虽然我们进行了大气下行辐射纠正以及维恩近似的纠正，但并没有改变其误差大于其他算法这一事实。但是采用 VAR 经验关系的 alpha 剩余法反演的比辐射率具有较高精度，与 Aster\_TES 算法精度相当。

ISSTES 算法中,采用二阶差分作为代价函数反演的样本点的温度精度最高,但是温度图像的空间噪声大于 Aster\_TES 算法反演的温度图像;ISSTES 算法反演的比辐射率精度较低,部分波段的比辐射率值大于 1,这可能是由数据获取过程中的噪声造成的;而 NSTES 算法中考虑了噪声去除以及其他经验约束使得反演的比辐射率精度有了明显提升,虽然改进二阶差分算法反演的样本点的温度精度降低了 0.4K,但是反演的温度图像的信噪比提高了,同时研究区域的温度均值改进前后均为 319.1K。因此 NSTES 算法有效提高了温度与比辐射率分离的质量。

模拟结果表明,随着光谱分辨率的提高,温度反演精度逐渐提高。其中当光谱分辨率小于  $0.172\mu\text{m}$  时,精度随光谱分辨率提高而迅速增加。当光谱分辨率大于  $0.172\mu\text{m}$  时,精度随光谱分辨率提高而增加缓慢。本研究结果为将该算法应用到我国引进的 32 波段机载热红外高光谱数据(TASI)提供了理论基础。



## 第五章 尺度对温度与比辐射率分离的影响分析

### 5.1 热红外遥感中的尺度问题

#### 5.1.1 温度与比辐射率分离的尺度效应及尺度纠正研究

当需要特定空间分辨率的温度与比辐射率时,应该先对辐亮度数据进行尺度转换再进行温度与比辐射率的分离,还是先进行温度与比辐射率分离再分别对温度和比辐射率图像进行尺度转换,二者之间有什么关系,如何消除尺度效应进行尺度纠正?以上正是本章要回答并解决的关键问题。如果遥感产品的提取模型是尺不变模型,这个问题就不再是问题。然而,根据热红外辐射传输模型和 TES 算法原理,绝大部分情况下温度和比辐射率的分离是尺度依赖的。

为表述方便,这里定义几个简写符号:

P1: 先进行尺度转换再进行温度与比辐射率的分离的过程;

P2: 先进行温度与比辐射率的分离再进行尺度转换的过程;

$T_{P1}$ 、 $\varepsilon_{P1}$ : P1 获取的像元温度与比辐射率;

$T_{P2}$ 、 $\varepsilon_{P2}$ : P2 获取的像元温度与比辐射率;

$\Delta T = T_{P1} - T_{P2}$ ,  $\Delta \varepsilon = \varepsilon_{P1} - \varepsilon_{P2}$ : 分别表示 P1 和 P2 的温度之差和比辐射率之差。

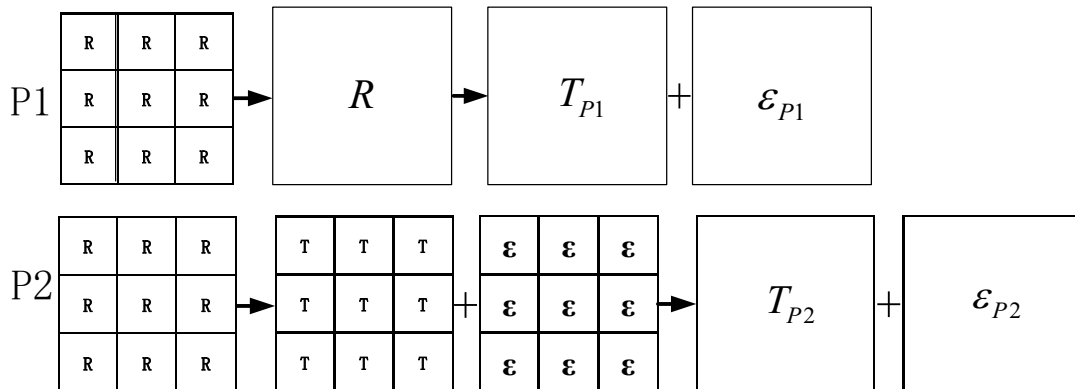


图5.1. 两种尺度转换方案的示意图

### 5.1.1.1 尺度效应描述

热红外遥感数据中像元的空间分辨率要比同样遥感平台的可见光近红外遥感数据的空间分辨低许多,星载热红外遥感数据的空间分辨率通常为几十米到几千米,这样的空间分辨率条件下除了大面积的水体、沙漠、冰雪、茂盛草原外,混合像元是难以回避的问题。对于城市热红外遥感,不仅存在大量的平面混合像元,还有复杂的三维结构、角度效应、多次散射等的影响,再加上温度与比辐射率分离的非线性性,因此有必要研究其尺度效应。机载热红外数据的空间分辨率可达 1 米左右,存在大量纯像元,但也不可避免的存在一些混合像元问题,而且与其他遥感数据配合使用时也存在尺度转换和尺度效应问题。

假设有两种尺度,其中宏观尺度上像元含有  $N$  个小尺度的像元(这里不妨称其为亚像元),每个亚像元  $i$  ( $i=1,2,\dots,N$ ) 对应的地表特征参数为  $P_i$  (如温度和比辐射率),给定条件的观测值为  $O_i$  (比如热辐射、辐亮度等),  $P_i$  和  $O_i$  通过模型  $f$  联系起来:

$$P_i = f(O_i) \quad (5.1)$$

对于宏观尺度的像元上的观测值  $\langle O \rangle$  是其亚像元观测值  $O_i$  的函数,记为:

$$\langle O \rangle = g(O_1, O_2, \dots, O_N) \quad (5.2)$$

$g$  表达了遥感像元尺度上的观测值和亚像元尺度上观测值间的关系。这一关系主要是传感器性质与成像系统等决定的。在尺度转换研究中,  $g$  可视为尺度扩展算法,比如简单平均法、点扩散函数法、小波变换法等。

因此宏观尺度的像元上  $\langle P \rangle$  可以有两种途径获取:

$$\langle P \rangle_1 = f(\langle O \rangle) = f(g(O_1, O_2, \dots, O_N)) \quad (5.3)$$

该过程相当于 P1 过程。

$$\langle P \rangle_2 = g(P_1, P_2, \dots, P_N) = g(f(O_1), f(O_2), \dots, f(O_N)) \quad (5.4)$$

该过程相当于 P2 过程。

根据李小文研究表明:尺度效应包含三方面的内容:①像元尺度上的观测值与亚像元上的观测值的关系。这一关系主要是传感器性质与成像系统决定的,常

可以简化为观测条件下亚像元观测值  $O_i$  的积分或面积加权和，是一种线性关系。

②遥感像元尺度上如何定义参数集  $\langle P \rangle$ ，以及与亚像元上参数集  $P_i$  的关系，最理想的情况是  $\langle P \rangle$  等于  $P_i$  的平均值，称这种情况为参数集的尺不变，但是这种情况对地表来说是很少见的。③  $\langle P \rangle_1$  与  $\langle P \rangle_2$  的关系。如果参数集是“尺不变”模型、定律或原理，则  $\langle P \rangle_1 = \langle P \rangle_2$ 。严格的参数集尺不变同时模型也尺不变是很少见的。

下面我们分平面非同温非均质混合像元、具有三维结构的非同温混合像元两个方面来讨论热红外遥感的尺度问题

### 平面非同温非均质混合像元

关于非同温非均质混合像元的研究比较多。其中比较典型的是 Norman、Becker、万正明、李召良和李小文对这些问题的研究，同时他们还给出了不同的温度与比辐射率的定义。这里我们不去过多讨论这些定义及其合理性。我们仅仅从尺度转换方法和过程两个方面来讨论，即不同尺度转换方法下先尺度转换再 TES 与先 TES 再尺度转换的差异。

不失一般性我们假设有两个尺度，其中大尺度上像元由  $N$  个亚像元，每个亚像元  $i(i=1,2,\dots,N)$  对应的温度为  $T_i$ ，比辐射率为  $\varepsilon_i$ ，热辐射为  $B_i$ ，面积比例为  $a_i$

( $\sum_{i=1}^N a_i = 1$ )。假定传感器获取的地表出射辐射符合能量加权法则，则：

$$R_\lambda = \sum_{i=1}^N a_i \varepsilon_i B_i(T_i) + \sum_{i=1}^N a_i (1 - \varepsilon_i) L_{atm\downarrow,\lambda} \quad (5.5)$$

其中  $R_\lambda$  为像元的地表出射辐射。先进行尺度转换再进行温度与比辐射率分离相当于运用大尺度上像元  $R_\lambda$  直接进行温度与比辐射率分离，假定获取的像元温度为  $T_{P1}$ ，则比辐射率等于：

$$\varepsilon_{P1} = \frac{R_\lambda - L_{atm\downarrow,\lambda}}{B_\lambda(T_{P1}) - L_{atm\downarrow,\lambda}} \quad (5.6)$$

式中， $B_\lambda(T_{P1})$  为同温黑体辐亮度

先进行温度与比辐射率分离再进行尺度转换获取的温度和比辐射率可表达为：

$$T_{P2} = \sum_{i=1}^N a_i T_i \quad (5.7)$$

$$\varepsilon_{P2} = \sum_{i=1}^N a_i \varepsilon_i = \sum_{i=1}^N a_i \frac{B_i - L_{atm\downarrow, \lambda}}{B_{\lambda}(T_i) - L_{atm\downarrow, \lambda}} \quad (5.8)$$

令  $\Delta T = T_{P1} - T_{P2}$ ， $\Delta \varepsilon = \varepsilon_{P1} - \varepsilon_{P2}$ 。

举个简单例子，假设非均质混合像元由植被和土壤组成，不妨假设植被的温度  $t_1=290K$ ，面积比例为  $a_1$ ；土壤的温度为  $t_2 = t_1 + \Delta t$ ，温差  $\Delta t$  分别为 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40K，面积比例为  $a_2 = 1 - a_1$ ，采用简单平均法进行尺度转换。计算不同面积比例混合条件下的  $T_{P1}$ 、 $T_{P2}$  及  $\Delta T$ 。图 5.2 是不同面积比例下植被与土壤平面混合像元的  $\Delta T$ 。结果表明， $\Delta T$  随低温地表面面积比例变化而呈拱形，即中间高两边低，其最大值出现在二者的面积比例相近时。同时  $\Delta T$  还与它们的温差有关，随着温差加大， $\Delta T$  也逐渐增加。图 5.3 为土壤与植被不同混合比例和温差条件下两种比辐射率差异。

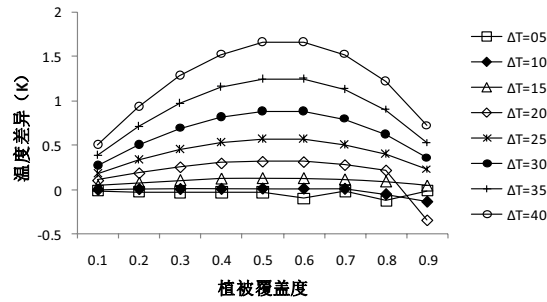


图5.2. 不同面积比例下植被与土壤平面混合像元的  $\Delta T$

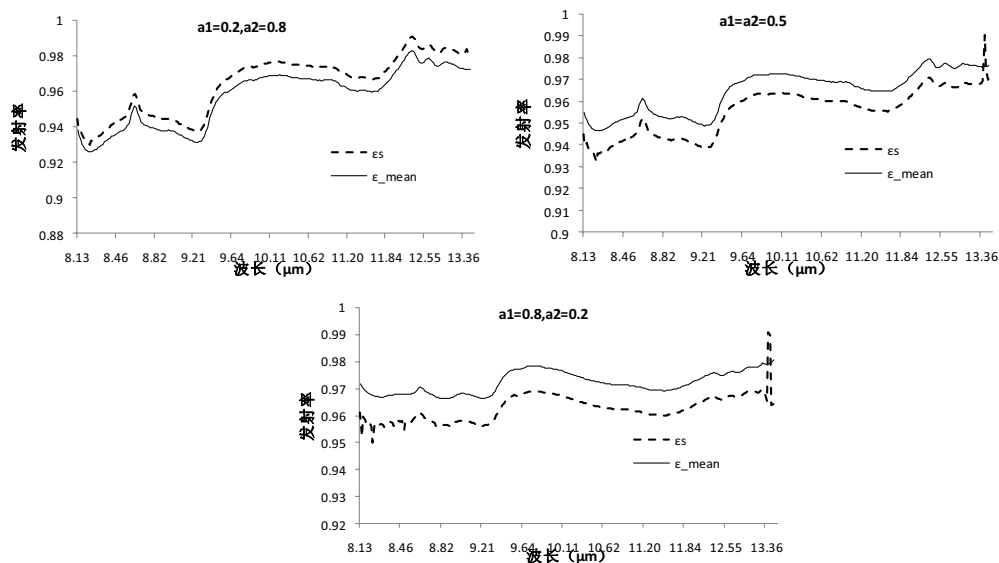


图5.3. 土壤与植被不同混合比例和温差条件下两种比辐射率差异

### 具有三维结构的非同温混合像元

城市具有复杂的三维结构，因此在不同的投影方向上，视场内非同温组分的面积比是变化的，引起了观测方向的温度分布差异，因而像元的方向性平均温度是一个客观存在。为此李小文定义了三维结构非黑体表面在 $\nu$ 方向的平均温度为：

$$T_v = \sum_j a_j(\nu) T_j \quad (5.9)$$

这里的 $a_j(\nu)$ 是第 $j$ 组 $\nu$ 方向上投影在整个像元投影中的面积比例， $T_j$ 是其组分温度。相应我们可以定义 $\nu$ 方向上组分温度方差为：

$$\delta_T^2(\nu) = \sum_j a_j(\nu) (T_j - T_v)^2 \quad (5.10)$$

这样我们可以得到三维结构非同温黑体表面向 $\nu$ 方向辐射的尺度纠正为：

$$L_\lambda(\nu) = \left[ 1 + \frac{D_\lambda}{T_v^3} \left( \frac{D_\lambda}{2T_v} - 1 \right) \delta_T^2(\nu) \right] \bullet B_\lambda(T_v) \quad (5.11)$$

然而在实际应用或实际测量中，我们需要定义一个独立于方向的平均温度，例如设置测量校准用的黑体筒。由于地物复杂的三维结构，此时不一定存在平均温度的自然定义。不同的应用可能定义不同的平均温度，如空气动力学温度、植被冠层温度、土壤温度等。这里我们不讨论平均温度的定义问题，只是假定它是像元尺度上可定义的，称之为参考温度 $T_0$ ，进一步以 $T_0$ 为参考展开二阶 Taylor 级数，得：

$$L_{\lambda}(v) = \left[ 1 + \frac{D_{\lambda}}{T_0^2} \Delta T_v + \frac{D_{\lambda}}{T_0^3} \left( \frac{D_{\lambda}}{2T_0} - 1 \right) \Delta T_v^2 + \frac{D_{\lambda}}{T_v^3} \left( \frac{D_{\lambda}}{2T_v} - 1 \right) \delta_T^2(v) \right] \bullet B_{\lambda}(T_0) \quad (5.12)$$

此时普朗克定律的尺度纠正项用像元参考温度  $T_0$ 、平均温度的方向性分布  $T_v$ （和  $\Delta T_v = T_v - T_0$ ）以及像元内温差的方向性分布  $\delta_T^2(v)$  来描述。要描述这些方向性分布，几何光学模型是必不可少的，除非进而能从其他更富地学抽象的手法来加以描述。应当注意到，由于  $\Delta T_v$  的作用，此时常规有效比辐射率可能远大于 1。

### 5.1.1.2 尺度纠正

研究尺度效应的目的之一是进行尺度纠正。有两种尺度纠正的思路：一是基于遥感机理模型分析的尺度纠正；一种是基于数理统计的尺度纠正。

李小文、李召良和 Becker 等从物理学角度研究了普朗克定律的尺度效应及其纠正、平面混合像元的尺度纠正、同温三维结构像元尺度校正和非同温三维结构像元的尺度校正等，并由此定义了不同的温度和比辐射率，是热红外遥感尺度效应的重要进展。但是他们的尺度效应和尺度纠正均是基于单波段的，同时李小文定义了  $\langle P \rangle_1$  与  $\langle P \rangle_2$  之间的相似函数为： $S(P) = \langle P \rangle_1 / \langle P \rangle_2$ ， $S(P)$  称为尺度纠正因子。而对于多/高光谱热红外遥感的尺度效应没有涉及，同时也没有考虑大气效应的尺度效应。但是对于真实地表，尤其是具有复杂的三维结构的城市地表，其尺度纠正公式很难在实际中应用。

基于数理统计的尺度纠正法对每个扩展尺度建立研究区域的  $\langle P \rangle_1$  与  $\langle P \rangle_2$  之间的线性关系；估算  $\langle P \rangle_1$  与  $\langle P \rangle_2$  的平均均方根误差（RMSE）。

$$\langle P \rangle_1 = a * \langle P \rangle_2 + b \quad (5.13)$$

其中  $a$  为斜率， $b$  为截距。与李小文的尺度纠正因子相比，该尺度纠正模型有两个重要参数，其中  $a$  相当于  $S(P)$ 。在实际应用中，数理统计法应用比较广泛。该方法首先按照上述 P1、P2 两种方案获取每个尺度上的  $\langle P \rangle_1$  与  $\langle P \rangle_2$ ，然后对每个尺度进行尺度纠正。

### 5.1.2 尺度转换方法研究

尺度转换有两种：升尺度和降尺度。升尺度（scaling up）是从高空间分辨率到低分辨率的转换；降尺度（scaling down）是从低分辨率向高分辨率的转换。

本研究主要研究升尺度的转换。尺度转换方法是尺度转换研究的核心。

本研究以机载 TASI 数据为研究对象，选用简单平均法、中心像元法、点扩散函数法和小波变换法对图像进行扩展。

#### 5.1.2.1 简单平均法

简单平均法是将高空间分辨率的遥感图像通过  $n \times n$  窗口的局部平均法，转换为较低空间分辨率的遥感图像的过程。简单平均法假设传感器的空间响应是一致的，且忽略了临近效应的影响。该方法在遥感图像尺度问题研究中应用最为广泛，其优势是方法实现简单、快速，且在各类遥感软件中均有现成模块，能满足部分普通精度要求的尺度转换研究。

#### 5.1.2.2 中心像元法

中心像元法是以  $n \times n$  窗口的中心像元的值作为尺度转换后的低空间分辨率图像的像元值。该方法可应用于地面均一情况下，比如沙漠、大面积水体、草原等研究中。但是对于复杂的地表，不适合应用该方法，尤其是当尺度转换窗口过大时可能会损失原图像的结构信息。

#### 5.1.2.3 点扩散函数法

遥感图像的像元包含了与其相应的地物在某一波段的反射、发射信息(Fisher, 1997)。遥感传感器的光学和电子效应对其瞬时视场角内的辐射的响应也不是均一的，而是不同相对位置的加权。这种加权关系由传感器的点扩散函数确定。点扩散函数是影响光学系统成像质量的基本因素，也是数字图像处理、识别及尺度转换中的关键函数。光学系统的理想状况是物空间一点发出的光能量在像空间中也集中在一点上，但实际的光学系统成像时物空间一点发出的光在像空间总是分散在一定的区域内，其分布的情况成为点扩散函数(point spread function, PSF)。由于在遥感信息尺度转换过程中，常常需要比较转换到某一空间分辨率的数据和真实的该分辨率的遥感数据。柏延臣研究表明，将遥感信息尺度转换到更粗分辨率时，利用理想的该分辨率成像系统的点扩散函数和原分辨率图像进行卷积运算

而实现尺度转换，转换的结果应该更接近该分辨率的实际成像系统的图像，以便于不同空间分辨率传感器所获取的遥感信息之间的比较。

当点扩散函数与图像像素点的空间位置点有关时，称为空间变化的，反之，当点扩散函数与图像像素点的空间位置点无关时，称为空间不变的。实际中点扩散函数一般认为与景物的空间位置有关，称为空间变化的。但是在大多数图像的形成过程中，点扩散函数随空间位置的改变变化不大，为研究问题方便，通常认为成像系统是空间不变系统。

