

# 基于线性光谱混合模型的城市 下垫面分类影响因素分析

龚建周<sup>1</sup>, 陈健飞<sup>1</sup>, 刘彦随<sup>2</sup>

(1. 广州大学地理科学学院, 广州 510006; 2. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101)

**摘要:** 基于Hyperion 高光谱与ALOS 全色波段的融合图像, 运用线性波谱分离模型, 对影响城市下垫面分类的因子进行定量分析。结果显示: 随着空间分辨率的递增, 融合图像光谱保真性呈下降之势, 并呈现出阈值现象, 但所有相关系数值都大于0.90, 表明以融合图像进行线性波谱分离提取城市下垫面具有可靠性; 下垫面分类总精度则整体明显下降, Kappa 系数值也几乎单调减少。大气校正后下垫面分类的总精度和Kappa 系数都明显高于大气校正前; 当丰度分割值由10%增至60%时, 生成的下垫面分类图像的精度单调降低, 表明应慎用50%阈值分割法。

**关键词:** 线性光谱混合模型; 城市下垫面; 定量研究; 高光谱融合图像

**DOI:** 10.3724/SP.J.1047.2013.00574

## 1 引言

目前, 混合像元分解的地物分类识别方法被广泛运用<sup>[1-3]</sup>, 如线性波段预测、线性光谱分离(Linear Spectral Unmixing)、匹配滤波等<sup>[4]</sup>, 其中以模型最简单、物理意义最清楚的线性光谱分离模型的应用最为普遍。

宁佳等研究认为, 遥感数据来源、分类系统, 分类方法, 以及不同的参数等都会影响到遥感数据应用的精度<sup>[5-6]</sup>。而应用高光谱影像的融合图像和线性光谱分离的方法提取城市地表类型影响因素的研究不多。本文以Hyperion 高光谱与ALOS 全色波段的融合图像为例, 采用线性光谱混合模型, 对图像融合效果、大气校正、空间分辨率以及丰度阈值等对城市下垫面提取的影响进行定量分析。

像(D1113135), 空间分辨率为2.5m。两影像都覆盖广州市大学城区域。Hyperion 影像经过波段选取、辐射校正以及两种数据同时经过几何校正, 剪裁出广州市大学城的影像, 为融合处理的数据。即包括广州大学及广东省科学厅在内(如图1(a)黄色边界线)的影像, 为研究线性光谱混合分解影响因子的数据。详细的Hyperion 波段选取和辐射校正见文献[7]。本文以同区域2009年TM影像为基准, 对高光谱影像进行几何精校正, 均方根误差(RMS)控制在1m以内; 再基于高光谱影像, 对ALOS 全色波段进行图对图的几何精校正, 总残差0.082, 单点的最大残差为0.133, 最小为0.016。

影像预处理及信息提取在ENVI 4.7中完成, 全约束条件的线性混合像元分解需在IDL下编程实现。

## 2 数据源与分析处理方法

### 2.1 数据源分析

研究数据主要是: 2008年3月25日的E0-1 Hyperion 影像数据(E01H1220442008065110KA), 空间分辨率为30m; 2008年11月29日ALOS 全色影

### 2.2 线性光谱混合模型及分解方法

#### (1) 线性光谱混合模型

线性光谱混合模型(Linear Spectral Mixing Model, LSMM), 其混合像元的光谱值是各地物组分的光谱值与其占该像元光谱面积比例的线性组合; 当这种组合应满足于光谱面积比例为非负和小

收稿日期: 2011-10-07; 修回日期: 2013-03-01.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目和面上项目(41130748、41171070); 教育部人文社会科学研究项目(10YJCZH031); 住房和城乡建设部科技计划项目(2011-R2-38); 广州市科技和信息化局国际科技交流与合作专项项目(2012J5100044)。

作者简介: 龚建周(1970-), 女, 博士, 副教授, 从事土地资源配、环境生态与生态环境管理研究、3S应用。E-mail: gongjzh66@126.com

