

基于 Landsat-8 陆地卫星数据的火点检测方法

何阳^{1,2}, 杨进^{1*}, 马勇¹, 刘建波¹, 陈甫¹, 李信鹏¹, 杨轶斐¹

(1. 中国科学院遥感与数字地球研究所, 北京 100094;

2. 中国科学院大学, 北京 100094)

摘要:传统的火点检测算法通常利用高温地物在中红外波段或热红外波段的高发射率特性来提取火点,然而受制于影像空间分辨率的限制如 MODIS、AVHRR 等,使得很多小规模火情现象被漏检. 研究发现短波红外数据也同样能被用于高温地物的识别和检测,并且相较于热红外波段数据对低温和高温地物的区分度更大,在精确识别和定位高温目标方面更加准确. 文章利用空间分辨率为 30 米的 Landsat-8 OLI 传感器数据,根据高温火点在近红外及短波红外波段的波谱特性,利用改进的归一化燃烧指数(NBRS)结果自适应地确定阈值来提取疑似火点,然后再利用高温火点在短波红外的峰值关系进行误检点剔除,从而得到最终的火点产品. 提出的算法能检测到所占像元面积 10% 左右的火点,并能够有效地排除云层及建筑物的干扰,在保证较低漏检率的同时还能达到 90% 左右的准确率,相比于传统算法的火点提取精度有很大的提高.

关键词:小火点; Landsat-8; 短波红外; NBRS 指数; 自适应阈值

中图分类号: TP79; TN911.73 **文献标识码:** A

A method for fire detection using Landsat 8 data

HE Yang^{1,2}, YANG Jin^{1*}, MA Yong¹, LIU Jian-Bo¹, CHEN Fu¹, LI Xin-Peng¹, YANG Yi-Fei¹

(1. Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Science, Beijing 100094, China;

2. University of Chinese of Science, Beijing 100049, China)

Abstract: Traditional fire detection methods use the high temperature emission characteristics in mid or thermal infrared bands of the MODIS or AVHRR data to extract burning area. It is very hard for these methods to identify small fire regions such as sub-pixel due to the limitation of spatial resolution. Recently researchers have found that shortwave infrared (SWIR) data can also be used to identify and detect high temperature targets. Compared with the thermal infrared data, SWIR has a big discrimination against different features with different temperature. Thus it can identify accurately the location of high temperature targets. In this paper, we acquired fire point products by using Landsat-8 OLI data which has spatial resolution up to 30 m. The main procedure includes two steps. The improved Normalized Burning Ratio Short-wave(NBRS) is calculated at first to adaptively acquire suspected fire points based on the spectral characteristics of fire points in the near infrared and shortwave infrared. Then most false positive points are excluded based on the relationship between peak value in shortwave infrared band of fire points. This algorithm is capable of detecting the burning area around 10% in one pixel. With the premise of avoiding the interference of cloud and constructions, it can also keep a nearly 90% accuracy and low missing rate around 10%.

Key words: small fire region, landsat-8, SWIR, NBRS, adaptive threshold

PACS: 95.75.Rs, 95.85.Jq

引言

生物质燃烧会造成严重的空气污染,产生大量有害气体危害人类健康,引发的火灾也往往会对人类的生命安全造成严重的威胁.地面监测火情需要耗费大量人力物力且只能做到点状监测^[1],而使用卫星遥感方法,可以进行大范围、全天候的火灾监测.随着遥感技术的快速发展,为火情的检测、定位及灾后评估提供了有力的帮助,如中低空间分辨率(500 m ~ 1 km)的 MODIS,NOAA/AVHRR 等卫星,具有重返周期短、预警速度快的特点,其火点产品数据已经在火灾监测和预警方面得到了广泛而成功的应用^[2-3].基于这些卫星数据的火点产品算法比较成熟,主要包括:单通道阈值法^[4-5]、多通道阈值法^[6-7]和有效背景像元法^[8],基于烟羽掩膜的算法^[9]、基于多时相影像变化信息的算法^[10]等.上述火点检测算法受空间分辨率的限制,对于一些重点区域的精确观测以及小目标火点的提取具有较大的误差,如农田秸秆燃烧、城市周边垃圾焚烧以及人为纵火等现象很难取得较好的检测结果,难以满足精确检测火点的需求.

针对于传统火点检测方法对于小规模火点检测效果不明显,漏检率较高的情况,近年来诸多学者利用中等分辨率卫星如:ETM+、Landsat-8、HJ 等卫星数据进行火点检测的研究,主要方法包括有:基于 DNFI 的异常值提取算法^[11]和基于马氏距离的多源截尾法^[12]等.基于 DNFI 的异常值提取算法,根据高温地物反射和发射光谱特性,用 ETM+ 数据的短波红外和近红外波段计算归一化火点指数,然后根据背景-异常划分原理,取均值加上 2 倍的标准差作为高温地物识别的阈值,其算法会产生相对较多的误检火点;基于马氏距离的多元截尾法,首先假设研究区域全部像元点为满足统计分析特征的随机变量样本,然后以置信度为的 F 分布为基础提取试验区的异常点,该方法虽然能将背景像元中存在较大差异、不满足样本总体特征的高温目标异常点有效地提取出来,但是对于其他非高温目标的异常点(如建筑物等)也比较敏感,从而导致了检查精度的下降.

以上基于中等分辨率卫星的火点检测算法,不仅在使用图像的空间分辨率上高于传统的检测算法,而且波段选择上还摒弃了以往利用中红外波段(3 ~ 5 μm)和热红外波段(8 ~ 14 μm)的思路,改为用对高温目标更为敏感的短波红外波段(1.3 ~ 3.0 μm),其相对于传统的火点检测方法能够识别到更

多更小的火点区域,大大提高了火点检测的精度.随着具有短波红外数据的中等分辨率卫星投入使用的数量逐年增多,为火点检测提供了较为丰富的数据基础,如美国的 Landsat-8 和欧空局的 Sentinel-2 卫星等(如表 1.1 所示).如果能将这些中分辨的多源遥感数据综合应用,就能够有效地减小火点产品生成的时间周期,使得快速批量生产出更高空间分辨率的火点产品成为可能,这些高精度的火点产品能满足更多应用领域的需求,这对于环境监控,生态气候变化研究以及火灾监测、灾后评估都有很大程度上的提升^[2].