点扩散函数有多种形式，包括线性移动点扩散函数、散焦点扩散函数、二维模糊和高斯（gauss）点扩散函数等。其中在遥感图像的尺度扩展中最常用的是高斯点扩散函数，即

$$PSF(x, y) = \frac{1}{2\pi ab} \exp[-x^2/2a^2 - y^2/2b^2] \quad (5.14)$$

其中  $a$ ， $b$  表示相互垂直的两个方向的光学宽度； $(x, y)$  表示空间位置。实际的光学系统是由不同的元器件如透镜、检测器、放大器等部分组成，因此传感器系统的 PSF 实际上也是各部分的 PSF 的组合（Collins and Woodcock, 1999），而这种组合可用一个高斯函数逼近（Billingsley et al., 1983），也即

$$PSF(x, y, R) = K \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2R^2}\right] \quad (5.15)$$

式中  $R$  为点扩散函数的“半径”。模拟传感器的分辨率等于  $2R$ ，也称为扩散半径。 $K$  由传感器系统增益决定。由于在遥感数据处理中将数字信号转换为辐射值时，一般已经考虑了系统的增益，因此可以使  $K = 1$ 。图 5.4 为上述公式模拟的不同分辨率的点扩散函数。



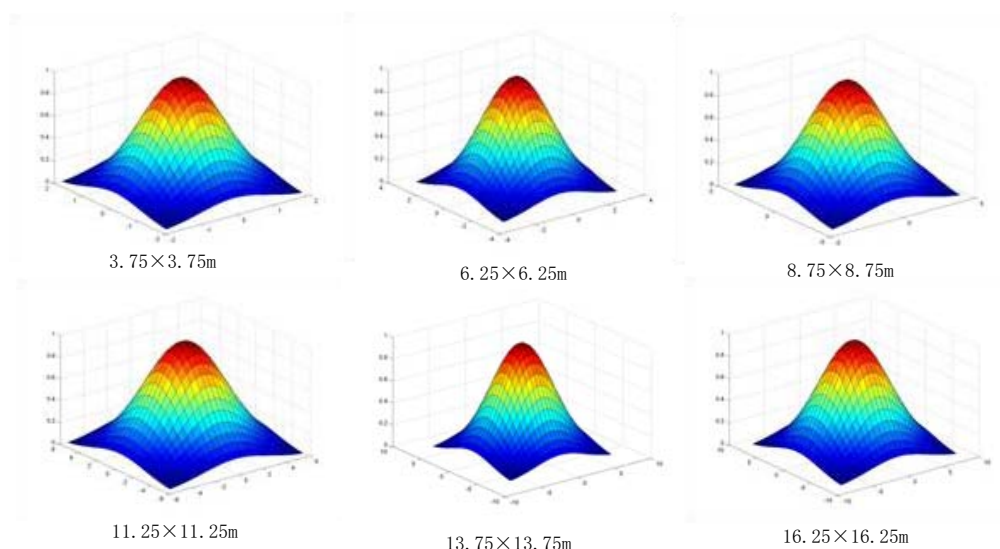


图5.4. 不同空间分辨率传感器的点扩散函数示意图

#### 5.1.2.4 小波变换法

早在1984年法国物理学家 Morlet 在分析地震波的局部性质时提出了小波分析，之后又与物理学家 Grossmann 合作研究小波信号按确定函数伸缩、平移系展开的可能性，发展和完善了连续小波变换的几何体系。最近几年小波变换因为其多分辨率的特点而成为十分活跃的研究领域，已经在信号处理、图像压缩和应用统计等领域得到广泛应用并取得了一些显著成果。在尺度研究方面小波的应用基本上是刚刚起步，但是已经在遥感数据的尺度和格局分析中体现出了一定优势，在于其在格局和模式分解的过程中还能够保持和表现等级信息。尤其是在卫星图像尺度扩展方面，可以很好地对具有明显不连续的数据进行近似：在一近似水平上小波可以表达多种类型的函数；在计算上小波变换效率很高，对数据没有平稳性要求。

通常连续的二维小波变换的定义为：若  $f(x, y)$  是一个二维函数，则它的连续小波变换是：

$$W_f(k, b_x, b_y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \varphi_{k, b_x, b_y}(x, y) dx dy \quad (5.16)$$

其中  $b_x$  和  $b_y$  分别表示在  $x$ ,  $y$  轴的平移， $W$  表示变换系数矩阵。二维连续小波逆变换为：

$$f(x, y) = \frac{1}{c_\varphi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W_f(k, b_x, b_y) \varphi_{k, b_x, b_y}(x, y) db_x db_y \frac{da}{k^3} \quad (5.17)$$

其中,

$$\varphi_{k,b_x,b_y}(x,y) = \frac{1}{|k|} \varphi\left(\frac{x-b_x}{k}, \frac{y-b_y}{k}\right)$$

$\varphi(x,y)$  是一个二维基本小波, 其中  $b_x$  和  $b_y$  为变换参数,  $k$  为尺度, 通常为以 2 为底的整数次方。常用的基本小波有: 有 Haar 小波、Daubechies 小波、Coiflets 小波、Morlet 小波、MexicanHat 小波以及 Meyr 小波, 不同的小波函数具有不同的时频特性, 采用不同的小波函数尺度转换的结果会略有不同。本研究选用 Haar 小波函数进行小波变换。

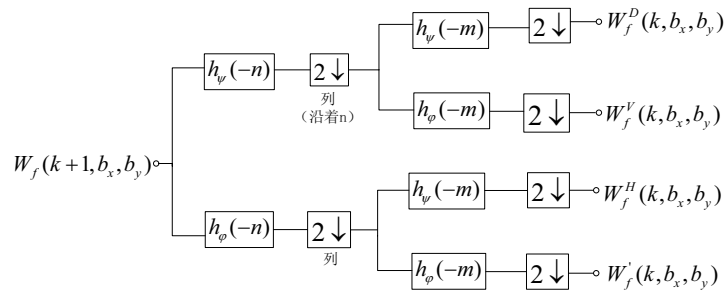


图5.5. 二维小波变换的分析滤波器族

从图 5.5 可以看出一次小波变换可分离出 4 个  $1/4$  大小的子图像  $W_f^A$ 、 $W_f^H$ 、 $W_f^V$  和  $W_f^D$ ，分别对应于近似系数、水平、垂直和对角线细节。要获取四幅子图像也需要一个二维尺度函数  $\varphi(x,y)$  和三个二维小波  $\psi^H(x,y)$ 、 $\psi^V(x,y)$ 、 $\psi^D(x,y)$ ，每个都是一维尺度函数  $\varphi$  和  $\psi$  相应的小波函数的乘积。通常小波变换函数具有三个基本特性：①可分离性、尺度可变性和平移性；②多分辨率的一致性；③正交性。

通常的小波变换后的相邻两个尺度的空间分辨率是 2 倍关系, 而实际应用中要求的两个尺度之间的空间分辨率未必接近  $2^j$  ( $j$  为整数)。比如: 如何运用小波变换将 1m 分辨率的数据尺度转换呈 3m 分辨率的数据, 这就需要寻求一种新的小波变换思路。本研究针对尺度扩展中变换的  $n \times n$  小窗口进行小波变换, 小波变换的层数  $j$  满足  $2^{j-1} < n < 2^j$ , 最后一层变换的近似系数只有一个值, 将该近似系数的  $1/j$  作为目标分辨率图像中对应像元的值。小波变换时, 如果窗口大小不

满足  $2^j$  的要求, 采用复制外边界值来扩展的方法进行扩展, 这样就可以应用小波变换进行任意窗口大小的尺度转换。

### 5.1.2.5 图像边界处理

同空间滤波类似, 尺度转换也存在固有的边界问题, 即进行尺度转换时, 如果图像的行列数不是  $n$  的整数倍, 则总会存在部分边缘行列像元不能恰好被移动窗口覆盖, 需要对边界进行扩展, 进而会造成尺度转换后图像边界失真。为了将这些失真减少到最小, 该边界必须进行不同于图像其他部分的处理。当滤波器元素在卷积过程中落到图像外部时, 必须为其设定一个范围, 该范围是图像外的滤波器的近似大小。处理边界问题的方法有很多, 常用的有: 图像大小通过围绕边界进行镜像反射来扩展、通过复制外边界值来扩展, 通过将图像看成一个二维周期函数来进行扩展、通过一阶导数外推法扩展。本论文在处理中采用复制外边界值来扩展方法。

### 5.1.3 最优尺度的选择问题

尺度研究中, 空间尺度选择问题一直备受关注。通常认为, 最优尺度下的遥感图像即能体现研究区域的空间格局, 同时模型的运行结果能获得有重要意义的转变。目前, 常用的最优空间尺度选择方法主要有: 平均局部方差法、变异函数法、基于统计可分性的方法和信息熵等。其中平均局部方差法和变异函数法是最常用的两种方法, 其理论基础源于 Tobler 地学第一定律, 即地理空间中临近现象比距离远的现象更近似; 基于离散度的方法是针对多波段遥感图像选取最优尺度。

#### 5.1.3.1 平均局部方差法

Woodcock and Strahler (1987) 通过计算图像的平均局部方差选择最优空间分辨率。平均局部方差定义为图像  $n \times n$  (通常  $n=3$ ) 移动窗口的方差的均值, 计算公式为:

$$\bar{V}_{local} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N V_{ij} \quad (5.18)$$

其中,  $\bar{V}_{local}$  是图像局部方差的均值,  $M, N$  分别表示用于计算平均局部方差的图像的行列数,  $V_{ij}$  是以  $(i, j)$  像元为中心像元的  $n \times n$  窗口内所有像元的方差。

该方法有两种不同的实现：一种是首先计算不同空间分辨率下  $n \times n$  移动窗口的平均局部方差，然后以空间分辨为横坐标，以平均局部方差为纵坐标，绘制局部方差图，并分析平均局部方差随空间分辨率的变化，当局部方差达到最大时的分辨率被认为是最优的空间分辨率。另一种是基于可变窗口的平均局部方差法：利用单一图像，计算不同移动窗口尺寸下平均局部方差，当平均局部方差最大时的移动窗口尺寸是最优空间分辨率。平均局部方差的优点是计算简单易行，不受尺度扩展方法的影响。其缺点是只适合于单波段图像的尺度选择，对于多波段的遥感图像往往会出现同一研究区域不同波段的最优尺度不同的结论；图像的局部方差与总体方差有关，只适合于同一遥感图像的不同尺度的平均局部方差的比较，而两幅不同图像的平均局部方差之间不具有可比性；局部方差计算时的图像边界效应也会影响局部方差的值。

### 5.1.3.2 变异函数法

变异函数是地统计分析研究中的重要工具，有时也称为变差函数、变异矩。热红外遥感中的温度与比辐射率是与空间位置有关的变量，具有一定的空间分布特征，可看做区域化变量。设  $Z(x)$  是系统某属性  $Z$  在空间位置  $x$  处的值， $Z(x)$  为一区域化随机变量，并满足二阶平稳假设， $h$  为两样本点空间分割距离， $Z(x)$  和  $Z(x+h)$  分别是区域化变量  $Z(x)$  在空间位置  $x_i$  和  $x_i + h$  处的实测值  $[i=1,2,...,N(h)]$ 。那么，根据定义，空间相距  $h$  的点对的平均半方差函数的离散计算公式为

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (5.19)$$

变异函数揭示了在整个尺度上的空间变异格局，而且变异函数只有在最大间隔距离  $1/2$  之内才有意义。

这样针对不同的空间分割距离  $h$ ，就可以计算出相应的  $\gamma(h)$  值。如果分别以  $h$  为横坐标， $\gamma(h)$  纵坐标，画出变异函数曲线图，就可以直接展示区域化变量  $Z(x)$  的空间变异特点。可见变异函数能同时描述区域化变量的随机性和结构性，

从而在数学上对区域化变量进行严格分析，是空间变异规律和空间结构分析的有效工具。

变异函数有四个非常重要的参数，即基台值（sill）、变程（range）或称空间依赖范围（range of spatial dependence）、块金值（nugget）或称区域不连续性值（localized discontinuity）和分维数（fractal dimension）。前 3 个参数可以直接从变异函数图中得到。它们决定变异函数的形状与结构。变异函数的形状反映自然现象空间分布结构或空间相关的类型，同时还能给出这种空间相关的范围。

当变异函数  $\gamma(h)$  随着间隔距离  $h$  的增大，从非零值达到一个相对稳定的常数时，该常数称为基台值  $c_0 + c$ ，当间隔距离  $h=0$  时， $\gamma(0)=c_0$ ，该值称为块金值或块金方差（nugget variance）。基台值是系统或系统属性中最大的变异，变异函数  $\gamma(h)$  达到基台值时的间隔距离  $a$  称为变程。变程表示在  $h \geq a$  以后，区域化变量  $Z(x)$  空间相关性消失。块金值表示区域化变量在小于抽样尺度时非连续变异，由区域化变量的属性或测量误差决定。上述三个参数可从变异函数曲线图直接得到，或者通过估计曲线回归参数得到。

第四个参数，即分维数用于表示变异函数的特性，由变异函数  $\gamma(h)$  和间隔距离  $h$  之间的关系确定： $2\gamma(h)=h^{(4-2D)}$ 。分形维数  $D$  为双对数直线回归方程中的斜率，它是一个无量纲数。分维数  $D$  的大小，表示变异函数曲线的曲率，可以作为随机变量的量度。但该随机分维数  $D$  与形状分维数有本质的不同。

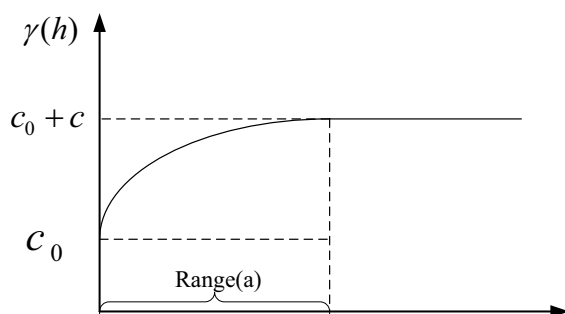


图5.6. 典型的变异函数及其参数

实际上，理论变异函数模型是未知的，往往要从有效的空间取样数据中去估计，对各种不同的  $h$  值可以计算出一系列  $\gamma(h)$  值。因此需要一个理论模型去拟合

这一系列的  $\gamma(h)$  值。到目前为止，地统计学将这些模型分为三大类：第一类是基台值模型，包括球状模型、指数模型、高斯模型、线性有基台模型和纯块金效应模型；第二类是无基台模型，包括幂函数模型、线性无基台值模型、抛物线模型；第三类是孔穴效应模型。其中最常用的是球状模型，其一般公式为：

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & h = 0 \\ c_0 + c\left(\frac{3h}{2a} - \frac{h^3}{2a^3}\right) & 0 < h \leq a \\ c_0 + c & h > a \end{cases} \quad (5.20)$$

式中， $c_0$  为块金效应常数， $c$  为拱高， $c_0 + c$  为基台值， $a$  为变程。当  $c_0 = 0$ ， $c = 1$  时，称为标准球状模型。球状模型是地统计分析中应用最广泛的理论模型，许多区域化变量的理论模型都可以用该模型去拟合。

变异函数法中，半方差的计算是关键。本研究通过计算不同像元大小情况下空间步长为 1 个像元时的半方差的变化来选择最优尺度。该方法运用不同的尺度转换方法将原始图像转换成不同空间分辨率的图像，分别计算这些图像的步长为 1 的半方差，然后选取半方差最大时对应的空间分辨率为最优分辨率。显然该方法与平均局部方差具有相同的意义。

### 5.1.3.3 基于统计可分性的方法

前面讲述的平均局部方差法和变异函数法只能逐波段处理。而在多光谱和高光谱遥感图像的分类和尺度选择时应综合考虑光谱维的影响。一个较好的选择最优多光谱和高光谱遥感数据空间分辨率的方法是进行类别之间光谱特征的统计可分性分析。同时考虑空间和光谱的统计可分性度量的方法主要包括离散度和 J-M 距离。

基于离散度的方法：基于离散度方法是衡量地物可分性的度量指标之一。在遥感图像应用中，离散度就是两个类别之间的离散程度。求出两类地物的概率之差和两概率之比，通过反映出这两概率的重叠程度，理论上离散度最大的图像，平均的类别之间正确分类的几率较大。离散度的计算公式为：

$$D_{ij} = E[L'_{ij}(X)/\omega_i] + E[L'_{ji}(X)/\omega_j] \quad (5.21)$$

其中,  $L'_{ij}$  为  $L_{ij}$  的自然对数, 而  $L_{ij}$  是某一点的似然比。如图 5.7 所示, 图中  $a$  为  $X_0$  处的类条件概率密度之差,  $L_{ij}$  为两类似然度之比。其中,

$$\begin{cases} E[L'_{ij}(X) / \omega_i] = \int_X L'_{ij} p(X / \omega_i) dX \\ E[L'_{ji}(X) / \omega_j] = \int_X L'_{ji} p(X / \omega_j) dX \\ p(X / \omega_i) = N(\mu_i, \sigma_i) \\ p(X / \omega_j) = N(\mu_j, \sigma_j) \\ L'_{ij} = \log_e L_{ij}(X) = \log_e p(X / \omega_i) - \log_e p(X / \omega_j) \\ L_{ij}(X) = \frac{p(X / \omega_i)}{p(X / \omega_j)} \end{cases} \quad (5.22)$$

E 代表期望值,  $N(\mu_i, \sigma_i)$  表示样本服从正态分布

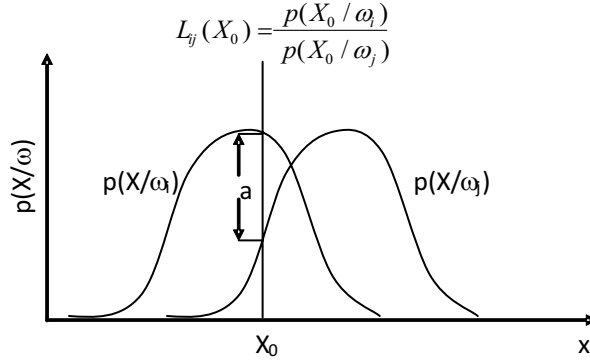


图5.7. 某一点的似然比定义

J-M 距离: 也是基于类条件概率之差, 其表达式为:

$$J_{ij} = \left\{ \int_X [\sqrt{p(X / \omega_i)} - \sqrt{p(X / \omega_j)}]^2 dX \right\}^{1/2} \quad (5.23)$$

从上式可以看出, J-M 距离其实就是两类概率密度函数之差。当模式类服从正态分布时, J-M 距离可以简化为:

$$J_{ij} = [2(1 - e^\alpha)]^{1/2} \quad (5.24)$$

其中,

$$\alpha = \frac{1}{8} (\mu_i - \mu_j)^T \left( \frac{\sigma_i + \sigma_j}{2} \right)^{-1} (\mu_i - \mu_j) + \frac{1}{2} \log_e \left[ \frac{(|\sigma_i + \sigma_j|/2)}{(|\sigma_i| \cdot |\sigma_j|)^{1/2}} \right] \quad (5.25)$$

变换的离散度变化范围为[0 2], 一般当变换的离散度大于 1.9 时, 表示统计可分性强; J-M 距离的变化范围为[0 1.414], 相应地, 当 J-M 距离大于 1.38 时表示统计可分性强。

### 5.1.3.4 信息熵法

信息论中，熵是衡量信息丰富程度的一个重要指标，同时也是对信息不确定性的度量，熵越大不确定性也越大，反之则反是。根据 Shannon 信息论原理，熵可定义为：

$$H(x) = -\sum_{i=1}^n P_i \ln P_i \quad (5.26)$$

其中， $x$  为输入的随机变量， $x$  对应的  $n$  种可能取值的概率为  $P_i$ 。在分类中  $P_i$  表示给定  $x$  的各类的后验概率。为了能够正确选取最优空间尺度，一般计算每个尺度下图像中所有像元的可分性熵并取其均值，选取熵值最小的空间尺度进行信息提取。