于1, 以及所有端元光谱面积比例之和等于1时, 线性光谱混合像元模型表示为<sup>[8-9]</sup>:

$$R_i = \sum_{k=1}^p f_k R_{ik} + ER_i \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^n f_i = 1 \quad (2)$$

$$0 \leq f_i \leq 1 \quad (3)$$

式中,  $i=1, 2, \dots, n$  (图像波段数, 本研究中  $n=158$ <sup>[7]</sup>);  $k=1, 2, \dots, p$  (地物端元数或组分数, 本研究中  $p=7$ );  $R_i$ , 一个像元的第  $i$  波段的光谱反射值;  $R_{ik}$ , 第  $k$  个地物组分在第  $i$  波段的光谱反射值;  $f_k$ , 在一个像元内, 第  $k$  组分光谱反射值所占的比例;  $ER_i$ , 当线性

模型分解后, 一个像元第  $i$  波段的光谱反射值的残差(误差项)。

线性混合像元分解就是求  $f_k$  的过程, 应用最小二乘法原理, 在 IDL 下编程求解得到各种地物在各个像元的光谱面积比例的图像(丰度图像)。利用图像分割工具, 分割丰度图像生成地物类型图。一般情况下, 将同一个混合像元中视域面积最大且超过 50% 的端元, 作为该像元地表物质的类型<sup>[10]</sup>。除特殊说明外, 本研究均采用 50% 为丰度阈值。

### (2) 下垫面分类体系的建立

根据有关城市下垫面的分类<sup>[11]</sup>、地物可分性原则、研究区的特点, 以及本项目前期研究基础<sup>[7]</sup>, 制定了研究区域下垫面分类体系(表1)。

表1 城市下垫面分类体系及影像特征

Tab.1 Urban underlying surface classes and their characteristics on images

城市下垫面类型			影像特征	丰度阈值(%)
人工地面	水泥混凝土	建筑物屋顶		20
	铺路混凝土	用于道路、广场表面		20
	高反射率表面	一些新建的特色建筑屋顶, 其材质如玻璃、金属等		20
	低反射率表面	反射率较低但高于水体, 如阴影等		20
自然地面	林地	具有植被的典型双峰反射率特征		50
	草地	同林地, 且草地反射率高于林地		40
	水体	反射率最低, 并随波长由小到大增加, 反射率逐渐降低		50

### (3) “纯净”端元选取

高空间分辨率影像包含更多数量的纯净端元, 有利于手动选取端元<sup>[12]</sup>。本研究以融合生成的 2.5m 分辨率图像, 选取纯净端元, 作为后续各分离方法共享的端元。首先, 从图像上手动选择端元, 利用光谱角匹配(SAM)法对图像进行分类, 提取每种地物类型与参考光谱夹角最小的前 10 个端元。然后, 用高光谱影像目视验证端元选取正确与否, 并将人工地面类型与 ENVI 自带的 Hopkins 大学标准光谱库进行光谱角匹配、自然地面类型与 USGS 波谱库进行光谱角匹配; 修改或重新选取端元、再验证与匹配等反复端元选取的过程, 直至选取到较纯净的端元、确定地物类型。最后, 取 10 个端元的光谱均值, 作为各纯净端元的光谱值。

以选取的前 10 个端元为初始感兴趣区, 在 2.5m 融合图像上, 用增长感兴趣区的方式, 即: 运用 Region Growing 模块和默认的参数与设置(标准差和增长模式), 生成分类效果检验的真值(ROI 文件)。然后计算分类结果和真值的混淆矩阵<sup>[4]</sup>, 获得

分类精度及 Kappa 系数值, 作为结果验证的标准。整体上讲, 总精度值越大, 图像分类精度越高。Kappa 系数是在用户精度和制图精度两个参数的基础上提出的一个指标, 用来评价分类图像的精度问题。当两幅图一致性高时, Kappa 系数大。通常认为, Kappa 系数大于 0.8, 几乎完全一致; 系数在 0.61-0.8 时, 有好的一致性; 0.41-0.6 时, 具有中等一致性<sup>[13]</sup>。