表 1 中等分辨率卫星列表

Table 1 Medium-resolution satellite list

| 卫星名称 | 分辨率 | 发射国家 | 发射时间 |
|------------|-----------|------|--------|
| Landsat-8 | 30 m | 美国 | 2013 年 |
| Sentinel-2 | 20 m/60 m | 欧空局 | 2015 年 |
| HJ-1A | 30/150 m | 中国 | 2008 年 |
| HJ-1B | 30/300 m | 中国 | 2008 年 |
| CBERS-2B | 23 m | 中国 | 2007 年 |
| ASTER | 30 m | 日本 | 1999 年 |
| IRS-P6 | 23.5 m | 印度 | 2003 年 |

将基于空间分辨率为 30 米的 Landsat-8 OLI 传感器数据(包括近红外波段以及短波红外波段),计算改进的归一化燃烧指数(Normalized Burning Ratio Short-wave, NBRS)并根据高温火点在燃烧指数直方图中的分布规律自适应地确定火点分割阈值,最后利用火点区域在短波红外波段的光谱特性剔除部分误检点.提出的算法能检测到所占像元面积 10% 左右的火点,并且还能自动过滤大部分高温疑似火点,保持较高的检测精度.

1 算法原理

光学遥感中,在不考虑各种辐射误差影响的前提下,图像中的 DN 值就是由地物的发射率和反射率的大小所共同决定.根据地物在不同波谱区间的反射和发射辐射能量特性,通过波段运算,可以分离出异常地物特征,如本文使用改进的归一化燃烧指数来提取火点.在火点检测算法的波段选择中,多数算法选择利用中红外波段及热红外波段数据,但根据 Barducci 及 Dennison 等人的研究发现,短波红外对低温和高温地物的区分度更大,这使得利用短波红外波段数据的高温检测模型更加的稳定^[13-15].于一凡和袁悦等人对多种典型高温目标的温度反演实验中表明,短波红外数据更能精确识别和定位高温目标,并且相较于热红外波段数据对低温和高温地

物的区分度更大. 刘安涛和朱亚静等人则利用短波红外反演地表温度来识别高温地物, 验证了短波红外也具有高温目标识别的优势, 能够避免云层的干扰, 并且对于小火点的检测能取得更高的精度^[16], 因此本文中用于火点检测的波段主要是使用了短波红外波段.

主要利用了 Landsat-8 OLI 传感器两个短波红外的影像数据, 首先计算改进的归一化燃烧指数 NBR 值, 然后通过燃烧区域在其灰度直方图中的分布规律自适应地确定阈值提取疑似火点, 最后再根据火点在短波红外的发射率关系进行误检点剔除, 从而得到最终的火点检测产品, 其技术流程如图 1 所示.

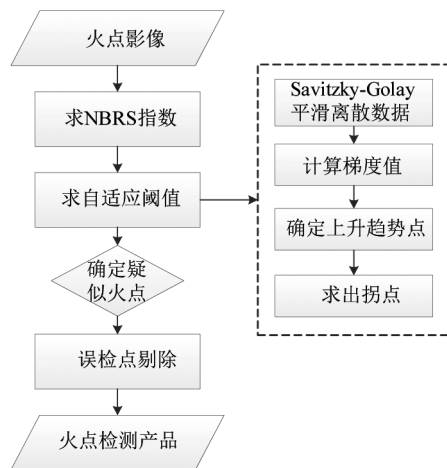


图 1 技术流程图

Fig. 1 Flowchart of fire detection method

1.1 改进的归一化燃烧指数 (NBR)

Lopez Garcia 等人最早提出用 Landsat 影像的近红外波段 (Near Infrared : NIR) 和短波红外 (Short-wave Infrared : SWIR) 计算归一化燃烧指数 (Normalized Burning Ratio: NBR)^[17]. Holden 等人将 NBR 指数进行改进得到了改进的归一化燃烧指数 (Normalized Burning Ratio-Thermal: NBRT)^[18], 其在 NBR 指数的基础上加上 Landsat 数据的热红外波段数据作为权值进行计算, 能比 NBR 指数在区分燃烧区域上取得更加优秀的结果^[19]. 但是由于 Landsat-8 热红外波段 (TIRS) 数据饱和温度为 360 K^[20], 对于一些高温非火点的识别效果差于短波红外波段, 并且热红外波段数据的分辨率也小于短波红外波段的分辨率, 故本文提出了一种改进的归一化燃烧指数, 即 NBRs 来计算燃烧指数 (见公式 2). 其最大的改进就是将 NBRT (见公式 1) 中的热红外波段

替换成短波红外波段来计算燃烧指数.

$$nbrt = \frac{\rho_5 - k\rho_6\rho_{10}}{\rho_5 + k\rho_6\rho_{10}}, \quad (1)$$

$$nbrt = \frac{\rho_5 - k\rho_6\rho_7}{\rho_5 + k\rho_6\rho_7}. \quad (2)$$

其中, ρ_5 为近红外波段, ρ_6 为热红外波段, ρ_7 分别为两个短波红外数据, k 为控制数值大小的参数.

1.2 自适应火点分割阈值

在得到 NBRs 燃烧指数图之后, 要分离出火点检测结果还需要确定一个合适的阈值. 如图 2 左图所示, 其中横坐标的分别代表蓝、绿、红、近红外、SWIR₂ 和 SWIR₁ 波段, 观察可知燃烧区短波红外要远远大于近红外波段的数值, 根据公式 2 可知, 燃烧区域的 NBRs 指数值趋向于; 对于非燃烧区域 (见图 2 右图), 如农田、草地、林地、水域及裸地等, 其短波红外和近红外波段数值相差不大, 从而计算出的 NBRs 指数离相对较远; 但对于部分建筑区域以及云层, NBRs 指数值与燃烧区域指数值比较接近, 容易产生混淆, 本方法后续会对这些误检点进行过滤剔除 (见 1.3.2).