信息熵法主要针对遥感分类的最优空间尺度的选择。该方法首先计算每个尺度下地物类别的可分性平均熵，平均熵最小的空间尺度为最优空间尺度。该方法的优势在于将空间信息和多光谱信息综合起来进行最优尺度选择，适合于多光谱数据的最优尺度选择。同离散度法相比，本方法利用了多维随机变量的概率理论，充分考虑了整个观测量的实际空间分布特征，避免了仅仅从各类间概率密度重叠程度进行分析的局限和不足。

## 5.2 区域选择与数据处理：

为了深入研究温度、比辐射率产品及温度与比辐射率分离算法的尺度转换规律，本文以城市和农村为研究对象，其中城市（图 5.8a）研究区域介于北纬  $38^{\circ}1'43.23'' \sim 38^{\circ}2'30.48''$ ，东经  $114^{\circ}26'34.07'' \sim 114^{\circ}27'37.17''$  之间，主要地物类型有道路、河流、高楼建筑等；农村（图 5.8b）介于北纬  $38^{\circ}5'38.00'' \sim 38^{\circ}6'25.24''$ ，东经  $114^{\circ}26'26.14'' \sim 114^{\circ}27'29.31''$  之间，主要地物类型有河流、道路、农田、平房等。

采用两种不同的尺度转换方案（图 5.1），即尺度转换后再温度与比辐射率分离（记为 P1）和温度与比辐射率分离后再尺度转换（记为 P2）。计算每个尺度的温度和比辐射率图像的均值、全局标准差、Moran'I 指数、局部标准差以及半方差。



尺度效应分析：分析 P1 和 P2 两个方案获取的温度（比辐射率）的相关性，并建立回归方程。研究方程系数的影响因子，进行尺度纠正。温差（比辐射率差）分析：计算 P1 与 P2 的温度（比辐射率）差异，并统计每个尺度的温度差值( $\Delta T$ )、比辐射率差值( $\Delta \epsilon$ ) 图像的直方图，分析其变化情况。最后利用图像的局部标准差以及半方差进行最优尺度选择。

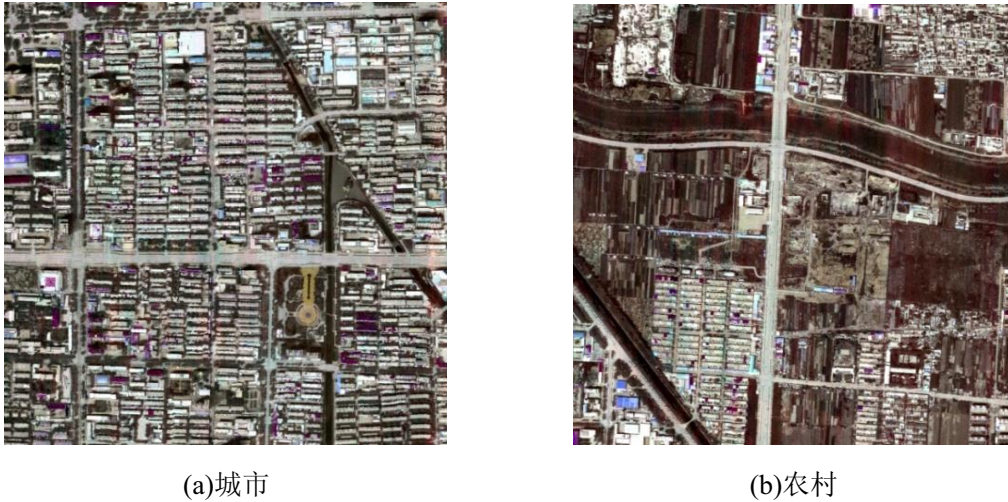


图5.8. 研究区域的热红外图像的假彩色合成

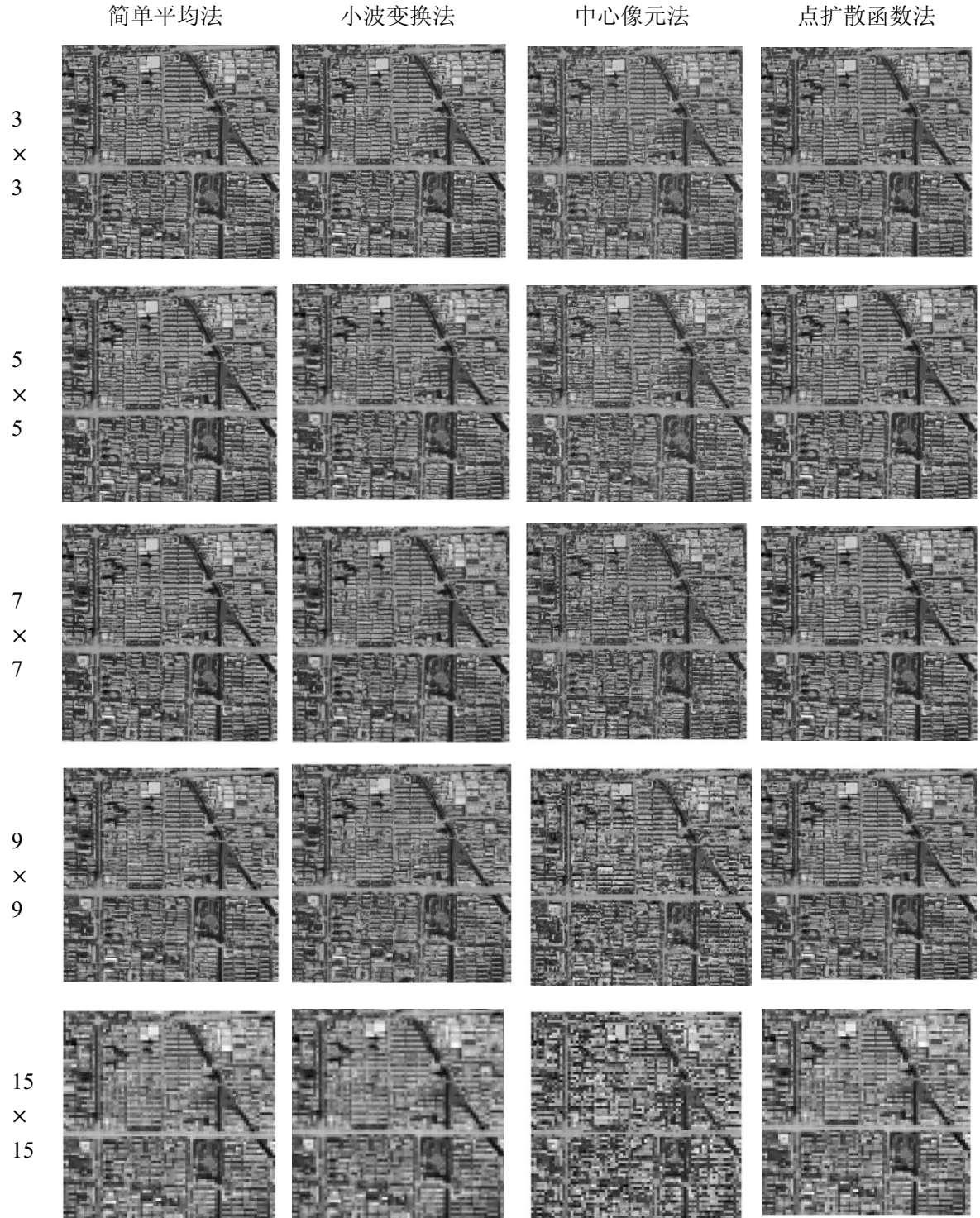
R: 11.5 $\mu\text{m}$ ; G: 10.35 $\mu\text{m}$ ; B: 9.15 $\mu\text{m}$

### 5.3 温度的尺度效应分析

#### 5.3.1 温度的尺度转换评价

首先分析温度的尺度效应。图 5.9 为使用四种尺度转换方法获取的系列温度图。一个好的尺度转换方法应该尽可能保持图像数据的统计特征和空间结构信息 (L. Bian, 1999)。分析不同空间分辨率的温度图像可知：随着尺度转换窗口的增大及空间分辨率的降低，图像逐渐变得模糊不清，细节消失。其中采用中心像元法获取的图像退化的较快，当窗口大小为 15 $\times$ 15 时，建筑物已经开始失真，表现为较大的不连续性和较强的随机性噪声；当窗口大小为 25 $\times$ 25 时几乎分辨不出任何地物。这是因为在大尺度窗口扩展时，中心像元距离窗口边缘的像元较远，中心像元不能有效代表整个窗口内的地物信息。而其他三种尺度转换方法在尺度转换中以不同的方式考虑了视场内地物的空间结构信息，因此图像空间特征保持较好，退化较缓。

但是对于定量遥感应用来讲，仅仅通过目视评价是不充分、不科学的，还需要构建一些定量指标进行评价。这里我们从图像的均值、全局标准差、Moran'I指数、局部标准差以及半方差等几个指标进行综合评价。



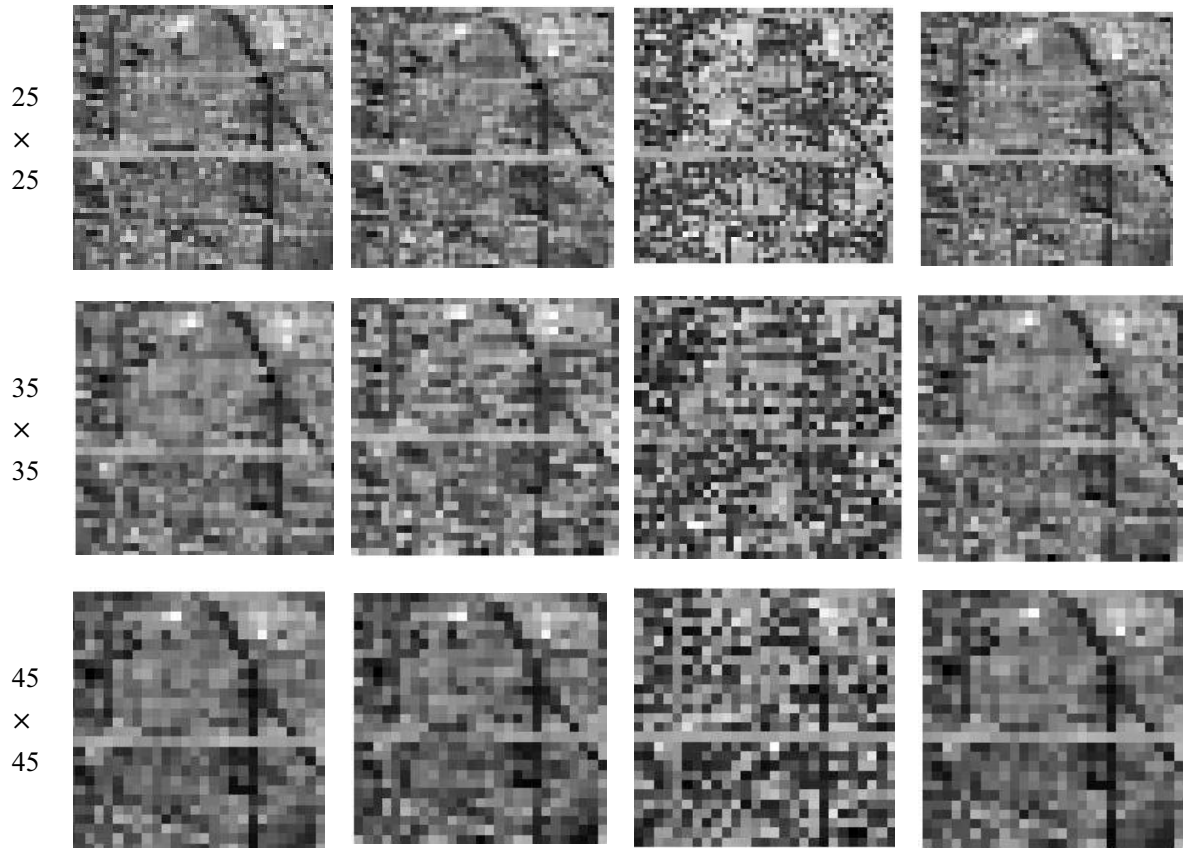


图5.9. 不同尺度转换方法得出的不同分辨率的城市的温度图像

### 5.3.1.1 温度图像的平均值随尺度变化分析

通常我们研究尺度转换的目的是找到区域尺度或全球尺度的地学参数，使其适应于各类模型（比如全球气候变化、能量平衡、水循环和碳循环等）的应用研究。如果不同尺度的平均值变化很大，在后续的遥感模型应用中由于尺度效应导致的误差也会很大，因此我们希望尺度转换后的图像的均值变化幅度尽可能小。理论上，简单平均法所获取的不同尺度温度图像的均值应该保持不变，但是由于边界效应的影响，会造成微小的波动（如图 5.10）。点扩散函数和简单均值法的不同尺度转换结果的均值随尺度变化趋势相同，在数值上也几乎相同。小波变换法的温度均值在尺度转换窗口大于 25 时略有波动，但是变化的整体趋势与点扩散函数和均值法相同。中心像元法尺度转换结果的均值变化幅度较大，尤其是当尺度转换窗口大于 17 时，温度均值呈不规则波动，这是因为不同尺度转换窗口对应的中心像元不同，尺度转换窗口越大，转换后图像相邻像元间的实际空间距离越大，导致的图像的不连续性也越大。

另外，城市和农村的温度均值随尺度变化趋势也不完全相同。对城市来讲，P2 过程能够较好的保持原温度图像的均值，而 P1 过程所获取的温度图像的均值随着尺度转换窗口的逐渐增大，呈缓慢下降趋势。而对于农村来讲，随着尺度扩展窗口的逐渐增大，两个过程获取的温度图像的均值随尺度变化有所波动，其中 P2 过程的温度均值在原始温度图像均值附近上下波动，而 P1 过程获取的温度图像的均值都低于原始图像的均值。

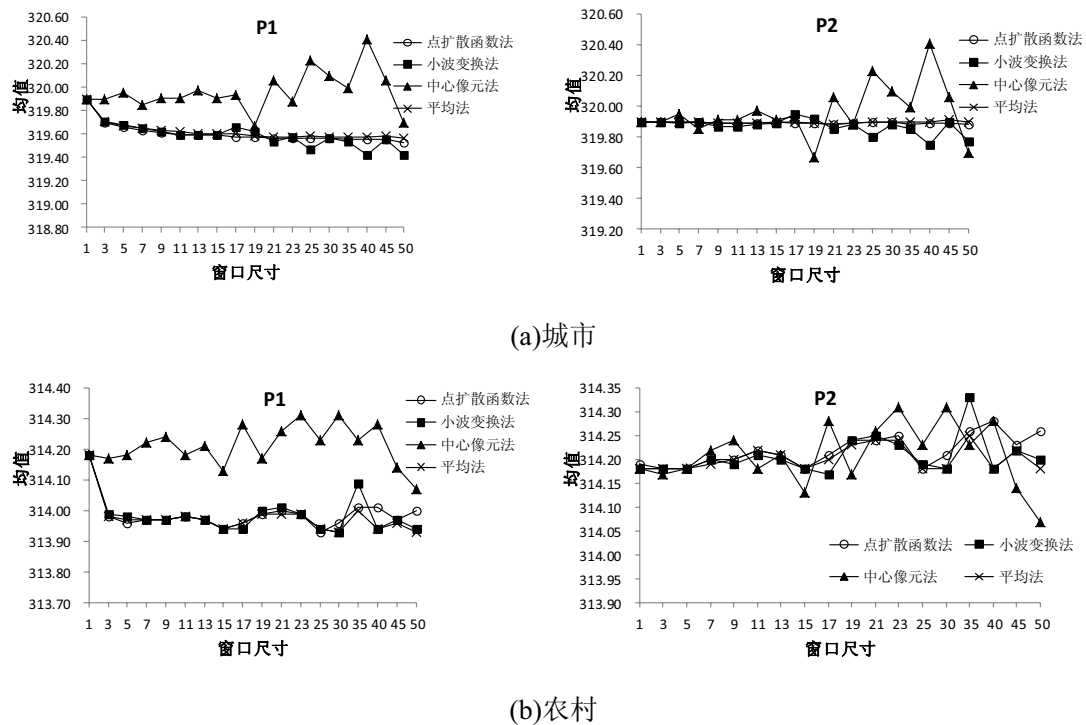


图5.10. 不同尺度的温度图像均值的变化

### 5.3.1.2 温度图像的全局标准差随尺度变化分析

标准差是图像处理中最常用的统计量之一，是衡量数据结构信息的标准之一。通常情况下，标准差小表示观测值比较密集的分布在均值的周围，相反标准差大表示观测值比较离散。图 5.11 为城市和农村在不同尺度下温度图像的标准差。分析可知，简单平均法、点扩散函数法以及小波变换法三种方法获取的温度图像的标准差随着空间分辨率的降低而逐渐降低，这是因为这三种方法在尺度转换过程中都存在平滑效应，损失了图像纹理信息，从而使得图像的标准差降低。其中点扩散函数法的标准差低于其他方法，是因为点扩散函数考虑了临近效应，从而加剧了其平滑效应。对比分析城市和农村之间的全局标准差及其变化趋势可知，相同空间分辨率条件下城市的全局标准差高于农村，表明城市地表温度空间结构



比较复杂、不同类型地表的温度差异较大，这是由城市的地表类型多样、三维空间结构决定的。中心像元法能很好的保持图像的标准差，但是该方法进行尺度转换后的图像质量是最差的。因此仅仅通过均值和全局标准差来评价尺度转换方法优劣是不全面的，还需要寻求其他指标。

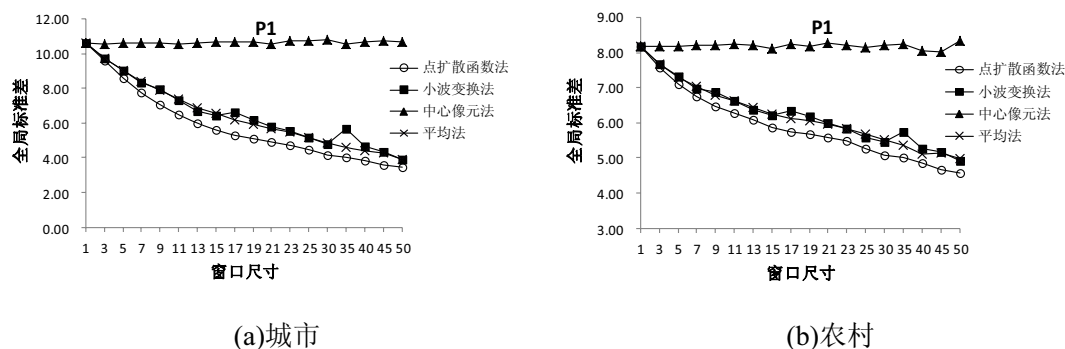


图5.11. 不同尺度的温度图像标准差的变化

### 5.3.1.3 不同尺度温度图像的空间统计分析

地理数据的空间统计分析思想源自地理学第一定律，即在地理空间中临近现象比距离远的现象更相似，其核心是认识地理位置相关的数据间的空间依赖、空间自相关。最常用的空间自相关系数为 Moran'I 指数。Moran'I 指数反映的是空间邻接或空间临近的区域单元属性值的相似程度，有局部和全局两种指标：全局 Moran'I 指数用来衡量整幅图像的空间自相关程度，但是存在忽略空间过程的潜在不确定性的问题，因此又发展了局部 Moran'I 指数，即计算每一个空间单元与邻近单元就某一属性的相关程度。一般地当 Moran'I < 0 表示数据呈负空间自相关；当 Moran'I > 0 表示数据呈正空间自相关。

#### 全局 Moran'I 指数

如果  $x_i$  是位置（区域） $i$  的观测值，则该变量的全局 Moran'I 指数  $I$  可用如下公式计算：

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{s^2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \quad (5.27)$$

式中：  $I$  为 Moran'I 指数；  $s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$ ；  $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ ，  $w_{ij}$  表示区域  $i$  和  $j$  的临近关系，它可以根据邻接标准或距离标准来度量。确定权重  $w_{ij}$  的规则有多种，其中最常用的两种为：

◇ 简单的二进制邻接矩阵

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{当区域 } i \text{ 和 } j \text{ 相邻接} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