## 3 基于 LSMM 模型的城市下垫面分类影响因素分析

### 3.1 城市下垫面融合图像的 LSMM 模型分类

在大学城范围, 将用 Hyperion 影像与 ALOS 全色波段的融合, 探讨融合图像光谱保真性。同时分大气校正前后、不同空间分辨率及丰度阈值等层次, 计算 LSMM 分类精度、Kappa 系数, 进行对比分析。

(1) 图像融合及不同空间分辨率融合图像

## LSMM分类

运用软件的 Gram-Schmidt Spectral Sharpening 模块, 自动完成 Hyperion 和 ALOS 的融合。用重采样方法生成一系列不同空间分辨率的图像, 运用 Compute Statistics 模块, 计算不同空间分辨率融合图像与相应的高光谱影像各波段之间的相关系数, 再计算图像之间的平均相关系数值, 对比分析光谱保真性。

空间分辨率分别为: 2.5、5、7.5、10、12.5、15、17.5、20、22.5、25、27.5、30m, 并将不同空间分辨率对应的图像分别编序为 1-12。对这些融合图像, 分别进行全约束线性混合像元分解及其效果的对比分析。

### (2) 大气校正前后的融合图像 LSMM 分类

一是未经大气校正的图像与 ALOS 全色波段进行图像融合; 二是由大气校正后的图像与 ALOS 全色波段进行融合, 再分别进行 LSMM 分解。其需利用 ENVI 软件内嵌的 FLAASH 模块进行图像的大气校正<sup>[7,9]</sup>。

### (3) 不同丰度阈值下 LSMM 分类

LSMM 分解得到丰度图像后, 一般以丰度最大且 50% 为阈值, 分割生成地物类型图<sup>[7]</sup>。据混合像元的原理, 当某像元内包含类型较多并且各面积比例均衡的地物光谱时, 50% 阈值可能会导致未分类像元的误差。文献[14]指出, 需要结合先验知识、丰度图直方图上特征峰的形状和位置, 同时对照图像等方法进行阈值的确定。

以 2.5m 融合图像的 LSMM 丰度图, 分设 10%、20%、30%、40%、50%、60% 的分割阈值进行实验: 一是观察不同地物类型丰度图的图像特征, 反复用不同的阈值分割丰度图, 观察分割效果并将其与实地检验样本和区域土地利用图进行核对; 二是参考丰度图对应的直方图, 观察图像峰值对应的丰度大小或者位置特征; 最后, 结合以上 2 个方面, 确定不同类型下垫面分割地表类型丰度阈值(见表 1 最后一列数据), 由此生成城市下垫面类型图。

## 3.2 LSMM 模型分类结果与分析

### 3.2.1 融合图像光谱保真性

#### (1) 融合图像可视化效果比较

图 1 为高光谱影像及融合图像(51/30/20 RGB)。可以看出, 地物细节表达力增强、边缘清晰度增加, 图像视觉效果大大改善。但是, 融合图像颜

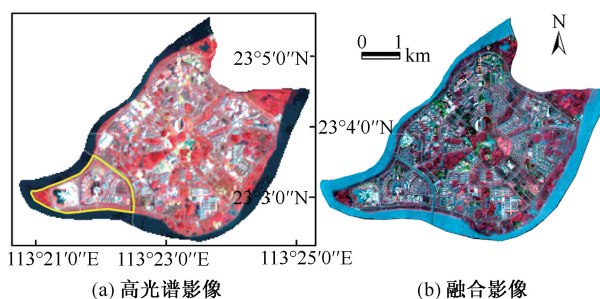


图 1 研究区 Hyperion 高光谱影像及融合图像(51/30/20RGB)

Fig.1 Hyperion image (a) and merged image (b) by 51/30/20 RGB in the study area

色变化较大, 色泽偏暗, 尤其是水体颜色偏蓝色。

### (2) 不同空间分辨率融合图像的光谱保真性

将不同空间分辨率融合图像与相应的高光谱影像各波段图像的平均相关系数绘制成曲线图 2。可以看出, 各波段图像之间呈显著相关的关系, 表现为平均相关系数值大于 0.90; 并以 30m 空间分辨率图像的相关关系最强(曲线末端, 即序号 12)。除此之外, 图像空间分辨率值由小变大, 相关关系总体呈减弱的态势。