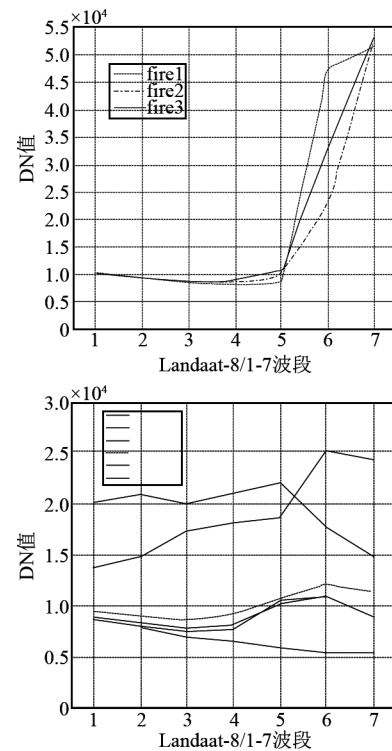


图 2 燃烧区域 (左图) 和非燃烧区域 (右图) 典型地物的波谱曲线

Fig. 2 Spectral curve of burning area (left) and non-burning area (right)

如图 3 中所示, 左图为火点、建筑、土壤、植被、

水域和云层等几种典型地物 NBRs 指数值的大致分布情况,其中只有云层和建筑区部分地物会和火点区域有重叠.右图为整幅影像的 NBRs 指数直方图分布规律,根据地物在 NBRs 指数的分布规律,可以将直方图中的第一个拐点作为分割的阈值,图中红色星形点所示.

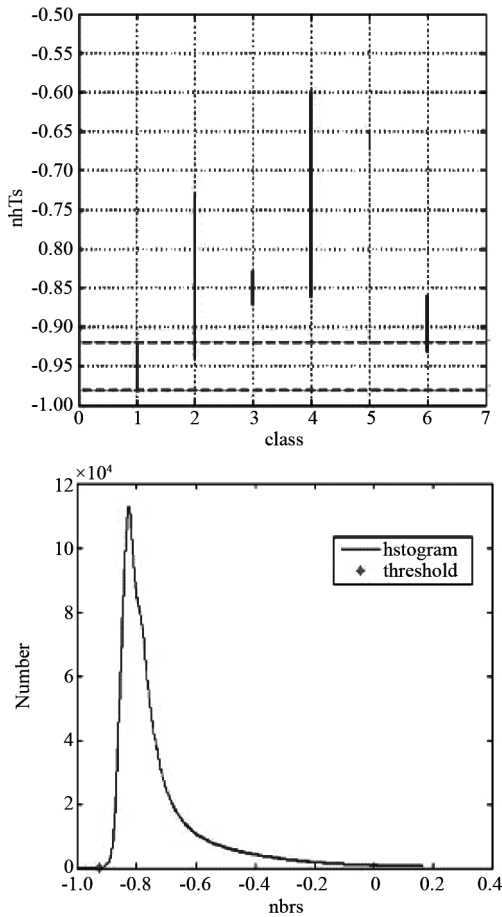


图3 几种典型地物的 NBRs 指数值分布(左图)及燃烧指数灰度直方图(右图)
Fig.3 NBRs value distribution of some typical objects and the histogram of the burning index

拐点的获取首先需要将燃烧指数的最小值到最大值区间划分成 N 个等值的小区间,然后统计燃烧指数落入每个小区间的像素点个数作为直方图的纵轴,横轴则是划分区间的标识,即 $[0, N]$. 由于该直方图为离散数据,为了求得相对稳定的拐点需要先进行平滑处理,利用 Savitzky-Golay 数字滤波的方法,将源数据划分成若干连续的子集,然后再用多项式最小二乘拟合每个数据子集,能在很大程度上保持原有数据特征的情况下降低该离散数据的信噪比^[21]. 经过平滑处理之后再求直方图数据的梯度,并以梯度开始急剧变大的地方作为确定分割阈值的

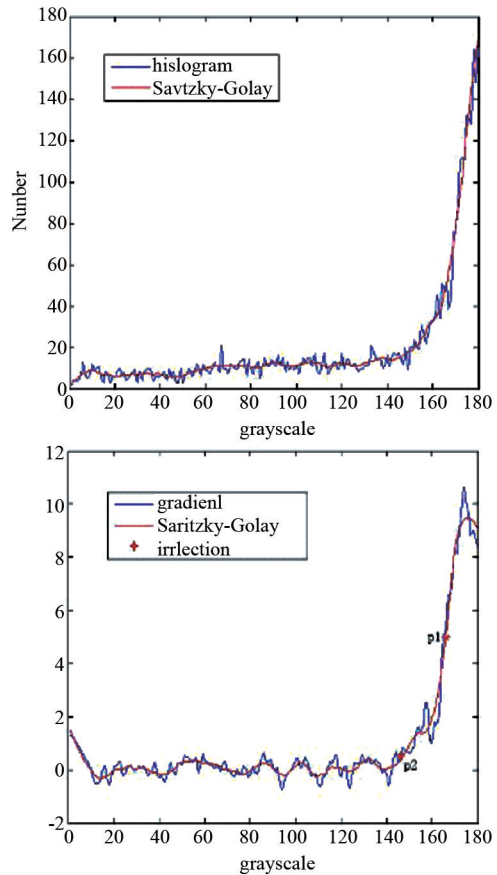


图4 左图为燃烧指数直方图及其平滑处理后的曲线图,右图为燃烧指数直方图梯度曲线及其平滑处理后的曲线图,为所求拐点
Fig.4 The left is burning index histogram and the curve after smoothing. The right is the gradient of burning index histogram and the curve after smoothing. As shown in the right figure, is the infection point

标准. 为了避免较小的梯度波动对拐点计算结果产生影响,首先通过一个较大阈值来确定上升趋势,然后以该点为起点回溯,以较小的阈值确定最终拐点,最后换算成对应的 NBRs 指数值作为火点分割的自适应阈值. 如图 4 中所示,左图中蓝色曲线为燃烧指数灰度直方图,红色曲线为平滑后的数据,右图中蓝色曲线为梯度曲线,红色曲线为平滑处理后的数据,为确定上升趋势时计算所得的点,为最终的拐点,根据公式(3)可以求得燃烧指数的分割阈值 t :

$$t = x_{p_2} (v_{\max} - v_{\min}) / N + v_{\min} \quad (3)$$

其中, x_{p_2} 为在直方图中的横坐标,分别为燃烧指数图中的最大值和最小值,为划分区间的个数.

1.3 误检点剔除

通过自适应阈值法求得的疑似火点由于受到建筑区域及云层的干扰,会存在较多的误检点,本节通过地物在短波红外波段的波谱特征,提出针对误检

火点的过滤方法,从而得到最终的火点检测结果.

1.3.1 黑体辐射理论模型

根据黑体辐射理论模型,黑体辐射通量密度和其温度,随着波长的变化呈一定的分布规律,并且同一物体发射辐射能量达到最大值时对应的波长随着其温度的升高向短波方向移动.具体的变化曲线如图5所示.

$$W_{\lambda} = \frac{2\pi hc^2}{\lambda^5} \cdot \frac{1}{e^{ch/\lambda kT} - 1} \quad (4)$$

$$\lambda_{\max} T = c \quad (5)$$

其中,为 W_{λ} 为黑体辐射通量密度 $W/(\text{cm}^2 \cdot \mu\text{m})$, λ 为光谱波长, $T(K)$ 为黑体的温度, h 为普朗克常数, c 为光速, k 为波尔兹曼常数, 常数 $c = 2897.8$.