◇ 基于距离的二进制空间权重矩阵

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{当区域 } i \text{ 和 } j \text{ 的距离小于 } d \text{ 时} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

其中区域  $i$  与其自身不属于邻接关系，即  $w_{ij} = 0$ 。

**局部 Moran'I 指数  $I_i$  定义为：**

$$I_i = \frac{(x_i - \bar{x})}{s^2} \sum_j w_{ij} (x_j - \bar{x}) \quad (5.28)$$

式中：  $s^2 = \frac{1}{n} \sum_i (x_i - \bar{x})^2$ ，  $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ 。

显然：每个区域单元  $i$  的  $I_i$  是描述该区域单元周围显著的相似值区域单元之间空间集聚程度的指标；经过简单的推导，容易证明  $\sum_i I_i = s_0 I$ 。所以局部 Moran'I 指数  $I_i$  是一种描述空间联系的局部指标。 $I_i > 0$  时表示该区域单元周围相似值（高值或低值）的空间集聚， $I_i < 0$  时则表示非相似值的空间集聚。

本研究计算了不同尺度温度图像的局部 Moran'I 的均值（图 5.12）。分析可知所有温度图像的 Moran'I 指数均大于零，表明温度的空间分布呈正空间自相关，且 Moran'I 指数随着尺度的增加而逐渐降低，表明当图像的空间分辨率比较高时相邻像元属于同一对象的可能性大，存在高度空间自相关，随着分辨率的降低，相邻像元属于不同类型的概率增加，空间自相关性也随之降低。不同尺度转换方法之间的 Moran'I 指数变化趋势基本相同，只是程度有所不同。在相同的尺度下，点扩散函数法获取的图像的 Moran'I 指数最高，即空间自相关性最高；中心像元

法获取的图像的空间自相关指数最低,进一步表明中心像元法的尺度转换效果最差。

分析城市温度图像的 Moran'I 指数(图 5.12(a))可知,当尺度转换的窗口小于等于 7 时,随尺度增加 Moran'I 指数迅速下降,之后变化趋势比较缓慢。农村温度图像的 Moran'I 指数随着尺度窗口的增加一直呈缓慢下降趋势。

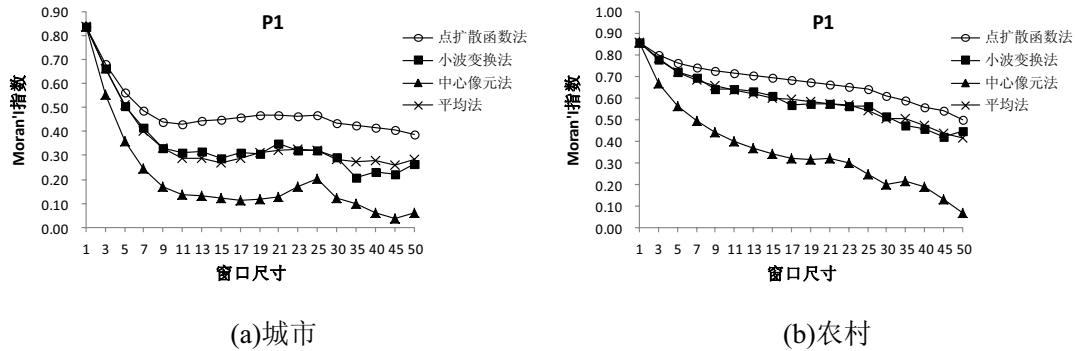


图5.12. 不同尺度转换方法下的温度图像的 Moran'I 指数随尺度变化情况

#### 5.3.1.4 小结

通过以上分析可知,在尺度转换中,中心像元法虽较好的保持了原始图像的标准差,但是尺度转换后的温度图像的均值变化比较剧烈,空间自相关性衰减严重,当尺度转换窗口大于 9 时 Moran'I 指数下降到 0.2 以下;当尺度转换窗口大于 25 时,温度图像几近随机图像。点扩散函数法在保持图像空间自相关性方面效果最好,其次是简单平均法和小波变换法。但无论哪种方法,随着尺度扩展图像质量下降、纹理信息损失等是必然的事实。因此尺度转换是不可以无限制进行下去的,需要根据研究对象、研究目的以及相关配套数据来确定合适的空间尺度,同时兼顾参数的物理意义。

#### 5.3.2 两种处理过程(P1、P2)的温差分析

由于不同算法对比辐射率的假设不同,构造的新经验方程或代价函数也不同,尺度转换对这些算法的影响也有所差异。以点扩散函数法为例,计算了 P1、P2 两种处理过程获取的温度差,并详细分析了温差均值、温差的标准差及其直方图随尺度的变化。温差均值可以在一定程度上反映算法的尺度效应。

以城市为例,分析温差均值和标准差(表 5.1)可知,在相同窗口大小的尺度转换条件下,NSTES 算法的温差均值和标准差大于 Aster\_TES 算法的温差均值和标准差。温差均值随尺度转换窗口的变化而变化,NSTES 算法的温差均值

变化范围为 0.24 K ~0.35 K，Aster\_TES 算法的温差均值变化范围为 0.11 K ~0.20 K；当尺度转换窗口小于 11 时，两种算法的温差均值随着尺度转换窗口增大而增加。NSTES 算法的温差标准差变化范围为 0.18K~0.23K，Aster\_TES 算法的温差标准差变化范围为 0.10K~0.18K。

对于农村，两种温度与比辐射率分离算法的温差变动范围更小。除个别值外，相同条件下，农村的温差均值、标准差略小于城市，这是因为城市的地物三维结构和成分复杂，尺度效应大，而农村则相反。

**表5.1.不同 TES 算法的温差均值和标准差校正前后对比（城市）**

窗口大小	NSTES 算法				Aster_TES 算法			
	均值		标准差		均值		标准差	
3	0.24	0.18	0.23	0.18	0.11	0.12	0.18	0.15
5	0.26	0.17	0.22	0.16	0.13	0.13	0.17	0.16
7	0.28	0.17	0.22	0.15	0.15	0.13	0.17	0.16
9	0.30	0.17	0.22	0.15	0.17	0.14	0.17	0.17
11	0.31	0.17	0.22	0.15	0.18	0.14	0.17	0.17
13	0.31	0.17	0.22	0.15	0.19	0.14	0.17	0.17
15	0.32	0.17	0.22	0.15	0.19	0.13	0.17	0.17
17	0.33	0.17	0.21	0.14	0.19	0.13	0.16	0.16
19	0.33	0.16	0.21	0.14	0.20	0.13	0.16	0.16
21	0.33	0.16	0.21	0.14	0.20	0.12	0.16	0.17
23	0.33	0.17	0.21	0.14	0.20	0.12	0.15	0.16
25	0.34	0.16	0.21	0.14	0.20	0.12	0.14	0.16
30	0.34	0.16	0.20	0.13	0.20	0.11	0.14	0.15
35	0.34	0.16	0.20	0.13	0.20	0.10	0.12	0.14
40	0.34	0.15	0.18	0.12	0.20	0.10	0.11	0.12
45	0.34	0.15	0.18	0.11	0.20	0.09	0.10	0.12
50	0.35	0.14	0.18	0.12	0.20	0.09	0.10	0.11

注：第一列为尺度校正前的结果，第二列为尺度校正后的结果

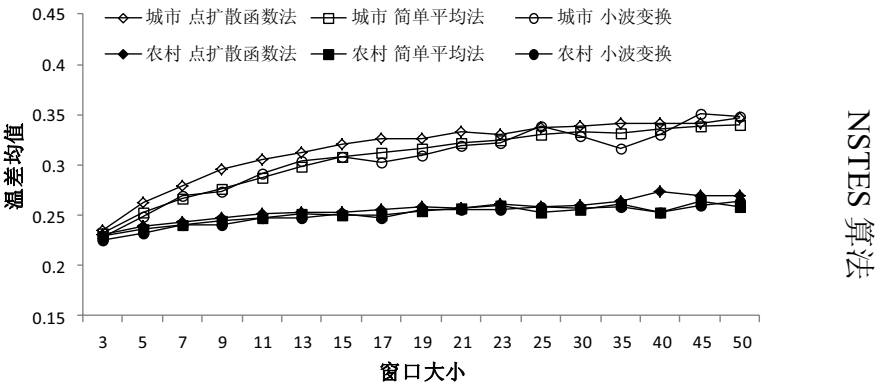


表5.2.不同 TES 算法的温差均值和标准差校正前后对比（农村）

窗口大小	NSTES 算法				Aster_TES 算法			
	均值		标准差		均值		标准差	
3	0.23	0.17	0.21	0.16	0.12	0.10	0.16	0.12
5	0.24	0.16	0.19	0.14	0.12	0.10	0.15	0.11
7	0.24	0.15	0.19	0.13	0.13	0.10	0.15	0.12
9	0.25	0.15	0.18	0.13	0.13	0.10	0.15	0.12
11	0.25	0.15	0.18	0.13	0.13	0.10	0.15	0.12
13	0.25	0.14	0.18	0.12	0.13	0.10	0.15	0.12
15	0.25	0.14	0.17	0.12	0.13	0.10	0.15	0.12
17	0.26	0.14	0.17	0.12	0.13	0.10	0.14	0.12
19	0.26	0.14	0.17	0.12	0.13	0.10	0.14	0.11
21	0.26	0.14	0.17	0.11	0.13	0.10	0.14	0.11
23	0.26	0.14	0.17	0.11	0.13	0.09	0.13	0.11
25	0.26	0.14	0.16	0.11	0.12	0.09	0.13	0.10
30	0.26	0.14	0.16	0.10	0.12	0.09	0.12	0.09
35	0.26	0.13	0.16	0.11	0.12	0.09	0.11	0.08
40	0.27	0.13	0.16	0.10	0.12	0.08	0.10	0.08
45	0.27	0.13	0.16	0.10	0.11	0.08	0.09	0.07
50	0.27	0.14	0.16	0.10	0.11	0.08	0.09	0.06

注：第一列为尺度校正前的结果，第二列为尺度校正后的结果

由图 5.13 可知尺度转换方法对城市的温差的影响大于农村。就城市来讲，当尺度转换窗口小于 21 时点扩散函数法的温差均值较大，简单平均法和小波变换法的温差均值变化趋势比较近似。而农村不同尺度转换方法之间的温差差异较小。



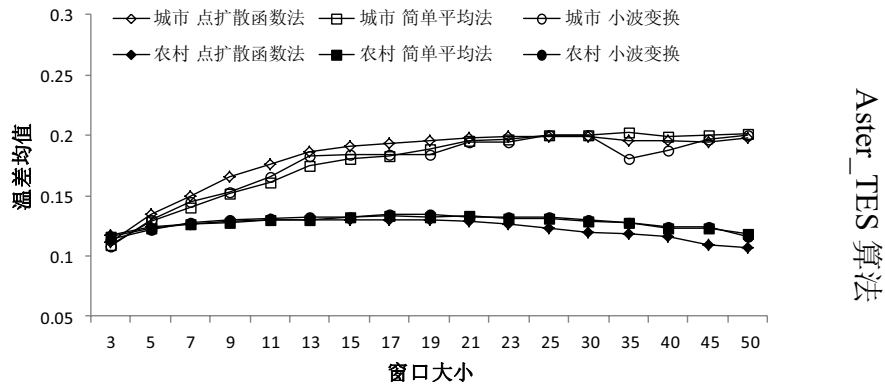


图5.13. 不同尺度转换方法对温差的影响

为了深入分析不同温度与比辐射率分离算法的尺度效应,以及温差的分布情况,以城市为例统计了两种尺度转换过程获取的温差图像的直方图(图 5.14)。分析可知,在相同的尺度转换窗口下,两种 TES 算法的温差直方图为单峰分布,其中 Aster\_TES 算法的温差直方图峰值位于零值附近,且峰峭度最高;NSTES 算法的温差直方图的峰值虽也在零值附近,但其峰峭度小于 Aster\_TES 算法的温差直方图。随着尺度转换窗口的增大,两种算法的温差直方图的峰值与峰峭度均呈下降趋势,且峰值对应的温差逐渐远离 0K,峰峭度下降,即温差的分布越来越离散。因此两个处理过程对 NSTES 算法的影响大于 Aster\_TES 算法。

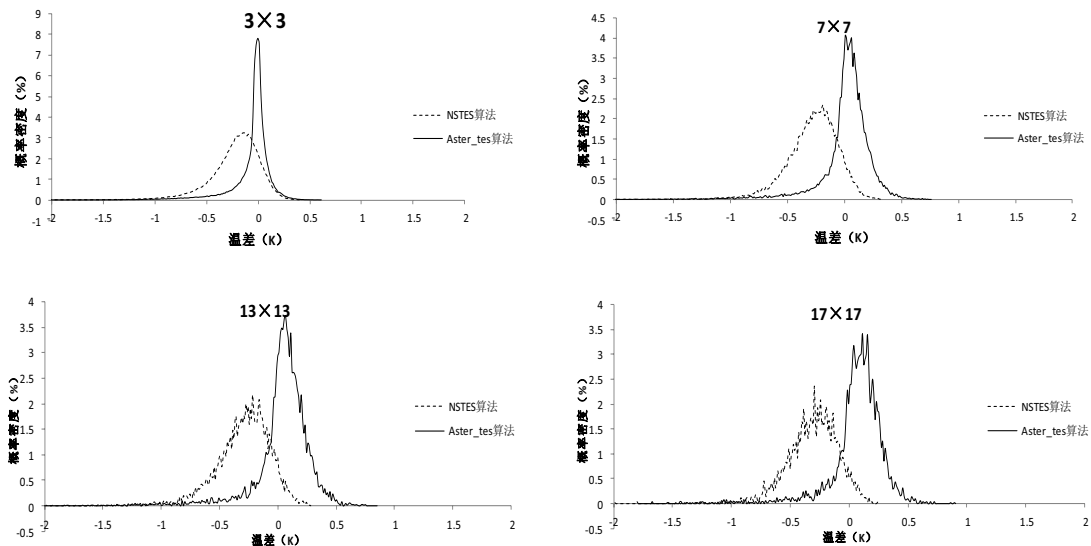


图5.14. 不同 TES 算法的两种处理过程之间的温差均值直方图统计

### 5.3.3 相关性分析

传感器获取的是瞬时视场内的辐射能量，辐射能量的大小符合视场角加权法则，落实到界面则符合面积加权法则。因此从实际应用来讲，先进行尺度转换再进行温度与比辐射率的分离比较符合实际情况，然而在很多情况下，我们只能首先获取到不同空间分辨率条件下的遥感产品图像（比如温度），这时再将温度结果转换到模型要求的尺度上去，就属于  $P_2$  了。基于此我们以点扩散函数法尺度转换为例深入研究两个过程获取的温度之间的相关性并进行回归分析，进而研究回归系数的影响因素，最后通过尺度校正，以减小  $T_{P1}$  和  $T_{P2}$  之间的差异。

通过分析  $T_{P1}$  和  $T_{P2}$  的相关性可知，所有温度与比辐射率分离算法获取的  $T_{P1}$ 、 $T_{P2}$  两种过程获取的温度之间的相关系数均达 0.99 以上，这使尺度校正成为可能。接下来我们将分析  $T_{P1}$  和  $T_{P2}$  的回归方程(5.29)及其影响因素。

$$T_{P1} = a * T_{P2} + b \quad (5.29)$$

其中  $a$  相当于表 5.3 和表 5.4 中的斜率， $b$  相当于表 5.3 和表 5.4 中的截距，我们将校正后的温度记为  $T'_{P1}$ ，故此方程(5.29)改写成：

$$T'_{P1} = a * T_{P2} + b \quad (5.30)$$

分析表 5.3 和表 5.4 可知，Aster\_TES 算法的  $T_{P1}$  和  $T_{P2}$  之间的回归方程的斜率和截距的绝对值随着尺度转换窗口的增加而增加。而 NSTES 算法的斜率和截距的绝对值随着尺度转换窗口的增加而降低。这可能是由于两种算法的收敛条件不同所致。其中斜率的变化范围远小于截距的变化范围。因此只要我们能够找到  $T_{P1}$  和  $T_{P2}$  之间的回归系数就能部分解决温度的尺度问题。就这两种温度与比辐射率分离算法而言，相同尺度转换窗口下 Aster\_TES 算法的回归方程截距的绝对值大于 NSTES 算法。

进一步研究发现，温度图像的均值、局部标准差均值、全局标准差对回归系数均有不同程度的贡献，其中回归方程的斜率和截距与温度的全局标准差的相关性最大， $R^2$  达 0.92 以上。T 检验结果表明，Aster\_TES 算法的  $T_{P1}$  和  $T_{P2}$  之间的回归方程的斜率与温度的全局标准差呈显著负相关，截距与温度的全局标准差呈显

著正相关；相反，NSTES 算法的  $T_{P1}$  和  $T_{P2}$  之间的回归方程的斜率与温度的全局标准差呈显著正相关，截距与温度的全局标准差呈显著负相关。因此(5.30)可改写为：

表5.3.Aster\_TES 算法分离的  $T_{P1}$  和  $T_{P2}$  之间的相关性及其回归方程系数表

窗口 大小	农田				城市			
	R*	斜率	截距	全局方差	R*	斜率	截距	全局方差
3	0.99970	1.0121	-3.8713	6.5393	0.9998	1.0098	-3.1740	8.1030
5	0.99970	1.0147	-4.6746	6.2578	0.9997	1.0115	-3.6957	7.5738
7	0.99968	1.0164	-5.1952	6.0396	0.9996	1.0123	-3.9149	7.1192
9	0.99967	1.0175	-5.5351	5.8530	0.9995	1.0134	-4.2438	6.6824
11	0.99964	1.0189	-5.9668	5.7079	0.9994	1.0139	-4.3901	6.2748
13	0.99962	1.0195	-6.1495	5.5700	0.9993	1.0157	-4.9214	5.8819
15	0.99961	1.0209	-6.5891	5.4025	0.9992	1.0162	-5.0640	5.5984
17	0.99959	1.0219	-6.8948	5.2979	0.9992	1.0165	-5.1628	5.2900
19	0.99957	1.0215	-6.7590	5.2322	0.9991	1.0179	-5.5918	5.0999
21	0.99958	1.0224	-7.0454	5.1605	0.9989	1.0183	-5.7156	4.8609
23	0.99955	1.0227	-7.1224	5.0642	0.9989	1.0175	-5.4493	4.7210
25	0.99960	1.0237	-7.4483	4.9310	0.9987	1.0169	-5.2675	4.4203
全局方差与截距的 $R^2$				0.9912				0.9373
全局方差与斜率的 $R^2$				0.9918				0.9416

\*R 表示 P1、P2 获取的温度之间的相关系数。

表5.4.NSTES 算法分离的  $T_{P1}$  和  $T_{P2}$  之间的相关性及其回归方程系数表

窗口 大小	农田				城市			
	R*	斜率	截距	全局方差	R*	斜率	截距	全局方差
3	0.99946	1.0075	-2.5453	7.6517	0.9996	1.0054	-1.9028	10.577
5	0.99954	1.0071	-2.4385	7.3094	0.9996	1.0051	-1.8537	9.8278
7	0.99956	1.0064	-2.2331	7.0557	0.9996	1.0046	-1.7119	9.1613
9	0.99955	1.0058	-2.0410	6.8374	0.9996	1.0042	-1.6146	8.6073
11	0.99954	1.0055	-1.9557	6.6711	0.9995	1.0036	-1.4181	8.0746
13	0.99953	1.0051	-1.8423	6.5046	0.9994	1.0031	-1.2718	7.5721
15	0.99952	1.0048	-1.7518	6.2947	0.9994	1.0022	-0.9996	7.0996
17	0.99951	1.0048	-1.7320	6.1810	0.9994	1.0013	-0.7152	6.7464
19	0.99950	1.0042	-1.5590	6.1193	0.9993	1.0009	-0.5836	6.4002
21	0.99950	1.0033	-1.2634	6.0411	0.9992	1.0015	-0.8043	6.1521
23	0.99949	1.0026	-1.0457	5.9233	0.9991	1.0004	-0.4546	5.8705
25	0.99948	1.0030	-1.2001	5.7377	0.9991	1.0007	-0.5381	5.6993
全局方差与截距的 $R^2$				0.9230				0.9415
全局方差与斜率的 $R^2$				0.9323				0.9552