Landsat-8 SWIR₁ 波谱区间为 $1.57 \sim 1.65 \mu\text{m}$, SWIR₂ 波谱区间为 $2.11 \sim 2.29 \mu\text{m}$, 使得 λ_{\max} 落入 SWIR₁ 波谱区间的最小温度为 1756 K , 这远大于自然界火情现象的温度范围 ($600 \text{ K} \sim 1000 \text{ K}$). 所以理论上, 火点区域的 SWIR₁ 波段的值应该小于 SWIR₂ 波段值, 此外对于火点检测结果产生混淆的建筑区和云层, 其 SWIR₁ 波段的 DN 值要大于 SWIR₂ 波段的值, 如图2中所示.

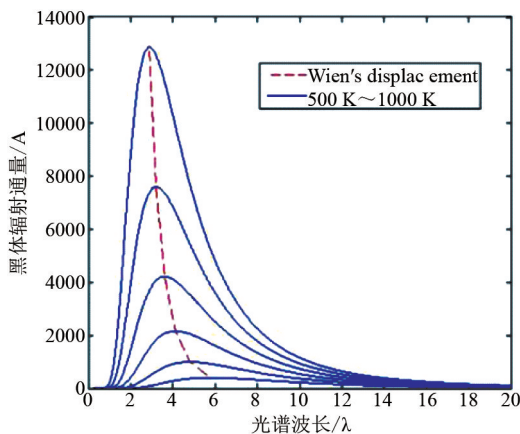


图5 维恩位移定律

Fig. 5 Wien's displacement law

1.3.2 误检点判定条件

通过黑体辐射模型可以估算出 SWIR₁ 和 SWIR₂ 波段的大小关系. 根据公式4, 计算不同温度 ($500 \sim 1500 \text{ K}$) 条件下两个短波红外波段的黑体辐射能量比值 W_1/W_2 , 并以该比值的上限值作为图6的纵轴. 如图6所示, 800 K 到 1000 K 的温度, 其 W_1/W_2 的比值为 $0.32 \sim 0.5$. 对于火点像元的发射能量大于反射能量, 因此 SWIR₁ 与 SWIR₂ 的比值理论上小于1, 并且接近黑体辐射能量比值 W_1/W_2 . 图

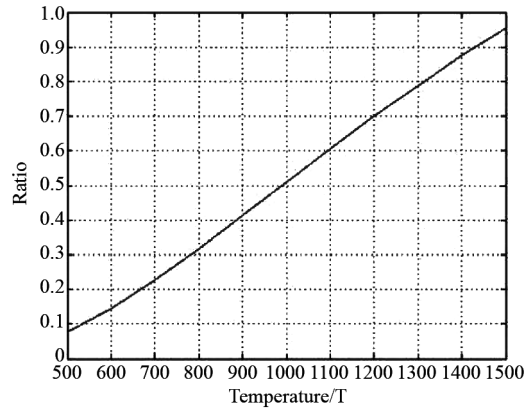


图6 SWIR₁、SWIR₂ 在不同温度下辐射能量比值

Fig. 6 SWIR₁、SWIR₂ Ratio of radiation energy at different temperatures

7是火点像素的散点分布图, 横纵坐标分别是 SWIR₂ 与 SWIR₁ 波段的 DN 值, 左图为自适应阈值检测的火点图, 右图为目视解译的火点图. 以 $SWIR_1 < \beta < SWIR_2$ 作为判定火点为真实火点的必要条件, 如图7左图中所示, 误检火点大多分布在 $\beta = 1$ 的直线附近, 而真实火点则分布于靠近横坐标的右半区. 所以通过误检点和真实火点不同的聚类规律, 可以调整的取值, 来剔除误检点. 文中取 $\beta = 0.7$, 此时根据黑体辐射定律计算的理论阈值火点温度为 1200 K , 该阈值能包含绝大多数自然火点温度并能够排除主要的误检点.

2 实验数据与精度评价方法

2.1 实验数据

第一组实验数据是辽宁省沈阳市周边的 Landsat-8 OLI 传感器数据, 成像时间为2014年10月26日, 空间分辨率为 30 m . 沈阳秋季农作物以玉米为主, 收获季节在十月初, 每年的十月下旬是玉米秸秆焚烧的高发时段, 选取的实验影像包含了大量的小规模火点, 如图7所示. 其中区域1、2、3为实验结果展示图, 1中含有多处火点, 而2、3则含有容易产生误检点的人工建筑区.

第二组实验数据是美国俄勒冈州南部的 Landsat-8 OLI 传感器数据, 成像时间是2013年8月4日, 空间分辨率为 30 m . 自2013年年初到9月, 俄勒冈州南部地区长时间处于重度或中度干旱状态, 从7月底开始的森林大火一直持续到8月初, 选取的实验影像包含了两处较大规模的森林火情, 如图8所示. 其中区域1、2、3为实验结果展示图, 1中含有多处火点, 而2、3则含有容易产生误检点的人工

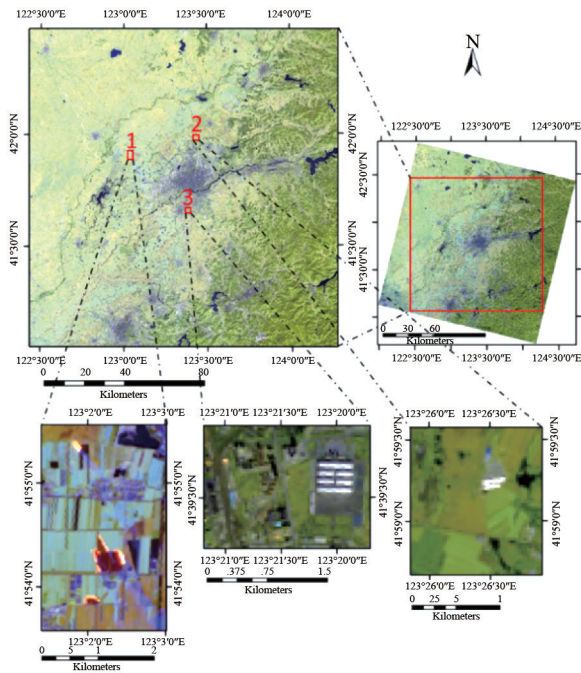


图7 沈阳地区火点图像
Fig.7 Experiment image of Shenyang

建筑区.

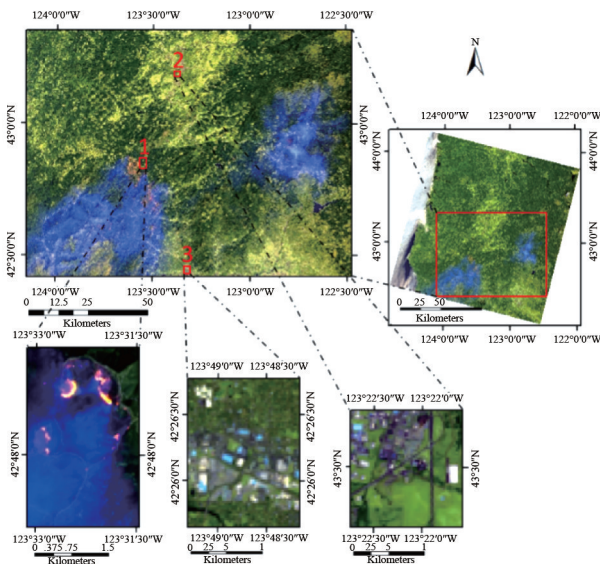


图8 美国俄勒冈州地区火点图像
Fig.8 Experiment image of Oregon in America

2.2 精度评价方法

所用的精度评价方法是将人工目视解译的火点图作为真值与本文算法所产生的火点检测结果图进行比对(如图9,10),利用准确率P和漏检率M来进行评价,此外还通过综合准确率和漏检率的F值来进行统一的精度评定,如公式(9)~(11)。其中目

视解译的火点图是在 Landsat-8 的 762 波段组合的基础上,人工勾画出包含火点像素和非火点像素的二值图。评价指标中的准确率是指算法检测到的火点为真实火点的个数占检测火点总数的比例,而漏检率是指真实火点图中没有被算法检测到的火点个数占真实火点总数的比例。

表2 混淆矩阵
Table 2 Confusion matrix

| | 真实非火点(n) | 真实火点(y) |
|----------|----------|---------|
| 检测火点(Y) | | |
| 检测非火点(N) | | |

$$P = Y_y / (Y_y + Y_n) \quad , \quad (9)$$

$$M = N_y / (Y_y + N_y) \quad , \quad (10)$$

$$F = \frac{2P(1 - M)}{1 + P - M} \quad , \quad (11)$$

其中, Y_y 为检测的火点为真实火点的个数, Y_n 为误检火点的个数, N_y 为漏检火点的个数, P 和 M 分别为准确率和漏检率, F 为准确率和漏检率的综合评价指标。

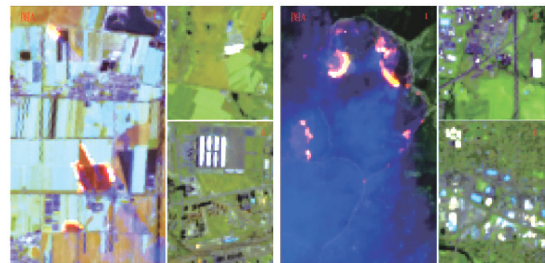


图9 实验区域截取的组合图,(a)为沈阳地区,(b)为俄勒冈州地区,每幅图中的左边有火点区域,右边为容易产生干扰的人工建筑区域

Fig.9 (a) is three parts taken from the experiment image of Shenyang, (b) is three parts taken from the experiment image of Oregon. Left represents burning area and the others represent some construction area prone to interference



图10 人工目视解译图的部分区域截取的组合图,左图为沈阳地区,右图为俄勒冈州地区
Fig.10 Visual interpretation result of two experiment images, Shenyang (left) and Oregon (right)

3 实验结果与分析

3.1 自适应阈值分割法

本文实验过程中, NBRS 计算公式中的 $k = 0.001$, 划分燃烧指数的区间个数 $N = 5000$, 确定拐点的阈值 $\gamma_1 = 5, \gamma_2 = 0.5$, 即以梯度为 5 确定上升趋势, 然后以 p_1 为起点回溯找到梯度为 0.5 时的 p_2 点. 此时两幅实验图像燃烧指数的分割阈值分别为: $t_1 = -0.943$ 和 $t_2 = -0.934$. 此外为了确定自适应阈值的精度, 从燃烧指数的最小值 -1 开始, 以 0.05 为步长, 计算每个阈值条件下的准确率和漏检率, 两幅火点影像的实验结果如图 11 所示, 左图为第一组实验的结果, 右图为第二组实验的结果. 由图可以发现, 随着燃烧指数的阈值逐渐变大, 火点检测的准确率会达到一个最大值, 然后开始减小, 而漏检率则是

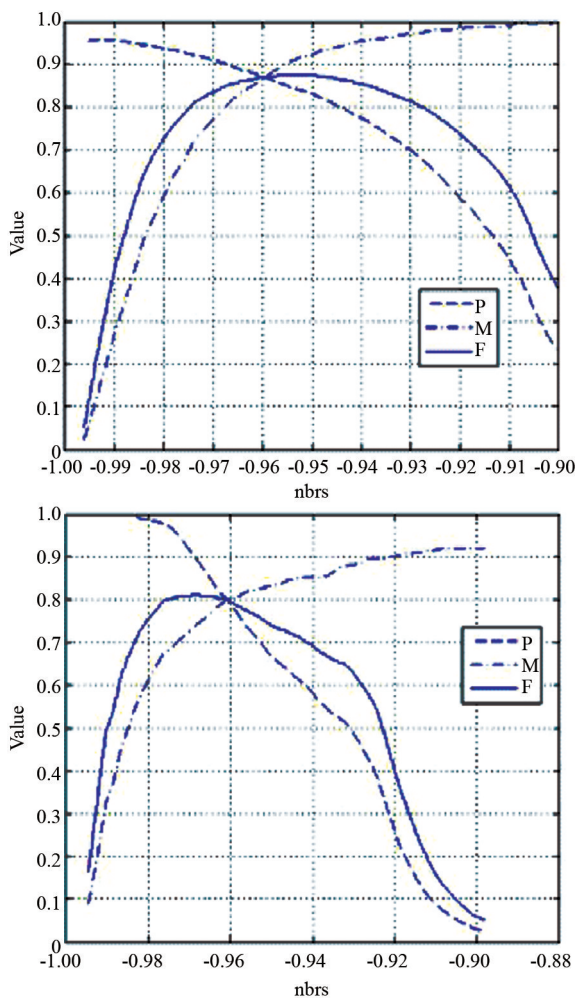


图 11 不同阈值时对应的火点检测精度
Fig11 The trend of fire detection accuracy when the threshold of burning index varies

随着阈值的变大而逐渐变大. 自适应阈值法求得的两个阈值都稍大于 F 值达到峰值点时的阈值, 即自适应阈值相对于最优阈值使得更多的像点被当成了火点, 减小了火点检测的漏检率的同时却使得准确率也相对变小了.