\*R 表示 P1、P2 获取的温度之间的相关系数。

$$T'_{p1} = f(s) * T_{p2} + g(s) \quad (5.31)$$

式中,  $s$  为温度的全局标准差。即截距和斜率可以表示为标准差的函数。

### 5.3.4 尺度校正

我们研究尺度转换、尺度效应的最终目的是研究如何将某一尺度上的温度通过一定的计算方法能够以较小的误差转换到另一空间尺度上,即尺度校正。采用回归方程(5.30)将  $T_{p2}$  进行尺度校正,将尺度校正后的温度  $T'_{p1}$  与  $T_{p1}$  进行对比,温差均值和标准差见表 5.1 和表 5.2。分析可知,除尺度转换窗口为 3 和 5 的 Aster\_TES 算法外,校正后的  $T'_{p1}$  与  $T_{p1}$  之间的温差均值和温差标准差均有不同程度的降低,表明尺度校正降低了两个过程获取的温度之间的差异,温差标准差的降低,表明温差离散度降低。校正后的 NSTES 算法的尺度效应仍然大于校正后 Aster\_TES 算法的尺度效应。因此尺度校正能有效降低由于尺度转换导致的尺度效应,但没有改变不同 TES 算法之间的尺度效应相对大小,即校正前尺度效应大的 TES 算法,校正后的温差依然大。

### 5.3.5 温度的最优扩展尺度选择

温度图像的尺度扩展的结果就是图像空间分辨率的降低,像元数量减少,实际应用中图像的尺度扩展次数是有限的,因此必须考虑其物理意义,即扩展后的图像数据必须能够满足研究需要,且尽最大可能地保持图像的空间结构信息。那么如何确定遥感数据的最合理尺度,一直以来都是许多学者研究的重心之一。

本研究计算了不同空间分辨率的温度图像的局部方差的均值和步长为一个像元大小时的半方差。通常当半方差或者局部方差达到最大时的空间分辨率为最优空间分辨率。分析可知,不同的研究对象的最优空间分辨率并不相同,不同的尺度转换方法所确定的最优尺度也可能有所不同。

分析城市的温度图像的半方差和局部方差(图 5.15)可知,简单平均法和点扩散函数法尺度转换后的温度图像的半方差和局部方差的变化趋势基本一致,先是随着尺度转换窗口的增加而先增加后减小。当窗口大小为 7 时,简单平均法的半方差和局部方差均值到最大值,此时的空间分辨率为  $1.25 \times 7 = 8.75\text{m}$ ;而点扩散函数法则在空间分辨率为  $1.25 \times 5 = 6.25\text{m}$  时半方差和局部方差均值到最大值。

总的来看点扩散函数尺度转换的半方差和局部方差均值略小于简单平均法,这是因为点扩散函数法较好的保持图像的空间自相关性的同时在尺度转换中增加了临近效应的影响,在一定程度上丧失了图像的纹理、结构信息。小波变换法的半方差和局部方差变化趋势有所波动,但也在 5~9 时达到最大。由于中心像元法不适合于窗口较大时的尺度转换,因此本部分没有进一步考虑基于中心像元法的最优尺度选择。

对简单平均法和点扩散函数法,农村的温度图像尺度转换后的半方差和局部方差(图 5.16)峰值虽没有城市明显,但也有类似的趋势,只是在这些指标达到峰值后下降比较缓慢。

因此,对于整个研究区域的温度图像,选取一个可扩展的最优尺度,根据最小限制原则,可以确定最大扩展尺度为 6.25m,此时的尺度扩展窗口为 5。

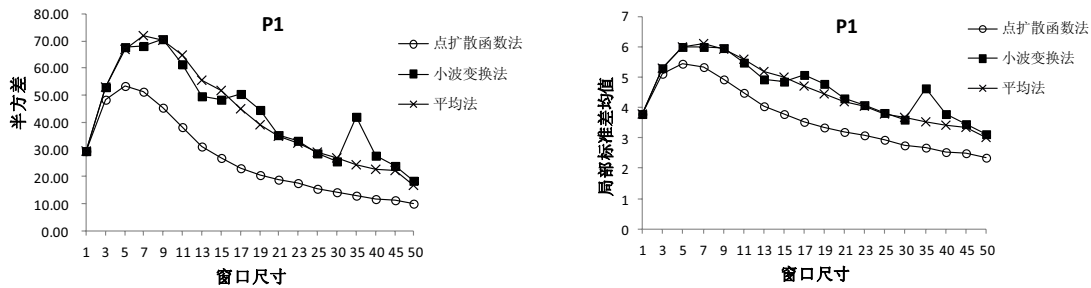


图5.15. 城市温度图像的半方差和局部方差均值随尺度变化分析

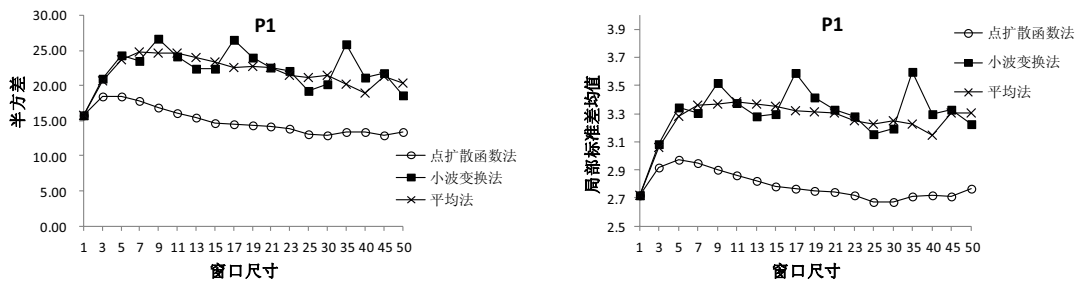


图5.16. 农村温度图像的半方差和局部方差均值随尺度变化分析

## 5.4 比辐射率的尺度效应分析

### 5.4.1 比辐射率的尺度转换评价

采用 P1 和 P2 两个过程将城市和农村的比辐射率光谱数据扩展为一系列不同的尺度,并通过计算比辐射率的均值、全局标准差以及空间相关性随尺度的变化。

由于篇幅关系，这里我们以第 32 波段（ $11.5\mu\text{m}$ ，该波段的大气透过率较高，受大气影响较小）为例，分析比辐射率的尺度转换效果，其他波段的分析方法类似。整体来看这三个指标随尺度转换窗口变化趋势与温度图像的这些指标随尺度变化趋势近似。下面我们来具体分析：

#### 5.4.1.1 比辐射率图像的平均值随尺度变化分析

图 5.17 显示了城市和农村的比辐射率图像均值随尺度变化趋势。分析可知，对于 P1 过程，中心像元法的比辐射率均值随尺度转换窗口的增加而呈不规则波动；点扩散函数法、小波变换法和平均法的比辐射率均值随着尺度转换窗口的增加而逐渐降低，其中点扩散函数的均值略低于其他两种方法，城市研究区域的比辐射率均值的变化幅度大于农村。对于 P2 过程，中心像元法转换的比辐射率图像的均值变化的随机性比较大，其他三种尺度转换方法的比辐射率的均值变化比较小，基本是围绕原始比辐射率图像均值上下浮动。表明 P2 过程能有效保持比辐射率图像的均值。

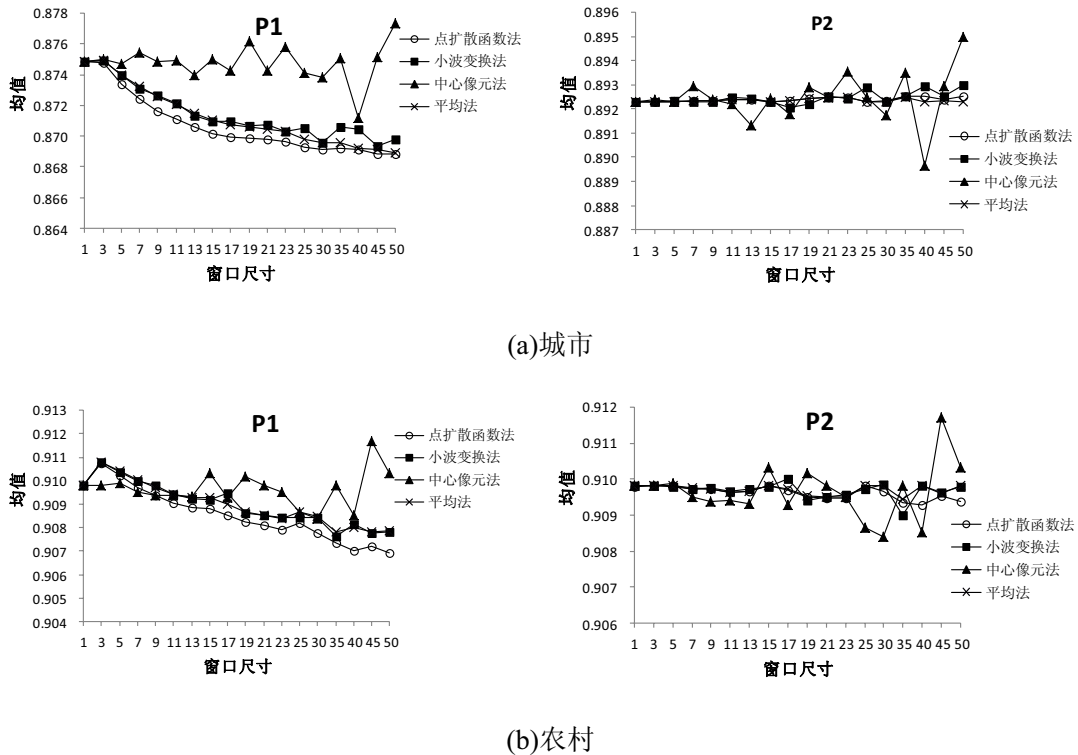


图5.17. 不同尺度的比辐射率图像均值的变化

#### 5.4.1.2 比辐射率图像的全局标准差随尺度变化分析

图 5.18 为不同尺度转换方法获取的比辐射率图像的全局标准差随尺度变化。分析可知,空间分辨率对中心像元法获取的比辐射率的全局标准差几乎没有影响,但是图像的空间信息随着空间分辨率的增加而迅速降低,标准差逐渐表现为随机标准差。另外三种方法的全局标准差随着尺度转换窗口的增加而逐渐降低:其中点扩散函数的全局标准差略小于小波变换和平均法的全局标准差,这是因为点扩散函数法引进了临近效应。相同条件下,城市的比辐射率标准差要大于农村。

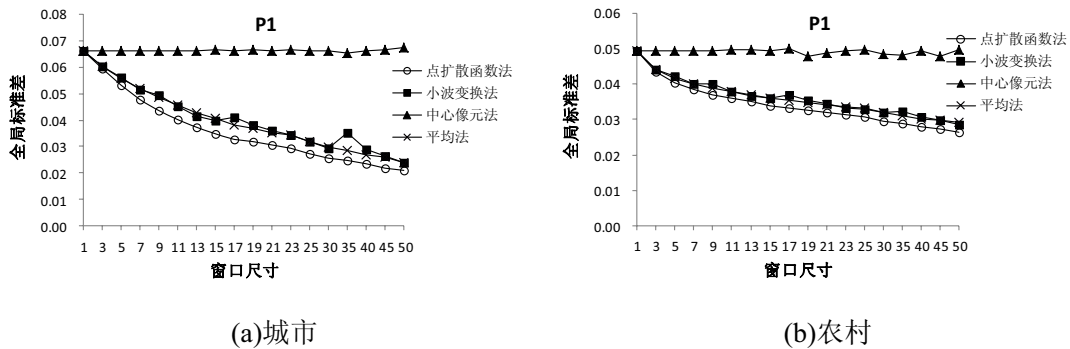


图5.18. 不同尺度的比辐射率图像全局标准差的变化

#### 5.4.1.3 不同尺度比辐射率图像的空间统计分析

延续温度图像的空间统计分析方法,本文计算了比辐射率图像所有波段的局部空间自相关指数——Moran'I 指数的均值,以第 32 波段为例详细分析比辐射率图像的空间自相关性随尺度的变化趋势(图 5.19)。

分析可知,所有比辐射率图像的 Moran'I 指数均大于零,表明比辐射率的空间分布呈正空间相关, Moran'I 指数随着空间尺度的增加而逐渐降低。不同的尺度转换方法之间的 Moran'I 指数变化趋势基本相同,只是程度有所不同。其中点扩散函数法获取的比辐射率系列图像的空间自相关性明显高于其他方法;小波变换和简单平均法获取的系列图像的 Moran'I 指数大小和趋势很是接近;中心像元法获取的系列图像的空间自相关指数最低。表明点扩散函数法在保持图像的空间特征方面要优于其他方法。

对于城市研究区域来讲,当尺度转换的窗口比较小时,随尺度增加 Moran'I 指数迅速下降。当尺度转换的窗口小于等于 5 时,  $\text{Moran}'I > 0.5$ , 表明比辐射率图像存在明显的空间自相关性,之后变化趋势比较缓慢,此时比辐射率图像已不存在明显的空间自相关性。农村比辐射率图像的 Moran'I 指数随着尺度窗口的增



加一直呈缓慢下降趋势，且当尺度转换窗口小于 25 时，点扩散函数法、小波变换法以及平均法的 Moran'I 指数大于 0.5 存在显著的正自相关，因为相比于城市，农村存在大面积的农田，地物比较均一，且结构简单。

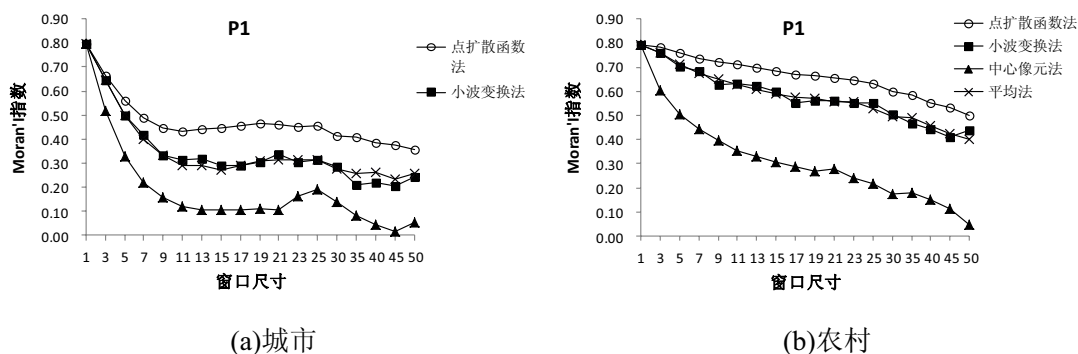


图5.19. 不同尺度转换方法下的比辐射率图像的 Moran'I 指数随尺度变化

#### 5.4.1.4 小结

通过以上分析可知，中心像元法只取转换窗口中心像元的值，忽略了窗口中其他像元的影响，因此当尺度转换的窗口较大，地物类型变换剧烈时，信息损失严重，不能很好的保持地物的空间结构，图像失真，统计指标有较大的随机性。简单平均法是尺度转换中最常用的方法，能满足一般精度要求，而且简单、运行效率高、容易实现。而小波变换法将空间域信息转换到频域处理，当尺度转换的窗口小于 25 时，其统计指标与平均法相近，适合于尺度转换，但是小波变换的运行效率低，耗时长，不同的小波函数对尺度转换的结果也有一定的影响。点扩散函数法在保持图像的空间自相关性方面好于小波变换和平均法，这是因为点扩散函数充分考虑了传感器的点扩散效应，同时由于点扩散函数引进了临近效应，故图像局部方差和标准差较低。

#### 5.4.2 两种处理过程（P1、P2）的比辐射率差值分析

以点扩散函数法为例，对热红外图像采用 P1、P2 两种处理过程进行尺度转换和温度与比辐射率分离，分析两种处理之间的比辐射率差均值、标准差及直方图。

图 5.20 显示了不同尺度转换方法对比辐射率差值的均值的影响：比辐射率差的均值随着尺度转换窗口的增加而逐渐增加，城市的增幅大于农村。点扩散函数法获取的城市的比辐射率差大于简单平均法和小波变换法，但是小波变换法和

简单平均法之间的比辐射率差值差异较小。农村的不同尺度转换方法之间的比辐射率差比较接近。

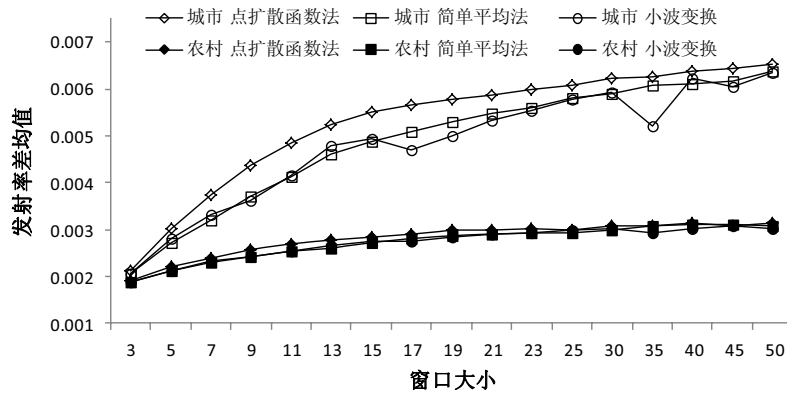


图5.20. 不同尺度转换方法对比辐射率差的影响

以城市为例，采用点扩散函数法进行尺度转换，分析两种尺度转换过程获取的比辐射率差图像的直方图（图 5.21）。分析可知，两种 TES 算法的比辐射率差直方图均为单峰分布，在相同的尺度转换窗口下，Aster\_TES 算法的温差直方图峰峭度高于 NSTES 算法的温差直方图。因此两种处理过程对 NSTES 算法反演的比辐射率的影响大于 Aster\_TES 算法。当尺度转换窗口大小为 3 时，直方图峰值位于零值附近，随着尺度转换窗口的增大，两种算法的比辐射率差的直方图的峰值与峰峭度逐渐下降，且峰值对应的比辐射率差逐渐远离零值，即比辐射率差的分布越来越离散。这就要求不同尺度数据的进行转换时，应尽量选择尺度相近的数据进行尺度转换，这样会减少误差传递和尺度效应的影响。

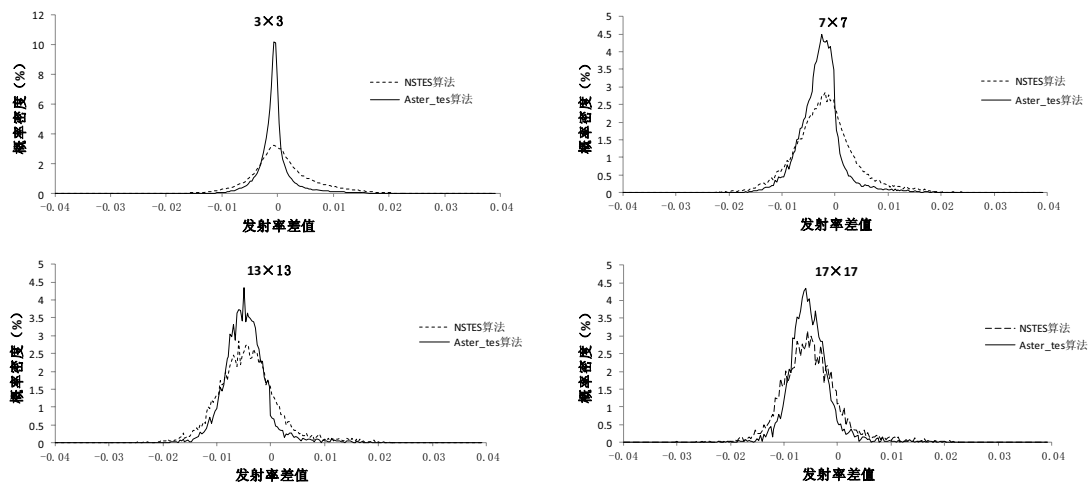


图5.21. 不同 TES 算法的两种处理过程之间的比辐射率差均值直方图统计

### 5.4.3 比辐射率的最优扩展尺度选择

采用半方差和局部方差来进行比辐射率的最优扩展尺度选择。分析图 5.22 可知,对城市来讲,不同的尺度转换方法的半方差和局部方差的峰值位置有所不同,其中点扩散函数法的半方差和局部方差最小,当尺度转换窗口为 5 时,半方差和局部方差均值同时达到最大值,此时的空间分辨率为  $1.25 \times 5 = 6.25\text{m}$ ,此时即为最优分辨率。简单均值法的峰值对应的空间分辨率为  $1.25 \times 7 = 8.75\text{m}$ 。