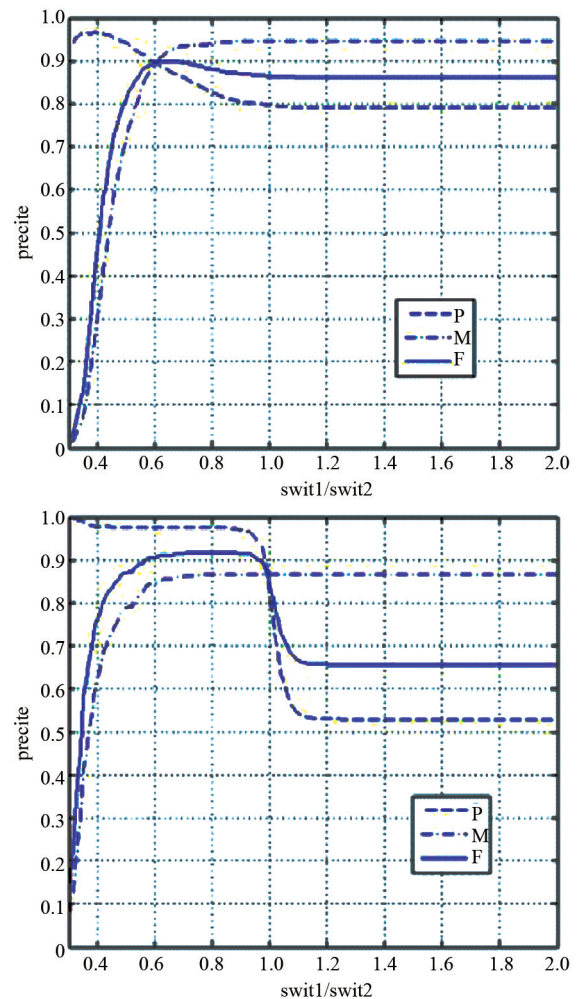


图 12 不同值条件下的精度变化
Fig. 12 Accuracy trends at different value of

3.2 误检点剔除

为了确定最佳的 β 值来利用 $SWIR_1 < \beta \cdot SWIR_2$ 作为条件剔除误检点, 以 0.3 为起始值, 0.01 为步长, 来计算不同的值条件下, 此时火点检测的准确率、误检率和 F 值的变化情况, 如图 13 所示, 左图为第一组实验的结果, 右图为第二组实验的结果. 由图可知, 当 $\beta \in [0.6, 0.8]$ 时, F 都能达到或接近峰值点, 最终取 $\beta = 0.7$, 即利用 $SWIR_1 < 0.7 \cdot SWIR_2$ 作为必要条件来判定每个自适应阈值条件下求得的火点, 并剔除不满足这一条件的检测点.

由表 3 可知, 对于自适应阈值法检测精度较高

的沈阳地区,经过误检点剔除之后,其火点检测的准确率由 79.1% 上升到 86.0%,而漏检率基本不变,使得 F 有了一定的提高;而对于自使用阈值法检测精度较低的俄勒冈州地区,经过误检点剔除之后其准确率由 52.7% 上升到了 97.5%,其漏检率同样基本不变,这使得 F 值由 0.66 提升到了 0.92,火点检测精度得到大幅提升。

表 3 火点检测精度

Table 3 Fire detection accuracy

| | 检测方法 | 准确率 | 漏检率 | F |
|------|------|-------|-------|-------|
| 沈阳地区 | NBRS | 0.791 | 0.055 | 0.862 |
| | SWIR | 0.860 | 0.065 | 0.899 |
| 俄勒冈州 | NBRS | 0.527 | 0.134 | 0.655 |
| | SWIR | 0.975 | 0.138 | 0.915 |

3.3 实验结果图对比

图 13 及 14 分别为沈阳地区和俄勒冈州实验图像截图,其中区域 1 为火点区域,而区域 2、3 则为自适应阈值法产生误检点的图像区域,两个地区的试验区域原图如 2.3 中所示。

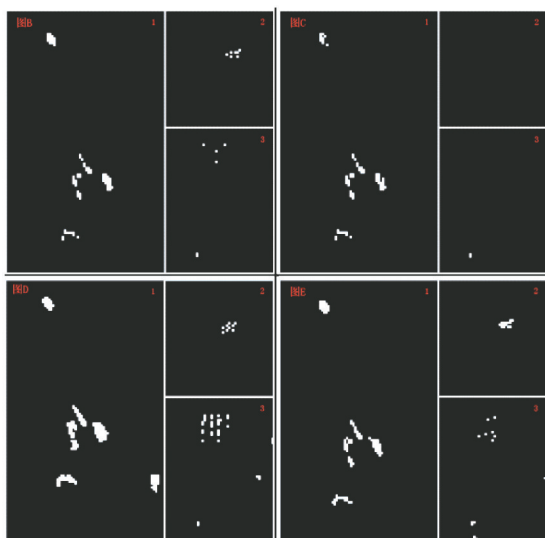


图 13 沈阳区域火点检测结果,图 B 为自适应阈值法生成的火点图,图 C 为误检点剔除后的火点产品图,图 D 为基于 DNFI 的异常值提取算法结果图,图 E 为基于马氏距离的多元截尾法结果图

Fig. 13 Fire detection result of Shenyang, figure B: Adaptive thresholding method, figure C: After the mistake points excluding method, figure D: Outlier extraction algorithm of DNFI, figure E: Method based on Mahalanobis distance

在图 13 中,图 B 为自适应阈值法生成的火点图,C 图为误检点剔除之后的火点检测结果图,由 B 图可以看出自适应阈值法会产生一些误检点,包含部分人工建筑区,再经过误检点剔除算法处理之后,

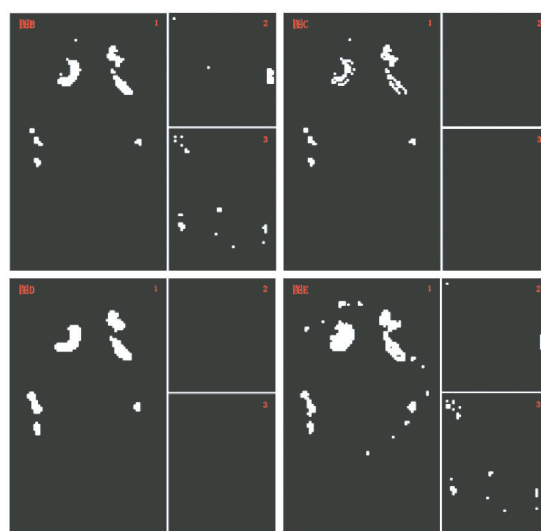


图 14 俄勒冈州火点检测结果,图 B 为自适应阈值法生成的火点图,图 C 为误检点剔除后的火点产品图,图 D 为基于 DNFI 的异常值提取算法结果图,图 E 为基于马氏距离的多元截尾法结果图

Fig. 14 Fire detection result of Oregon, figure B: Adaptive thresholding method, figure C: After the mistake points excluding method, figure D: Outlier extraction algorithm of DNFI, figure E: Method based on Mahalanobis distance

这些误检点得到了有效的筛除,从而获得了更为优秀的火点提取结果(图 C).图 D 和图 E 则分别为基于 DNFI 的异常值提取算法结果图和基于马氏距离的多元截尾法结果图.这两种方法对于容易产生干扰的部分人工建筑区域都不能有效排除,导致误检的火点区域相对较多,提取精度偏低。

同样在图 14 中,图 B 为自适应阈值法生成的火点图,图 C 为误检点剔除之后的火点检测结果图,误检点剔除算法虽然错误地筛选掉了少部分火点区域,但同时剔除了绝大部分的误检点,综合来看使得最终的检测精度得到了明显的提升.图 D 和图 E 则分别为基于 DNFI 的异常值提取算法结果图和基于马氏距离的多元截尾法结果图.其中图 D 的火点提取结果相对优秀,在保证漏检火点较少的情况下还能排除大部分误检点的干扰;而 E 图中则存在大量的误检区域,提取精度偏低。

表 4 精度对照表

Table 4 Accuracy chart of several methods

| | 检测方法 | 准确率 | 漏检率 | F |
|------|-------|-------|-------|-------|
| 沈阳地区 | 本文算法 | 0.791 | 0.055 | 0.862 |
| | 多元截尾法 | 0.417 | 0.002 | 0.589 |
| | 异常值法 | 0.324 | 0.035 | 0.485 |
| 俄勒冈州 | 本文算法 | 0.975 | 0.138 | 0.915 |
| | 多元截尾法 | 0.649 | 0.002 | 0.787 |
| | 异常值法 | 0.665 | 0.479 | 0.584 |

算法对两组实验图像的火点检测的精度(0.862,0.915)都明显高于多元截尾法(0.589,0.787)和异常值法(0.485,0.584);而多源截尾法虽然准确率相对较低,但其可以保持极低的漏检率(0.002,0.002);异常值法则由于实验图像的地物种类不同,导致其检测结果产生了很大的波动,这也说明了该方法在火点检测中的不稳定性.综上所述,本文提出的火点检测算法精度明显优于其他两种方法,漏检率维持在10%左右,并且准确率达到90%.

4 结论

利用遥感技术手段进行火点识别已经成功地应用于应急监测中,但目前广泛使用的火点产品由于影像空间分辨率低,对大多数现实存在的小规模火情现象无能为力.算法能够利用如 Landsat-8 这类具有近红外及短波红外波段的卫星数据,相对于 MODIS 等卫星的火点产品,增加了对小火点的检测能力;并且该算法通过燃烧区域在 NBRS 灰度直方图中的分布情况,提出了一种自适应地提取火点阈值的方法,相比于以往的固定阈值法更符合实际情况,最后根据火点在波段发射辐射能量和波段发射辐射能量的大小关系,创新性地提出了利用作为必要条件来剔除误检点的方法,使得算法能够有效排除云层及建筑物的干扰,在漏检率很低的情况下还能达到90%左右的准确率;本文所提出的方法是完全自动化的,无需任何人工参与,能够快速批量地生产火点产品,满足用户的实际生产需求.

由于 Landsat-8 卫星的重访周期较低,使得单一数据源的火点产品的使用价值大大减小.如果能将更多包含短波红外的中等分辨率遥感数据综合应用,就能够有效地减小火点产品生成的时间周期,从而弥补了单一影像在火点检测算法中时间分辨率较低的缺陷.因此,如何综合利用多源遥感数据进行火点提取,便成了接下来的研究目标.