分析图 5.23 可知,对农村来讲,仔细分析比辐射率差值的变化范围可知,农村的半方差和局部标准差的绝对值及其变化范围都远小于城市,其中点扩散函数法的半方差一直呈下降趋势,简单平均法和小波变换法的半方差虽有波动,且在尺度转换窗口为 5 时达到最大值但并不明显。

因此,对于整个研究区域的热红外比辐射率图像,6.25m 的空间分辨率为最优尺度,此时的尺度扩展窗口为 5。

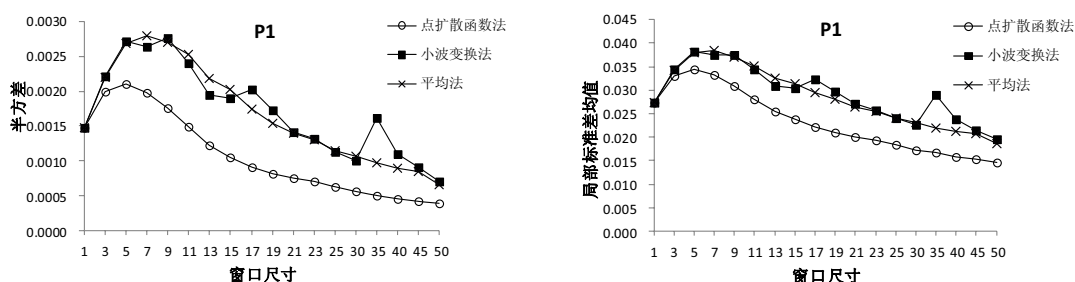


图5.22. 城市比辐射率图像的半方差和局部方差均值随尺度变化分析

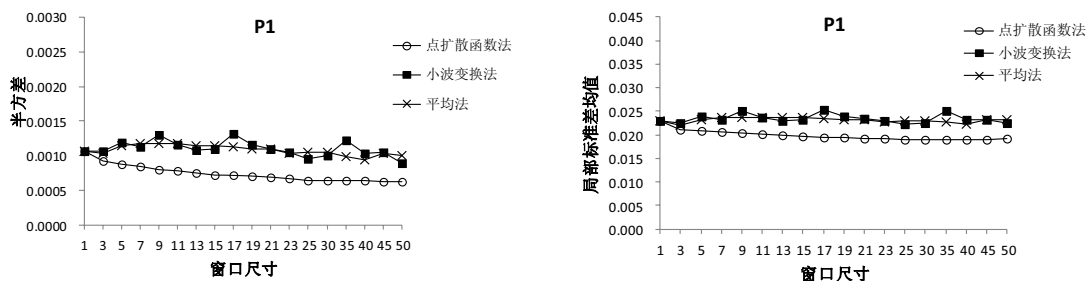


图5.23. 农村比辐射率图像的半方差和局部方差均值随尺度变化分析

#### 5.4.4 相关性分析和尺度校正

将 P1 和 P2 两个过程获取的比辐射率分别记为  $\varepsilon_{P1}$ 、 $\varepsilon_{P2}$ 。本节将深入分析  $\varepsilon_{P1}$ 、 $\varepsilon_{P2}$  之间的相关性，结合比辐射率的最优尺度选择结果，这里我们只分析尺度转换窗口为 9 以内的  $\varepsilon_{P1}$ 、 $\varepsilon_{P2}$  之间的相关性（图 5.24）。分析可得出如下结论： $\varepsilon_{P1}$  和  $\varepsilon_{P2}$  之间的具有显著的相关性。其中 Aster\_TES 算法的尺度转换窗口为 9 时相关系数变化比较大，最小为 0.66 最大为 0.98。而尺度转换窗口为 3、5、7 时，仅前两个波段的相关系数小于 0.9，其余波段的相关系数均在 0.94 以上。NSTES 算法的相关系数也是前三个波段波动较大，而后面波段的相关系数均在 0.9 以上。另外同一波段的相关系数随着尺度转换窗口的增加而降低。

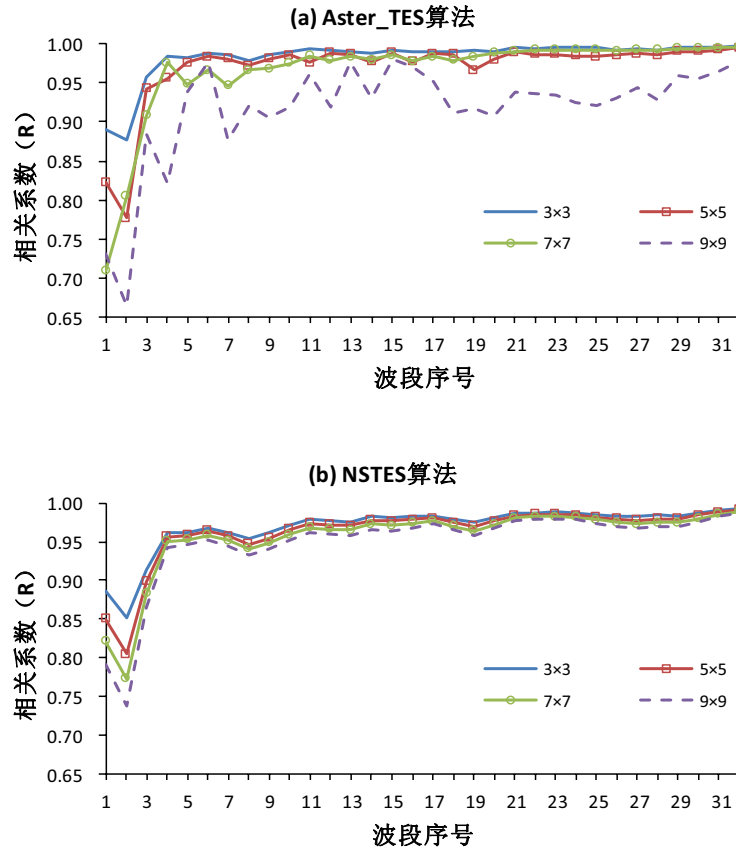


图5.24. 不同波段的  $\varepsilon_{P1}$ 、 $\varepsilon_{P2}$  之间的相关性

与温度类似，对同一波段的  $\varepsilon_{P1}$  和  $\varepsilon_{P2}$  进行线性拟合，其拟合方程可表述为如下形式：

$$\varepsilon'_{p1} = a * \varepsilon_{p2} + b \quad (5.32)$$

其中  $\varepsilon'_{p1}$  为校正后的比辐射率,  $a$  为增益,  $b$  为偏置。采用回归方程(5.32)将  $\varepsilon_{p2}$  进行尺度校正, 将尺度校正后的比辐射率  $\varepsilon'_{p1}$  与  $\varepsilon_{p1}$  进行对比。分析表 5.5 可知, 校正后的  $\varepsilon'_{p1}$  与  $\varepsilon_{p1}$  之间的比辐射率差均值和标准差明显降低, 表明尺度校正显著降低了两个过程获取的比辐射率之间的差异, 比辐射率标准差的降低, 表明比辐射率差的离散度降低。因此使用该方法进行尺度校正能有效降低尺度转换导致的尺度效应, 校正后的 NSTES 的尺度效应大于 Aster\_TES 算法的尺度效应。

表5.5.不同 TES 算法的比辐射率差均值和标准差校正前后对比

窗口 大小	NSTES 算法				Aster_TES 算法			
	均值		标准差		均值		标准差	
3	0.00537	0.00425	0.00464	0.00362	0.00191	0.00171	0.00239	0.00184
5	0.00505	0.00385	0.00424	0.00319	0.00220	0.00181	0.00238	0.00190
7	0.00489	0.00369	0.00402	0.00308	0.00240	0.00186	0.00245	0.00200
9	0.00476	0.00357	0.00384	0.00297	0.00256	0.00187	0.00253	0.00206
11	0.00467	0.00349	0.00377	0.00293	0.00268	0.00187	0.00257	0.00209
13	0.00464	0.00346	0.00371	0.00290	0.00278	0.00187	0.00262	0.00210
15	0.00456	0.00336	0.00360	0.00278	0.00283	0.00185	0.00261	0.00206
17	0.00458	0.00338	0.00358	0.00284	0.00291	0.00188	0.00266	0.00207
19	0.00448	0.00335	0.00355	0.00275	0.00297	0.00188	0.00265	0.00205
21	0.00442	0.00331	0.00351	0.00277	0.00299	0.00185	0.00261	0.00198
23	0.00437	0.00329	0.00342	0.00273	0.00303	0.00185	0.00258	0.00194
25	0.00431	0.00314	0.00335	0.00257	0.00300	0.00177	0.00250	0.00179
30	0.00427	0.00310	0.00320	0.00248	0.00307	0.00172	0.00241	0.00164
35	0.00408	0.00310	0.00313	0.00240	0.00309	0.00170	0.00246	0.00158
40	0.00400	0.00295	0.00310	0.00236	0.00315	0.00166	0.00236	0.00142
45	0.00395	0.00288	0.00291	0.00217	0.00308	0.00155	0.00232	0.00134
50	0.00380	0.00282	0.00282	0.00216	0.00315	0.00155	0.00226	0.00125

注：第一列为尺度校正前的结果，第二列为尺度校正后的结果

## 5.5 本章总结

“尺度效应”（Scale effect）是目前自然科学最为关注的前沿研究之一，在流体力学、材料力学、光学、水文学、土壤学、农学、景观生态学、纳米技术、信息技术等领域有着广泛应用（李小文）。随着遥感的发展，多源多尺度问题逐渐成为限制遥感应用的瓶颈问题。本章节针对机载热红外高光谱遥感数据，从遥感应用的角度分别以农村和城市为研究对象，研究了中心像元法、简单平均法、

点扩散函数法和小波变换法四种尺度转换方法；从温度与比辐射率图像均值、全局标准差、Moran'I 指数、局部标准差均值、半方差等五个方面分析了尺度对温度与比辐射率分离的影响，最优扩展尺度的选择以及尺度校正。

分析结果表明，中心像元法不适合于尺度转换，原因是中心像元不能代表尺度转换后的图像像元，尤其是当尺度转换窗口较大时，低空间分辨率的图像表现为较强的随机性，同时地物的平面和三维结构越复杂，这种随机性就越强。点扩散函数法在保持图像的空间自相关性方面优于简单平均法和小波变换法，但点扩散函数法获取的图像的标准差明显低于简单平均法和小波变换法，这是因为点扩散函数法在运算过程中考虑的传感器的点扩散函数效应，即单个像元的辐射信息受其临近像元辐射信息的影响，这使得尺度变换后的图像较为模糊。而小波变换则是将空间域变换到频域后再进一步运算，在尺度转换中每个移动窗口都存在边缘像元的处理，因此会增加一些误差，尤其是当窗口比较大时，个别均值和标准差有所波动。从运算效率上看，平均法的运算效率最高，最容易实现，因此实际应用中采用此法者居多；其次是点扩散函数法，效率最低的是小波变换法。

通过分析  $T_{p1}$  和  $T_{p2}$  的差异可知，相同条件下城市的温度的尺度效应大于农村，这是因为城市的地物结构和成分远比农村复杂，尤其是存在复杂的三维结构。相同条件下 Aster\_TES 算法的尺度效应小于 NSTES 算法的尺度效应。随着尺度转换窗口的变大，温差的直方图分布也越来越离散，峰值越来越低，其中 Aster\_TES 算法的尺度效应随尺度变化最慢，其次是 NSTES 算法。

$T_{p1}$  和  $T_{p2}$ 、 $\varepsilon_{p1}$  和  $\varepsilon_{p2}$  之间具有显著的相关性。根据回归方程对温度与比辐射率进行尺度校正结果表明，基于统计方法建立的回归方程能有效校正温度与比辐射率的尺度效应，但没有改变不同 TES 算法之间的尺度效应相对大小。

局部方差和半方差在最优尺度的选择上具有同样的效果。不同尺度转换方法的最优尺度可能不同：其中点扩散函数法确定的城市的最优空间分辨率为 6.25m，对应的尺度转换窗口为 5；简单均值法确定的城市最优空间分辨率为 8.75m，对应的尺度转换窗口为 7。而农村局部方差和半方差的变化幅度明显小于城市，且最优窗口大小没有城市地区明显。因此根据最小限制原则，在一个较大研究区域内我们可以根据城市来确定最优空间分辨率。

## 第六章 结论

本文以精确分离地表真实温度和比辐射率为基本研究目标,开展了热红外遥感航空-地面同步试验。在试验的基础上,提出了基于 TASI 热红外高光谱数据的基本处理流程和基于噪声分离的温度与比辐射率分离算法,以获得高精度的地表温度和比辐射率产品,并对热红外遥感中的尺度问题做了初步研究,为今后研究提供服务。

### 6.1 本文的主要成果

概括起来,本文主要工作包括以下四个方面:

1. 2010 年 7 月 25 日到 8 月 15 日在石家庄市开展了热红外遥感试验: 航空试验获取了早中晚三个时相热红外高光谱数据, 每个时相有两个航高分别为 0.5km 和 1km; 地面试验包括典型地物的温度、空气温湿度、风速、大气上(下)行短(长)波辐射的测量。

2. 针对 TASI 数据的特点,建立了基于 TASI 数据的基本处理流程:辐射定标、大气纠正、几何纠正、图像镶嵌、温度与比辐射率分离,温度和比辐射率产品的应用。

3. 在 TASI 数据的温度与比辐射率分离算法研究方面:

重点研究了 Aster\_TES 算法、 $\alpha$  剩余法和 ISSTES 算法,并在此基础上结合 TASI 热红外高光谱数据对  $\alpha$  剩余法和 ISSTES 算法进行了改进,从而较好地反演出地表温度和比辐射率。

以 Aster\_TES 算法为基础分别构建了  $\varepsilon_{\min}$  与 MMD、MMR 和 VAR 的经验关系,进行温度与比辐射率分离。在很多情况下 Aster\_TES 反演效果比较好,温度反演精度 2K 以内,比辐射率反演精度在 0.03~0.04 之间;对于 TASI 数据来讲,MMR 经验关系反演的温度精度最高,VAR 经验关系反演的比辐射率精度最高。

对  $\alpha$  剩余法引进了大气纠正项和维恩近似纠正项,分析了改进算法敏感性和反演精度。虽然修正后的算法在理论上得到完善,但是与 Aster\_TES 算法相比,温度和比辐射率的反演精度较低。

ISSTES 算法中, 分别运用比辐射率的方差、一阶差分、二阶差分和比辐射率与大气下行辐射的相关系数作为最优温度的选择标准进行温度与比辐射率的分离。结果表明, 采用二阶差分作为代价函数反演的样本点的温度精度最高, 但是温度图像的空间噪声大于 Aster\_TES 算法反演的温度图像; ISSTES 算法反演的比辐射率精度较低, 部分波段的比辐射率值大于 1, 这可能是由数据获取过程中的噪声造成的; 因此对于 TASI 数据, ISSTES 算法只能获取比辐射率的相对谱形, 要精确获取比辐射率的值还需要增加其他约束条件。

与 ISSTES 算法相比, 基于噪声分离的温度与比辐射率分离 (NSTES) 算法中考虑了噪声去除以及其他经验约束使得反演的比辐射率精度有了明显提升, 反演的温度图像的信噪比明显提高。

光谱分辨率对 TES 算法精度的影响分析表明, 随着光谱分辨率的提高, 温度反演精度逐渐提高, 其中当光谱分辨率小于  $0.172\mu\text{m}$  时, 反演精度随光谱分辨率提高而迅速增加。当光谱分辨率大于  $0.172\mu\text{m}$  时, 反演精度随光谱分辨率提高而增加缓慢。因此  $0.172\mu\text{m}$  可作为未来热红外高光谱传感器光谱分辨率指标的重要理论参考。

应用示范中, 成功将温度图像用于日较差模型, 下一步将深入研究把温度产品用于热惯量、蒸散模型以及城市能量平衡的研究中。

#### 4. 尺度问题方面:

针对机载热红外高光谱遥感数据, 以农村和城市为研究对象, 研究了中心像元法、简单平均法、点扩散函数法和小波变换法四种尺度转换方法; 从温度与比辐射率图像均值、全局标准差、Moran's I 指数、局部标准差均值、半方差等五个方面分析了尺度对温度与比辐射率分离的影响, 最优扩展尺度的选择以及尺度校正。

分析结果表明, 中心像元法不适合于尺度转换; 点扩散函数法在保持图像的空间自相关性方面优于简单平均法和小波变换法, 但点扩散函数法获取的图像的标准差明显低于简单平均法和小波变换法; 小波变换将空间域变换到频域后再进一步运算, 在尺度转换中每个移动窗口都存在边缘像元的处理, 因此会增加一些误差。从运算效率上看, 平均法的运算效率最高, 最容易实现, 因此实际应用中采用此法者居多; 其次是点扩散函数法, 效率最低的是小波变换法。



通过分析  $T_{p1}$  和  $T_{p2}$  的差异可知, 相同条件下城市的温度的尺度效应大于农村, 这是因为城市的地物结构和成分远比农村复杂, 尤其是存在复杂的三维结构。相同条件下, Aster\_TES 算法的尺度效应小于 NSTES 算法的尺度效应。随着尺度转换窗口的变大, 温差的直方图分布也越来越离散, 峰值越来越低, 其中 Aster\_TES 算法的尺度效应随尺度变化最慢, 其次是 NSTES 算法。

$T_{p1}$  和  $T_{p2}$ 、 $\varepsilon_{p1}$  和  $\varepsilon_{p2}$  之间具有显著的相关性。根据回归方程对温度与比辐射率进行尺度校正结果表明, 基于统计方法建立的回归方程能有效校正温度与比辐射率的尺度效应, 但没有改变不同 TES 算法之间的尺度效应相对大小。

局部方差和半方差在最优尺度的选择上具有同样的效果。不同尺度转换方法的最优尺度可能不同: 其中点扩散函数法确定的城市的最优空间分辨率为 6.25m, 对应的尺度转换窗口为 5; 简单均值法确定的城市最优空间分辨率为 8.75m, 对应的尺度转换窗口为 7。而农村局部方差和半方差的变化幅度明显小于城市, 且最优窗口大小没有城市地区明显。因此根据最小限制原则, 在一个较大研究区域内我们可以根据城市来确定最优空间分辨率。

## 6.2 本文的创新点

1. Aster\_TES 算法中, 构建了比辐射率最小值  $\varepsilon_{\min}$  与 VAR 新的经验关系。该经验关系反演的比辐射率精度最高;

2. 针对 ISSTES 算法, 提出了基于噪声分离的温度与比辐射率分离算法, 取得了较好的效果。

3. 分析了光谱分辨率对温度与比辐射率分离的影响, 提出了 0.172 $\mu\text{m}$  光谱分辨率的热红外传感器设计参考指标。

4. 提出了用小波变换进行任意窗口大小尺度转换的新思路: 针对尺度扩展中变换的  $n \times n$  小窗口进行  $j$  ( $2^{j-1} < n < 2^j$ ) 层小波变换, 最后一层变换的近似系数的  $1/j$  作为目标分辨率图像中对应像元的值。

### 6.3 问题与展望

1. 要研究如何进一步提高大气纠正的精度。精确进行温度与比辐射率分离的前提是需要精确获取大气参数进行大气纠正。但是目前大气参数很难精确实时获取。今后必须进一步研究如何充分利用图像信息进行大气纠正以及大气纠正不完全时如何通过迭代等数学手段减少大气的影响。

2. 地表比辐射率的验证。由于没有地面实测的辐射率光谱数据，本文只是采用了宽波段的比辐射率数据和实验室测量的比辐射率光谱数据进行对比。今后的研究中，需要安排地面同步试验来测量典型地表的比辐射率光谱数据。

3. 城市目标具有明显的三维结构，热辐射方向性明显。下一步研究考虑热辐射方向性的温度与比辐射率分离算法。城市不同功能区的三维几何结构不同，这些三维结构在不同的空间尺度上对热辐射方向性的影响也不同。

4. 本文研究的尺度效应的结果需要进一步结合相应的卫星数据进行验证。今后的研究中需要安排适当的星-机-地同步试验。

5. 在尺度效应研究中只讨论了尺度上推，下步工作将研究尺度下推导致的尺度效应。

## 参考文献

- [1] Anderson, M. C., J. M. Norman, et al. A Multiscale Remote Sensing Model for Disaggregating Regional Fluxes to Micrometeorological Scales. *Journal of Hydrometeorology*. 2004,5(2): 343-363.
- [2] Andréfou t, S., R. Berkelmans, et al. Choosing the appropriate spatial resolution for monitoring coral bleaching events using remote sensing. *Coral Reefs*. 2002, 21(2): 147-154.
- [3] Andrew W Western, R. B. G., Gunter Bloschl. SCALING OF SOIL MOISTURE: A Hydrologic Perspective. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*. 2002,30(1): 149-180.
- [4] Artan, G. A., C. M. U. Neale, et al. Characteristic length scale of input data in distributed models: implications for modeling grid size. *Journal of Hydrology*. 2000, 227(1-4): 128-139.
- [5] Atkinson, P. and P. Aplin. Spatial variation in land cover and choice of spatial resolution for remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(18): 3687-3702.
- [6] Atkinson, P. and P. Curran. Defining an optimal size of support for remote sensing investigations. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 2002, 33(3): 768-776.
- [7] Becker, F. , Z. Li. Surface temperature and emissivity at various scales: definition, measurement and related problems. *Remote Sensing Reviews*. 1995, 12(3): 225-253.
- [8] Becker, F., W. Ngai, et al. An active method for measuring thermal infrared effective emissivities: Implications and perspectives for remote sensing. *Advances in Space Research*. 1981, 1(10): 193-210.
- [9] Becker, F., Z. Li. Towards a local split window method over land surfaces. *International Journal of Remote Sensing* .1990, 11(3): 369-393.