References

- [1] Hua H B, Fu C L, Hua T J, *et al.* A contextual fire detection algorithm based on observation geometry for HJ-1B-IRS [J]. *Journal of Infrared & Millimeter Waves*, 2011, **30**(2):104-108.
- [2] Boschetti L, Roy D P, Justice C O, *et al.* MODIS - Landsat fusion for large area 30 m burned area mapping [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, **161**:27-42.
- [3] Mouillot F, Schultz M G, Yue C, *et al.* Ten years of global burned area products from spaceborne remote sensing—A review: Analysis of user needs and recommendations for future developments [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, **26**:64-79.
- [4] Kaufman Y J, Justice C O, Flynn L P, *et al.* Potential global fire monitoring from EOS-MODIS [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* (1984-2012), 1998, **103**(D24):32215-32238.
- [5] Justice C, Giglio L, Korontzi S, *et al.* The MODIS fire products [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **83**(1):244-262.
- [6] Fraser R, Li Z, Cihlar J. Hotspot and NDVI differencing synergy (HANDS): A new technique for burned area mapping over boreal forest [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, **74**(3):362-376.
- [7] Li Y, Vodacek A, *et al.* A hybrid contextual approach to wildland fire detection using multispectral imagery [J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 2005, **43**(9):2115-2126.
- [8] Giglio L, Descloitres J, Justice C O, *et al.* An enhanced contextual fire detection algorithm for MODIS [J]. *Remote sensing of environment*, 2003, **87**(2):273-282.
- [9] Wang W, Qu J J, Hao X, *et al.* An improved algorithm for small and cool fire detection using MODIS data: A preliminary study in the southeastern United States [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, **108**(2):163-170.
- [10] Koltunov A, Ustin S. Early fire detection using non-linear multitemporal prediction of thermal imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, **110**(1):18-28.
- [11] Zhu Y J, Xing L X, Pan J. Method of identifying high-temperature target using shortwave infrared remote sensing data [J]. *Remote Sens. Info*, 2011, **26**(6):33-36.
- [12] Yu Y F, Pan J, Xing L X, *et al.* Identification of high temperature targets in remote sensing imagery based on Mahalanobis distance [J]. *Remote Sens. Info*, 2013, **28**(5):90-94.
- [13] Pan J, Xing L X, *et al.* Image and Signal Processing, Cisp 09, International Congress on, 2009:1-4.
- [14] Barducci A, Guzzi D, Marcoianni P, *et al.* Comparison of fire temperature retrieved from SWIR and TIR hyperspectral data [J]. *Infrared physics & technology*, 2004, **46**(1):1-9.
- [15] Dennison P E, Matheson D S. Comparison of fire temperature and fractional area modeled from SWIR, MIR, and TIR multispectral and SWIR hyperspectral airborne data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, **115**(3):876-886.
- [16] Abuelgasim A, Fraser R. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2002. IGARSS02. 2002 IEEE International, 2002, **3**:1489-1491.
- [17] Garcia M L, Caselles V. Mapping burns and natural reforestation using Thematic Mapper data [J]. *Geocarto International*, 1991, **6**(1):31-37.
- [18] Holden Z, Smith A, Morgan P, *et al.* Evaluation of novel thermally enhanced spectral indices for mapping fire perimeters and comparisons with fire atlas data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, **26**(21):4801-4808.
- [19] Epting J, Verbyla D. Evaluation of remotely sensed indices for assessing burn severity in interior Alaska using Landsat TM and ETM+ [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, **96**(3):328-339.

果较差,实验室测得的塑料比辐射率谱波动剧烈,而且塑料样本中部分样本的观测数据与其他样本差异较大.因此,实验室测量误差也可能导致与反演结果出现较大差异,此外,石头表面成分的不均匀性也是导致比辐射率测量误差的原因之一.

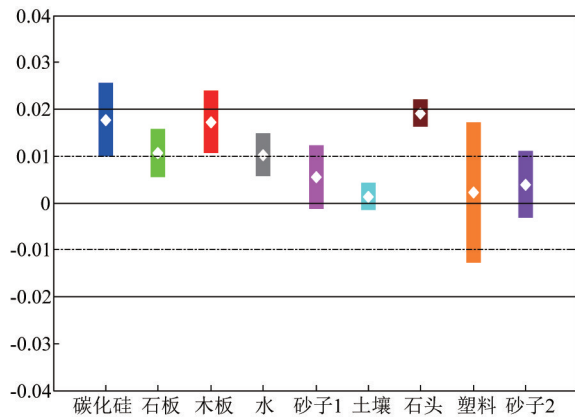


图9 样本比辐射率反演结果.图中每个矩形带中央的白色菱形块表示比辐射率反演误差的均值,矩形带长度的一半表示反演的比辐射率的标准差

Fig.9 Results of the retrieved LSE. The deviation bars are centered on average bias of retrieved emissivity. The half-length of the bar is standard deviation of retrieved emissivity

5 结论

提出了一种基于大气吸收线特征的地表温度与比辐射率分离算法,该算法通过相邻通道的观测数据的组合削弱大气下行辐射影响,通过假设在一定波长范围内地物自身发射辐射和比辐射率不变化,实现了地表温度与比辐射率的分离.模拟结果表明:(1)对于高比辐射率地物,随机噪声对反演结果影响更大.(2)对于低比辐射率地物,大气下行辐射误差对反演结果影响更大.(3)算法能在一定程度上削弱大气下行辐射的误差的影响.(4)该算法对于低比辐射率地物的温度和比辐射率反演精度具有一定提升,具有较广的适用范围.(5)算法应用于地面实测数据时,约77%的温度反演结果小于1 K,比辐

射率误差均值不大于0.01.(6)计算时间相比现有算法大大缩短,可以作为高光谱热红外数据地表温度/比辐射率分离算法的有益补充.

References

- [1] Borel C. C. . Surface emissivity and temperature retrieval for a hyperspectral sensor [C]. Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings, 1998. IGARSS 98. 1998 IEEE International, 1998, 1:546 - 549.
- [2] Borel C. . Error analysis for a temperature and emissivity retrieval algorithm for hyperspectral imaging data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29 (17-18) : 5029 - 5045.
- [3] Wang Xinghong ,OuYang Xiaoying ,Tang Bohui , et al. A New Method for Temperature/Emissivity Separation from Hyperspectral Thermal Infrared Data[C]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International, 2008, 3: III - 286 - III - 289.
- [4] Cheng Jie, Liu QinHuo, Li XiaoWen, et al. Correlation-based temperature and emissivity separation algorithm[J]. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 2008, 51(3) : 357 - 369.
- [5] Ning Wang, Hua Wu, Fran? oise Nerry, et al. Temperature and Emissivity Retrievals From Hyperspectral Thermal Infrared Data Using Linear Spectral Emissivity Constraint [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2011, 49(4) :1291 - 1303.
- [6] Li Zhao-Liang ,Becker F. ,Stoll M. P. , et al. Evaluation of Six Methods for Extracting Relative Emissivity Spectra from Thermal Infrared Images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 69(3) :197 - 214.
- [7] Liang S. . Quantitative remote sensing of land surfaces [M]. Wiley-IEEE, 2004.
- [8] Galve J M, Coll C, Caselles V, et al. An Atmospheric Radiosounding Database for Generating Land Surface Temperature Algorithms [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2008, 46(5) :1547 - 1557.
- [9] Aumann H H, Chahine M T, Gautier C, et al. AIRS/AM-SU/HSB on the Aqua mission: design, science objectives, data products, and processing systems[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2003, 41(2) :253 - 264.
- [10] Kanani K. , Laurent P, Nerry F. , et al. Directional effects consideration to improve out-doors emissivity retrieval in the 3-13 mum domain [J]. *Optics Express*, 2007, 15(19) :12464 - 12482.

(上接 608 页)

- [20] Reuter D C, Richardson C M, Pellerano F A, et al. The thermal infrared sensor (TIRS) on landsat 8: design overview and pre-launch characterization [J]. *Remote Sensing*,

2015, 7(1) :1135 - 1153.

- [21] Savitzky A, Golay M J. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures [J]. *Analytical chemistry*, 1964, 36(8) : 1627 - 1639.