- [10] Bian, L. , R. Butler. Comparing effects of aggregation methods on statistical and spatial properties of simulated spatial data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 1999, 65: 73-84.
- [11] Borel C C. Surface emissivity and temperature retrieval for a hyperspectral sensor. In: *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS98)*, USA, IEEE Publications, 1998: 546-549
- [12] Borel, C. Error analysis for a temperature and emissivity retrieval algorithm for hyperspectral imaging data. *International Journal of Remote Sensing* 2008, 29 (17): 5029-5045.
- [13] Braswell, B. H., Hagen, S. C., Frolking, S. E., Salas, W. A. A multivariable approach for mapping sub-pixel land cover distributions using MISR and MODIS: Application in the Brazilian Amazon region. *Remote Sensing of Environment*. 2003, 87(2-3): 243-256.
- [14] Brunzell, N. , R. Gillies. Determination of scaling characteristics of AVHRR data with wavelets: application to SGP97. *International Journal of Remote Sensing*. 2003, 24(14): 2945-2957.
- [15] Brunzell, N. A. , R. R. Gillies. Scale issues in land-atmosphere interactions: implications for remote sensing of the surface energy balance. *Agricultural and Forest Meteorology*. 2003, 117(3-4): 203-221.
- [16] Caselles, V., C. Coll, et al. Land surface emissivity and temperature determination in the whole HAPEX-Sahel area from AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*. 1997, 18(5): 1009-1027.
- [17] Chehbouni, A., C. Watts, et al. Methods to aggregate turbulent fluxes over heterogeneous surfaces: application to SALSA data set in Mexico. *Agricultural and Forest Meteorology*. 2000, 105(1-3): 133-144.
- [18] Chen, D. (1998). "Multiresolution Models on Image Analysis and Classification." UCGIS Summer Assembly and Retreat: 249-255.
- [19] Chen, D. Multiresolution Models on Image Analysis and Classification. UCGIS Summer Assembly and Retreat. 1998: 249-255.

- [20]Chen, J. M. Spatial Scaling of a Remotely Sensed Surface Parameter by Contexture. *Remote Sensing of Environment*. 1999, 69(1): 30-42.
- [21]Chen, J. M., J. Liu, et al. Daily canopy photosynthesis model through temporal and spatial scaling for remote sensing applications. *Ecological Modeling*. 1999, 124(2-3): 99-119.
- [22]Chen, J., G. Pavlic, et al. Derivation and validation of Canada-wide coarse-resolution leaf area index maps using high-resolution satellite imagery and ground measurements. *Remote Sensing of Environment*. 2002, 80(1): 165-184.
- [23]Chen, L. F., Z.-L. Li, et al. Definition of component effective emissivity for heterogeneous and non-isothermal surfaces and its approximate calculation. *International Journal of Remote Sensing*. 2004, 25(1): 231-244.
- [24]Cheng, J., S. Liang, et al. A Stepwise Refining Algorithm of Temperature and Emissivity Separation for Hyperspectral Thermal Infrared Data. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 2010, 48(3): 1588-1597.
- [25]Coll, C., V. Caselles, et al. Temperature and emissivity separation from calibrated data of the Digital Airborne Imaging Spectrometer. *Remote Sensing of Environment*. 2001, 76(2): 250-259.
- [26]Cooper, D. I. , G. Asrar. Evaluating atmospheric correction models for retrieving surface temperatures from the AVHRR over a tallgrass prairie. *Remote Sensing of Environment*. 1989, 27(1): 93-102.
- [27]Cristóbal, J., J. Jiménez-Mu oz, et al. Improvements in land surface temperature retrieval from the Landsat series thermal band using water vapor and air temperature. *Journal of Geophysical Research*. 2009, 114(D8).
- [28]Dash, P., et al. Land surface temperature and emissivity estimation from passive sensor data: theory and practice-current trends. *International Journal of Remote Sensing*. 2002, 23(13): 2563- 2594.
- [29]Dong, P. Fractal signatures for multiscale processing of hyperspectral image data. *Advances in Space Research*. 2008, 41(11): 1733-1743.
- [30]Dozier, J. and S. Warren. Effect of viewing angle on the infrared brightness temperature of snow. *Water Resources Research*. 1982, 18(5): 1424-1434.

- [31]Emerson, C., N. Siu-Ngan Lam, et al. Multi-scale fractal analysis of image texture and patterns. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. 1999, 65: 51-62.
- [32]Gao, B.-C., M. J. Montes, et al. Refinement of wavelength calibrations of hyperspectral imaging data using a spectrum-matching technique. Remote Sensing of Environment. 2004, 90(4): 424-433.
- [33]Gao, L.R., et al., Residual-scaled local standard deviations method for estimating noise in hyperspectral images - art. no. 678713. Mippr 2007: Multispectral Image Processing, 2007. 6787: p. 78713-78713.
- [34]Garrigues, S., D. Allard, et al. Quantifying spatial heterogeneity at the landscape scale using variogram models. Remote Sensing of Environment. 2006, 103(1): 81-96.
- [35]Garrigues, S., D. Allard, et al. Influence of landscape spatial heterogeneity on the non-linear estimation of leaf area index from moderate spatial resolution remote sensing data. Remote Sensing of Environment. 2006, 105(4): 286-298.
- [36]Garrigues, S., D. Allard, et al. Multivariate quantification of landscape spatial heterogeneity using variogram models." Remote Sensing of Environment. 2008, 112(1): 216-230.
- [37]Gillespie, A., J. Cothem, et al. In-Scene Atmospheric Characterization and Compensation in Hyperspectral Thermal Infrared Images. TIMS Workshop Pasadena, CA, USA. 1998
- [38]Gillespie, A., S. Rokugawa, et al. A temperature and emissivity separation algorithm for Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) images. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on. 2002, 36(4): 1113-1126.
- [39]Gillespie, A., S. Rokugawa, et al. Temperature/emissivity separation algorithm theoretical basis document, version 2.4. Algorithm Theoretical Basis Document, NASA Contract Number NAS5-31372. 1999,22.
- [40]Gluch, R., D. Quattrochi, et al. A multi-scale approach to urban thermal analysis. Remote Sensing of Environment. 2006, 104(2): 123-132.

- [41]Griffin, M. and H. Burke. Compensation of hyperspectral data for atmospheric effects. *Lincoln Laboratory Journal*. 2003, 14(1): 29-54.
- [42]Gu, D., A. Gillespie, et al. Autonomous atmospheric compensation (AAC) of high resolution hyperspectral thermal infrared remote-sensing imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 2002, 38(6): 2557 -2570.
- [43]Guanter, L., R. Richter, et al. Spectral calibration of hyperspectral imagery using atmospheric absorption features. *Applied Optics*. 2006, 45(10): 2360 -2370.
- [44]Hall, F., K. Huemmrich, et al. Satellite remote sensing of surface energy balance: success, failures, and unresolved issues in FIFE. *Journal of Geophysical Research*. 1992, 97(D17): 19061.
- [45]Hay, G., K. Niernann, et al. Spatial thresholds, image-objects, and upscaling: A multiscale evaluation. *Remote Sensing of Environment*. 1997, 62(1): 1-19.
- [46]Hoedjes, J. C. B., A. Chehbouni, et al. Deriving daily evapotranspiration from remotely sensed instantaneous evaporative fraction over olive orchard in semi-arid Morocco. *Journal of Hydrology* .2008, 354(1-4): 53-64.
- [47]Hook, S. J., A. R. Gabell, et al. A comparison of techniques for extracting emissivity information from thermal infrared data for geologic studies. *Remote Sensing of Environment*. 1992, 42(2): 123-135.
- [48]Hu, Z. and S. Islam. A framework for analyzing and designing scale invariant remote sensing algorithms. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 2002, 35(3): 747-755.
- [49]Hua-guo, Z., H. Wei-gen, et al. Fractal Characterization of IKONOS Imagery. *Bulletin of Surveying and Mapping*. 2005, (5): 15-18.
- [50]Hulley, G., S. Hook, et al. Validation of the North American ASTER Land Surface Emissivity Database (NAALSED) version 2.0 using pseudo-invariant sand dune sites. *Remote Sensing of Environment*. 2009, 113(10): 2224-2233.
- [51]Hypp nen, H. Spatial autocorrelation and optimal spatial resolution of optical remote sensing data in boreal forest environment. *International Journal of Remote Sensing*. 1996, 17(17): 3441-3452.

- [52]J. A. Sobrino, N. R., Zhao-Liang Li. A Comparative Study of Land Surface Emissivity Retrieval from NOAA Data REMOTE SENS. ENVIRON. 2001, 75(256-266).
- [53]J. A. Sobrino, N. R., Zhao-Liang Li. A Comparative Study of Land Surface Emissivity Retrieval from NOAA Data. REMOTE SENS. ENVIRON. 2001, 75: 256 -266
- [54]Jaggi, S. , D. Quattrochi. Implementation and operation of three fractal measurement algorithms for analysis of remote-sensing data. Computers & Geosciences. 1993, 19(6): 745-767.
- [55]Jiménez-Mu oz, J. and J. Sobrino. A generalized single-channel method for retrieving land surface temperature from remote sensing data. Journal of Geophysical Research. 2003, 108(D22): 4688-4695.
- [56]Jimenez-Munoz, J., J. Sobrino, et al. Synergistic use of DAIS bands to retrieve land surface emissivity and temperature, IEEE. 2003,2:1062-1064.
- [57]Jun, Z., L. Xian-hua, et al. The Fractal Research of Typical Features Remote Sensing Image in Beijing Areas. Science. 2001, 24: 3-7.
- [58]Justice, C., B. Markham, et al. Spatial degradation of satellite data. International Journal of Remote Sensing. 1989, 10(9): 1539-1561.
- [59]Kaufman, Y. , B. Gao. Remote sensing of water vapor in the near IR from EOS/MODIS. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on. 2002, 30(5): 871-884.
- [60]Kealy, P. , A. Gabell. Estimation of emissivity and temperature using alpha coefficients. 1990.
- [61]Krautblatter, M., S. Verleysdonk, et al. Temperature-calibrated imaging of seasonal changes in permafrost rock walls by quantitative electrical resistivity tomography (Zugspitze, German/Austrian Alps). Journal of Geophysical Research. 2010, 115(F2): F02003.
- [62]Kustas, W. and J. Norman. Evaluating the effects of subpixel heterogeneity on pixel average fluxes. Remote Sensing of Environment. 2000, 74(3): 327-342.



- [63] Kustas, W., J. Norman, et al. Estimating subpixel surface temperatures and energy fluxes from the vegetation index-radiometric temperature relationship. *Remote Sensing of Environment*. 2003, 85(4): 429-440.
- [64] Lahaie, P. A new technique for separation of temperature and emissivity. 2004.
- [65] Lahaie, P., D. RESEARCH, et al. A Temperature and Emissivity Separation Technique for Thermal Hyperspectral Imagers. 2005.
- [66] Li, Z., F. Petitcolin, et al. A physically based algorithm for land surface emissivity retrieval from combined mid-infrared and thermal infrared data. *Science in China Series E: Technological Sciences*. 2000, 43: 23-33.
- [67] Li, Z.-L., F. Becker, et al. Evaluation of Six Methods for Extracting Relative Emissivity Spectra from Thermal Infrared Images. *Remote Sensing of Environment*. 1999, 69(3): 197-214.
- [68] Liang, S. An optimization algorithm for separating land surface temperature and emissivity from multispectral thermal infrared imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 2002, 39(2): 264-274.
- [69] Liu, D. and R. Pu. Downscaling thermal infrared radiance for subpixel land surface temperature retrieval. *Sensors*. 2008, 8(4): 2695-2706.
- [70] Liu, Y., T. Hiyama, et al. Scaling of land surface temperature using satellite data: A case examination on ASTER and MODIS products over a heterogeneous terrain area. *Remote Sensing of Environment*. 2006, 105(2): 115-128.
- [71] Majumdar, T. J. , B. B. Bhattacharya. Derivation of surface temperatures on land after correction due to atmospheric water vapor--A case study with INSAT VHRR data. *Remote Sensing of Environment*. 1988, 26(2): 185-191.
- [72] Malenovsk, Z., H. M. Bartholomeus, et al. Scaling dimensions in spectroscopy of soil and vegetation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2007, 9(2): 137-164.
- [73] Mao, K., Z. Qin, et al. A practical split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from MODIS data. *International Journal of Remote Sensing*. 2005, 26(15): 3181-3204.

- [74]Marceau, D. , G. Hay. Remote sensing contributions to the scale issue. *Canadian Journal of Remote Sensing*. 1999, 25(4): 357-366.
- [75]Marceau, D., P. Howarth, et al. Remote sensing and the measurement of geographical entities in a forested environment. 1. The scale and spatial aggregation problem. *Remote Sensing of Environment*. 1994, 49(2): 93-104.
- [76]McCabe, M. F., L. K. Balick, et al. Linear mixing in thermal infrared temperature retrieval. *International Journal of Remote Sensing*. 2008, 29(17): 5047 - 5061.
- [77]Meer, F. v. d., W. Bakker, et al. Spatial scale variations in vegetation indices and above-ground biomass estimates: implications for MERIS. *International Journal of Remote Sensing*. 2001, 22(17):3381-3396.
- [78]Mushkin, A., L. Balick, et al. Extending surface temperature and emissivity retrieval to the mid-infrared (3-5  $\mu\text{m}$ ) using the Multispectral Thermal Imager (MTI). *Remote Sensing of Environment*. 2005, 98(2-3): 141-151.
- [79]Norman, J. ,F. Becker. Terminology in thermal infrared remote sensing of natural surfaces. *Agricultural and Forest Meteorology*. 1995, 77(3-4): 153- 166.
- [80]Oldak, A., Y. Pachepsky, et al. Statistical properties of soil moisture images revisited. *Journal of Hydrology*. 2002, 255(1-4): 12-24.
- [81]Ottle, C. , M. Stoll. Effect of atmospheric absorption and surface emissivity on the determination of land surface temperature from infrared satellite data. *International Journal of Remote Sensing*. 1993, 14(10): 2025 - 2037.
- [82]Palluconi, F., G. Hoover, et al. An atmospheric correction method for ASTER thermal radiometry over land. Jet Propulsion Laboratory, Pasadena. 1994.
- [83]Payan, V. , A. Royer. Analysis of temperature emissivity separation (TES) algorithm applicability and sensitivity. *International Journal of Remote Sensing*. 2004, 25(1): 15-37.
- [84]Pelgrum, H.. Spatial aggregation of land surface characteristics : impact of resolution of remote sensing data on land surface modelling. 2000. PhD Thesis.
- [85]Price, J. Land surface temperature measurements from the split window channels of the NOAA 7 Advanced Very High Resolution Radiometer. *Journal of Geophysical Research*. 1984, 89(D5): 7231-7237.

- 
- [86]Qing-Chuan Tao, Xiao-Hai He, et al. Wavelet Transform Based Gaussian Point Spread Function Estimation. *Advances in Visual Computing*, Springer Berlin / Heidelberg. 2005, (3804): 396-405.
- [87]Qiu, H., N. Lam, et al. Fractal characterization of hyperspectral imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 1999, 65(1): 63-71.
- [88]Quattrochi, D. A. and N. S. Goel. Spatial and temporal scaling of thermal infrared remote sensing data. *Remote Sensing Reviews*. 1995,12(3): 255- 286.
- [89]Raffy, M. Change of scale in models of remote sensing: A general method for spatialization of models. *Remote Sensing of Environment*. 1992, 40(2): 101 -112.
- [90]Raffy, M. Change of scale theory: a capital challenge for space observation of earth. *International Journal of Remote Sensing*. 1994, 15(12): 2353-2357.
- [91]Raffy, M. Heterogeneity and change of scale in models of remote sensing. Spatialization of multi-spectral models. *International Journal of Remote Sensing*. 1994,15(12): 2359-2380.
- [92]Richter, R. Atmospheric correction of DAIS hyperspectral image data. *Computers & Geosciences*. 1996, 22(7): 785-793.
- [93]Robert J. DiStasio, J., Ronald G. Resmini. Atmospheric Compensation of Thermal Infrared Hyperspectral Imagery with the Emissive Empirical Line Method and the In-Scene Atmospheric Compensation Algorithms: A Comparison. 2010. SPIE
- [94]Sabol, J. D. E., A. R. Gillespie, et al. Field validation of the ASTER Temperature-Emissivity Separation algorithm. *Remote Sensing of Environment*. 2009, 113(11): 2328-2344.
- [95]Schmugge, T., A. French, et al. Temperature and emissivity separation from multispectral thermal infrared observations. *Remote Sensing of Environment*. 2002, 79(2-3): 189-198.
- [96]Schmugge, T., S. Hook, et al. Recovering surface temperature and emissivity from thermal infrared multispectral data. *Remote Sensing of Environment*. 1998, 65(2): 121-131.

- [97] Simic, A., J. M. Chen, et al. Spatial scaling of net primary productivity using subpixel information. *Remote Sensing of Environment*. 2004, 93(1-2): 246-258.
- [98] Smith, W., P. Rao, et al. The determination of sea-surface temperature from satellite high resolution infrared window radiation measurements. *Monthly Weather Review*. 1970, 98(8): 604-611.
- [99] Smolander, S. , P. Stenberg. A method to account for shoot scale clumping in coniferous canopy reflectance models. *Remote Sensing of Environment*. 2003, 88(4): 363-373.
- [100] Sobrino, J. A. et al. Thermal remote sensing in the framework of the SEN2FLEX project: field measurements, airborne data and applications. *International Journal of Remote Sensing*. 2008, 29(17): 4961- 4991.
- [101] Sobrino, J. A., et al. Land surface temperature derived from airborne hyperspectral scanner thermal infrared data. *Remote Sensing of Environment*. 2006, 102(1-2): 99-115.
- [102] Sobrino, J. A., et al. Single-channel and two-channel methods for land surface temperature retrieval from DAIS data and its application to the Barrax site. *International Journal of Remote Sensing*. 2004, 25(1): 215 - 230.
- [103] Sobrino, J., C. Coll, et al. Atmospheric correction for land surface temperature using NOAA-11 AVHRR channels 4 and 5. *Remote Sensing of Environment*. 1991, 38(1): 19-34.
- [104] Sobrino, J., G. Soria, et al. Angular effect on surface temperature estimation from AATSR data, *IEEE*. 2004, 7:4440-4442.
- [105] Sobrino, J., V. Caselles, et al. Theoretical split-window algorithms for determining the actual surface temperature. *Il Nuovo Cimento C*. 1993, 16(3): 219-236.
- [106] Sobrino, J., Z. Li, et al. Impact of the atmospheric transmittance and total water vapor content in the algorithms for estimating satellite sea surface temperatures. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 2002, 31(5): 946-952.

- 
- [107] Sobrino, J., Z. Li, et al. Improvements in the split-window technique for land surface temperature determination. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 2002, 32(2): 243-253.
- [108] Stewart, J.B.. *Scaling up in hydrology using remote sensing*, John Wiley and Sons, New York (USA). 1996.
- [109] Strobl, P., A. Mueller, et al. Laboratory calibration and in-flight validation of the Digital Airborne Imaging Spectrometer DAIS 7915, *SPIE INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICAL*.1997, 3071:225-236.
- [110] Su, H. B., R. H. Zhang, et al. Determination of the effective emissivity for the regular and irregular cavities using Monte-Carlo method. *International Journal of Remote Sensing*. 2000, 21(11): 2313-2319.
- [111] Tian, Y., Y. Wang, et al. Radiative transfer based scaling of LAI retrievals from reflectance data of different resolutions. *Remote Sensing of Environment*. 2003 , 84(1): 143-159.
- [112] Tobler W., 1969, Geographical filters and their inverse, *Geographical Analysis*, 1:234-253.
- [113] Townshend, J., C. Justice. Selecting the spatial resolution of satellite sensors required for global monitoring of land transformations. *International Journal of Remote Sensing*. 1988, 9(2): 187-236.
- [114] Vaughan, R., W. Calvin, et al. SEBASS hyperspectral thermal infrared data: surface emissivity measurement and mineral mapping. *Remote Sensing of Environment*. 2003, 85(1): 48-63.
- [115] Vidal, A. Atmospheric and emissivity correction of land surface temperature measured from satellite using ground measurements or satellite data. *International Journal of Remote Sensing*. 1991, 12(12): 2449-2460.
- [116] Viney, N. and M. Sivapalan. A framework for scaling of hydrologic conceptualizations based on a disaggregation –aggregation approach. *Hydrological processes*. 2004,18(8): 1395-1408.

- [117] Wan, Z. , Z. Li. A physics-based algorithm for retrieving land-surface emissivity and temperature from EOS/MODIS data. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 2002, 35(4): 980-996.
- [118] Wan, Z. and J. Dozier. A generalized split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*. 1996, 34(4): 892-905.
- [119] Wan, Z., Y. Zhang, et al. Validation of the land-surface temperature products retrieved from Terra Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer data. *Remote Sensing of Environment*. 2002, 83(1-2): 163-180.
- [120] Wang, X., X. OuYang, et al. A new method for temperature/emissivity separation from hyperspectral thermal infrared data. *IEEE* .2009, 10:286-289.
- [121] Wang, X., X. OuYang, et al. An atmospheric correction method for remotely sensed hyperspectral thermal infrared data. 2009,*IEEE*:677-680.
- [122] Watson, K. Spectral ratio method for measuring emissivity. *Remote Sensing of Environment*. 1992, 42(2): 113-116.
- [123] Watson, K. Two-temperature method for measuring emissivity. *Remote Sensing of Environment*. 1992, 42(2): 117-121.
- [124] Weng, Q. Fractal analysis of satellite-detected urban heat island effect. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* . 2003, 69(5): 555-566.
- [125] Wentz, F. J., C. Gentemann, et al. Satellite measurements of sea surface temperature through clouds. *Science*. 2000, 288(5467): 847-850.
- [126] Woodcock, C., A. Strahler, et al. The use of variograms in remote sensing: I. Scene models and simulated images. *Remote Sensing of Environment*. 1988, 25(3): 323- 348.
- [127] Woodcock, C., A. Strahler, et al. The use of variograms in remote sensing: II. Real digital images. *Remote Sensing of Environment*. 1988, 25(3): 349-379.
- [128] Wu, H. and Z. Li. Scale issues in remote sensing: A review on analysis, processing and modeling. *Sensors* 2009, 9(3): 1768-1793.

- [129] Xiaowen, L., A. Strahler, et al). A conceptual model for effective directional emissivity from non-isothermal surface. IEEE Trans. on GARS. 1999, 37(5): 2508-2517.
- [130] Xie, J., T. Liu, et al. Ecological application of wavelet analysis in the scaling of spatial distribution patterns of *Ceratoides ewersmanniana*. Acta Ecologica Sinica. 2007, 27(7): 2704-2714.
- [131] Young, S., B. Johnson, et al. An in-scene method for atmospheric compensation of thermal hyperspectral data. Journal of Geophysical Research. 2002, 107(D24): 4774.
- [132] Zhang, R., J. Tian, et al. Spatial scaling and information fractal dimension of surface parameters used in quantitative remote sensing. International Journal of Remote Sensing . 2008, 29(17): 5145 - 5159.
- [133] Zhang, R.-H., Z.-L. Li, et al. Study of emissivity scaling and relativity of homogeneity of surface temperature. International Journal of Remote Sensing . 2004, 25(1): 245 - 259.
- [134] Zheng ming, W. and J. Dozier. Land-surface temperature measurement from space: Physical principles and inverse modeling. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on. 2002, 27(3): 268-278.
- [135] 安岗. CCD 光学成像系统的点扩散函数及其在亚像素边缘定位中的应用. 吉林大学. 2008, 硕士论文.
- [136] 柏延臣 , 王劲峰. 基于特征统计可分性的遥感数据专题分类尺度效应分析. 遥感技术与应用. 2004, 19(6): 443-449.
- [137] 陈健, 倪绍祥, 等. 植被叶面积指数遥感反演的尺度效应及空间变异性. 生态学报 . 2006, 26(005): 1502-1508.
- [138] 陈健. 东亚飞蝗发生区芦苇 LAI 的遥感反演及其尺度效应研究, 南京师范大学. 2006, 博士论文.
- [139] 陈良富, 牛铮. 非同温混合像元热辐射有效比辐射率概念及其验证. 科学通报. 2000, 45(1): 22-29.

- [140] 程洁, 杜永明等. 非同温对平面混合像元温度比辐射率分离的影响分析. 大气与环境光学学报. 2008, 3(1): 57-64.
- [141] 程洁, 柳钦火, 等. 基于相关性的热红外温度与比辐射率分离算法. 中国科学: D 辑 . 2008, 38(002): 261-272.
- [142] 程洁, 肖青, 等. 平滑度指数对光谱迭代平滑温度比辐射率分离算法精度的影响分析. 大气与环境光学学报. 2007, 2(5): 376-380.
- [143] 邓向瑞. 北京山区森林景观格局及其尺度效应研究. 北京林业大学. 2007, 博士论文.
- [144] 韩鹏, 龚健雅, et al. (2008). "基于信息熵的遥感分类最优空间尺度选择方法." 武汉大学学报: 信息科学版 33(007): 676-679.
- [145] 韩鹏, 龚健雅等. 遥感影像分类中的空间尺度选择方法研究. 遥感学报. 2010, (3): 507-518.
- [146] 韩鹏, 龚健雅. 遥感尺度选择问题研究进展. 遥感信息. 2008 (1): 96-99.
- [147] 韩鹏, 龚健雅等. 基于信息熵的遥感分类最优空间尺度选择方法. 武汉大学学报: 信息科学版. 2008, 33(7): 676-679.
- [148] 胡婷. 遥感图像典型地物特征提取的尺度效应研究. 西北大学. 2010, 硕士论文.
- [149] 黄端琼. 多尺度纹理特征分析及其在遥感影像分类中的应用. 福州大学. 2006, 硕士论文.
- [150] 李双成, 蔡运龙. 地理尺度转换若干问题的初步探. 地理研究. 2005, 24(1): 11-18.
- [151] 李小文, 曹春香等. 地理学第一定律与时空邻近度的提出. 自然杂志. 2007, 29(2): 69-71.
- [152] 刘顺喜, 尤淑撑, 等. 土地资源管理对我国后续资源卫星数据空间分辨率的需求分析." 国土资源遥感. 200, (4): 6-8.
- [153] 吕一河, 傅伯杰. 生态学中的尺度及尺度转换方法. 生态学报. 2001, 21(12): 2096-2105.
- [154] 明冬萍, 王群, 等. 遥感影像空间尺度特性与最佳空间分辨率选择. 遥感学报, 2008, 4 (12): 529-537.
- [155] 彭晓鹃, 邓孺孺, 等. 遥感尺度转换研究进展. 地理与地理信息科学. 2004, 20(5): 6-10.



- [156] 齐义娜. 面向对象的高分辨率遥感影像信息提取与尺度效应分析, 东北师范大学.2009, 硕士论文.
- [157] 苏理宏, 李小文. 遥感尺度问题研究进展. 地球科学进展. 2001, 16(4): 544-548.
- [158] 覃志豪, Z. Minghua, et al. 用陆地卫星 TM6 数据演算地表温度的单窗算法. 地理学报. 2001, 56(4): 456-466.
- [159] 谭营, 何振亚. 一种小波变换的多尺度方法及其在波达时间精确估测中的应用. 电路与系统学报. 1996, 1(4): 1-7.
- [160] 唐世浩, 李小文, 等. 改进的基于订正 ALPHA 差值谱的 TES 算法. 中国科学: D 辑. 2006, 36(7): 663-671.
- [161] 王金安, 谢和平, 等. 岩石断裂表面分形测量的尺度效应. 岩石力学与工程学报. 2000, 19(1): 11-17.
- [162] 王莉雯, 卫亚星, 牛铮. 净初级生产力遥感估算模型空间尺度转换. 遥感学报(2010) 14(6): 1082~1096.
- [163] 王鹏. 城市景观格局与城市热岛效应的多尺度分析. 四川农业大学. 2007, 硕士论文.
- [164] 王天星, 陈松林等. 亮温与地表温度表征的城市热岛尺度效应对比研究. 地理与地理信息科学. 2007, 23(6): 73-77.
- [165] 王新鸿, 邱实, 等. 高光谱热红外数据反演地表温度与比辐射率方法研究. 干旱区地理. 2010, 33 (3): 419-426.
- [166] 肖青, 柳钦火, 等. 热红外比辐射率光谱的野外测量方法与土壤热红外比辐射率特性研究. 红外与毫米波学报. 2003, 22(5): 373-378.
- [167] 谢花林, 刘黎明, 等. 土地利用变化的多尺度空间自相关分析. ACTA GEOGRAPHICA SINICA. 2006, 61(4).
- [168] 徐俊锋. IKONOS 信息提取的尺度效应研究. 浙江大学. 2006, 博士论文.
- [169] 曾桂香. 基于多尺度纹理分析的 SAR 图像地物分类. 武汉大学. 2004, 硕士论文.
- [170] 张仁华, 田静等. 定量遥感产品真实性检验的基础与方法. 中国科学: D 辑 2010: 211-222.

- [171] 张松林,张昆.空间自相关局部指标 Moran 指数和 G 系数研究.大地测量与地球动力学.2007,27(3): 31-34.
- [172] 张霞, 汪骏发. 航空热红外多光谱数据的地物比辐射率谱信息提取模型及其应用研究. 红外与毫米波学报. 2000, 19(5): 361-365.
- [173] 张霞, 朱启疆. 反演陆面温度的分裂窗口算法与应用分析. 中国图象图形学报: A 辑. 1999, 4(7): 595-599.
- [174] 赵军,李先华.北京地区典型地物遥感图像分形研究.东北测绘.2001,24(2): 3-7.

## 博士期间发表的论文

- [1] 杨 杭, 张霞, 和海霞, 张立福, 童庆禧. OMIS-II 机载高光谱遥感图像边缘辐射畸变校正方法的优选[J]. 国土资源遥感, 2010,2:17-21.(CSCD)
- [2] 杨 杭, 张霞, 帅通, 童庆禧. OMIS-II 图像大气校正之 FLAASH 与经验线性法比较. 测绘通报[J].2010,8:4-6.(CSCD)
- [3] 杨 杭,张立福,张学文,房丛卉,童庆禧.基于 TASI 数据的温度与比辐射率分离算法研究. 遥感学报 (已接收) .
- [4] Yanghang, Zhang Lifu, Fang Junyong, Tong Qingxi. Vegetation Edge Feather Extracting Based on Wavelet Transform. ICFCC2010,3 :733-737(EI)
- [5] Yang Hang, Zhang Lifu, Fang Junyong, Zhang Xia, Tong Qingxi. ALGORITHM RESEARCH OF BUILDING MATERIALS EMISSIVITY EXTRACTING. IGARSS2010. (EI)
- [6] Hang Yang, Lifu Zhang, Li Liu, Qingxi Tong. temperature and emissivity separation from TASI data based on wavebands selection. (IGARSS2011) (EI, 已接收)
- [7] Yanghang. Comparision of FLAASH versus Empirical Line Approach for Atmospheric Correction of OMIS-II Imagery. 亚遥会,2008.(口头报告)
- [8] 杨 杭. 基于小波变换的植被边缘信息提取. 海峡两岸论坛, 台湾, 2010.( 口头报告)
- [9] 张 霞, 帅 通, 杨 杭, 黄长平. 基于 MODIS EVI 图像时间序列的冬小麦面积提取.农业工程学报.2010,7.(EI)
- [10]张立福, 张学文, 黄照强, 杨 杭, 吴松, 张飞舟. 基于高光谱热红外比辐射率光谱的地表岩石 CaO 含量定量估计. 光谱学与光谱分析.(SCI)

在审:

- [1] 杨 杭,张立福,黄兆强,张学文,童庆禧. 基于热红外发射光谱的岩石  $\text{SiO}_2$  定量反演模型研究. 岩石学报.
- [2] 张立福, 房丛卉, 申 维, 杨 杭.基于多标度分形模型的热红外影像目标精细识别研究. 武汉大学学报 (信息科学版)

## 博士期间参加的科研项目及野外试验

- [1] 2008 年 7 月至 2009 年 10 月：参与地面成像光谱辐射测量系统（FISS）研制项目：主要参与 FISS 系统应用研究、野外试验以及系统评价等。
- [2] 2008 年 10 月-2009 年 7 月：参与中国科学院西部行动计划“黑河流域遥感—地面观测同步试验与综合模拟平台建设”与国家基础研究计划（973）项目“陆表生态环境要素主被动遥感协同反演理论与方法”中分类和图像处理工作。
- [3] 2008 年 7 月—8 月：参加由中科院遥感应用研究所与海洋局的奥运科技服务项目青岛浒苔监测，参与航空飞行、数据处理与浒苔信息提取。
- [4] 2008 年 9 月：为遥感所所庆 30 周年撰写《航空遥感系统的数据获取》。
- [5] 2008 年 10 月：参与无人机项目：无人机的安装调试，项目书撰写。
- [6] 2008 年 10 月：八达岭机场测量地面控制点
- [7] 2008 年 12 月：去济宁测量地面控制点
- [8] 2009 年 4 月：参与“高分辨率对地观测系统重大专项”。负责材料的制作和组织工作。
- [9] 2009 年 7 月-今：参与 863 项目“地质应用系统建设与典型应用示范”项目
- [10] 2009 年 9 月：参与遥感所“直升机应急监测与快速响应支持系统”的地面测量工作；
- [11] 2009 年 10 月：《中国典型海岸带侵蚀与易损性评估关键技术研究》的实施方案。
- [12] 2009 年 11 月：青岛近海水体光谱测量；
- [13] 2009 年 12 月：安徽铜山牌冶炼遗址遥感勘测。
- [14] 2010 年 6 月：参加国家测绘局举办的“基于低空遥感平台三位测量系统培训”，并获证书。
- [15] 2010 年 4 月：组织“岩矿”和“建筑材料”的比辐射率测量实验、数据分析
- [16] 2010 年 7 月-8 月：组织石家庄热红外高光谱综合遥感试验

## 致谢

人生重要的不仅仅是努力，还有机遇。机缘巧合，我有幸到遥感所高光谱室攻读博士，这是我人生最重要的机遇和转折。回首三年求学经历，一路上有诸多师长、同学、朋友和家人帮助与支持。

首先衷心感谢我的导师童庆禧院士。读博期间，多次聆听您对科研工作、生活的感悟，让我获益匪浅，这将是我一生宝贵的财富。感谢童老师引领我进入高光谱研究的大门，有机会接触众多优秀的科学家和优秀的同学。童老师遇事亲自动手、善于发现、善于思考的习惯永远激励着我前进。童老师是我心目中伟大的科学家。

衷心感谢我的导师王晋年老师三年来对我的关心和指导。王老师敏捷的思维、开阔的思路和高效务实的工作作风，给我树立了榜样。王老师给我提供了许多难得的学习和锻炼的机会，多次给予我巨大的鼓励和帮助，设身处地的考虑我将来的人生发展和职业规划。此份情怀我终生感谢和难忘。

衷心感谢我的导师张立福老师。从论文方向的把握，试验的安排设计都倾注了福老师大量的时间和精力。感谢福老师在日常学习、生活和工作上的指导与关心，无数次与您的讨论让我获益颇丰。福老师饱满的工作热情、乐观的人生态度、平和的待人处事给课题组营造了一个宽松愉快的科研氛围，让我们得以高效快乐地学习和科研。

衷心感谢我的导师郑兰芬老师。郑老师在生活、学习和工作上对我的关心和照顾，谆谆的教诲、细致入微的关心不断激励着我前进，几年来如亲人般照顾我们，让我们在高光谱找到了像家一样的感觉，感谢郑老师！

在此特别感谢地理所的张仁华老师。张老师广博的专业知识、严谨的科学态度和丰富的实验经验是石家庄试验和数据处理得以顺利完成的重要保障。张老师同样对我的论文悉心指导，提出了许多中肯的建议，再次郑重地感谢。

衷心感谢张霞老师。霞老师是我在遥感科学领域的启蒙老师和引路人。您长期以来对我的教诲、指导与帮助使我受益良多。

衷心感谢方俊永师兄在学习与生活上给予的指导、关心、帮助和支持。您工作的勤恳钻研和忘我投入就是我学习的好榜样！

特别感谢周丽萍女士在生活上给予的关心和帮助。感谢卫征师兄无私的帮助与真诚关怀，卫师兄工作干练、顽强拼搏、全面发展，为我树立了学习的榜样。感谢所办余琦老师，研究生部的吴晓清、刘戈平老师在学习、生活方面的关心和帮助，感谢图书馆和蔼可亲的洪丽和李生平老师。感谢参与石家庄试验的核工业部的各位同仁。

感谢高光谱研究室成员以及同学们的帮助与支持，谢谢你们在实验的开展、数据的处理以及研究工作中付出的努力。他们是刘学、赵冬、吴太夏、王潇、张晓红、周丽萍、刘利、王畅、罗文斐、张浩、李庆亭、李俊生、焦全军、申茜、张文娟、和海霞、高连如、焦全军、刘波、刘海霞、张学文、孙韬、黄长平、陈小平、胡顺石、王茜、帅通、谢一淞、尚坤、张明、兰琼、覃环虎、赵恒谦、丰明博、张旭凯、朱海涛、宁艳玲、丁玲、吴向楠、吴松、姜海玲、房丛卉、朱文君、李晶宜、宋鹏飞、曹森茂等。感谢重点实验室的杨习荣老师、辐射传输室的历华师兄、师弟王和顺给予的支持和帮助。

“谁言寸草心，报得三春晖”。特别感谢我的父母的养育之恩，你们的坚强、朴实和无限的宽容是我支持到现在的无穷动力。感谢我的妹妹对我一如既往的支持。特别感谢我岳父母给予的最大理解和支持。

最后，特别感谢我的爱人——金灵娜女士给予的支持与体谅。感谢我的儿子杨彭博，你的到来给我增添了无限的乐趣和前进的动力。

杨 杭

2011年5月20日 于中科院遥感所