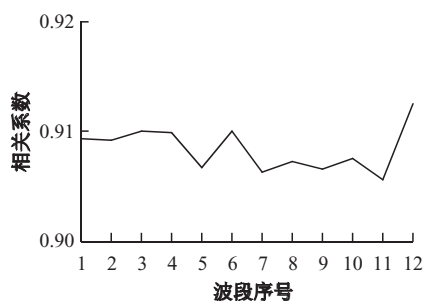


图 2 融合与高光谱图像各波段的相关系数曲线

Fig.2 Correlative coefficient curve of spectrum between each merged image and raw image

注: 序号 1-12 分别为 2.5、5、...、30m

详细的图像波段之间的相关关系如图 3。不论图像空间分辨率高低与否, 随着图像的波段序号由小增大, 融合图像与原始图像各波段之间的相关关系呈减弱之势, 表现为相关系数曲线几乎持续下降, 直至最后一个波段时, 相关系数值最小。按其下滑趋势, 曲线分成快速下降和缓慢下降两段。尽管如此, 序列号为 124 的波段(图 3: 以三角标注处), 其相关系数曲线有一个较大幅度的下凹, 对应



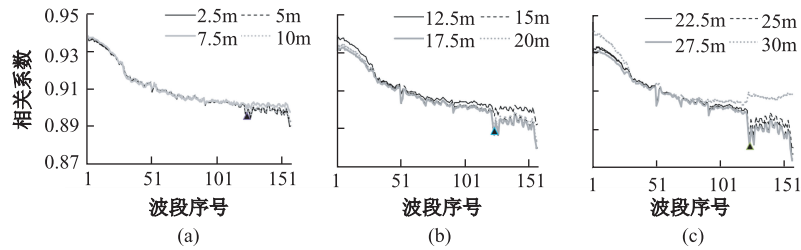


图3 融合图像与原始图像各波段图像之间的相关系数曲线

Fig.3 Correlative coefficient curves of spectrum between both bands from merged image and raw image

于高光谱的第184波段,属于长波近红外光谱(1100~2526nm)区域。

综上所述,无论从图像整体,还是从波段之间光谱保真性来看,2.5m空间分辨率融合图像与高光谱图像之间都具有最佳的光谱保真性。故用此图像进行线性混合像元分解影响因素不确定性的研究是可靠的。

### 3.2.2 大气校正及城市下垫面分类效果

正如文献资料报道<sup>[7,15]</sup>,大气对电磁辐射的吸收和散射作用,叠加在地物的反射信号上,致使遥感图像清晰度和对比度下降,影响了遥感图像应用的质量。大气校正前后融合图像LSMM的下垫面分类结果如图4所示。可以看出,大气校正对LSMM下垫面分类有明显的影。未经大气校正的图像的下垫面分类图破碎,建筑层顶面积偏少,与实际情况偏差较大。

分类的总精度和Kappa系数如表2。其中,系数50、Def分别表示丰度图分割阈值50%和自定义阈值(如表1最后一列)。大气校正后的融合图像下垫面分类的总精度和Kappa都明显偏大。取阈值50%,总精度分别为80.64和67.24,Kappa系数为

0.702和0.546,相对于真值ROI而言,分类结果分别属于好的、中等的一致性等级。取自定义分割阈值时,分类结果总精度则为81.49和67.89,分类效果有所改善,Kappa表征的图像一致性也提高,其值为0.714和0.553。

表2 大气校正前后图像LSMM分类精度

Tab.2 Overall image classification accuracy by LSMM before and after atmospheric correction

	大气校正前		大气校正后	
	50	Def	50	Def
总精度(%)	67.24	67.89	80.64	81.49
Kappa系数	0.546	0.553	0.702	0.714

### 3.2.3 不同空间分辨率及城市下垫面分类效果

不同空间分辨率融合图像LSMM分类效果如表3所示。随图像空间分辨率由高到低变化(图像分辨率值由小到大),线性混合像元分解的下垫面分类总精度呈明显的下降趋势,Kappa系数值也几乎单调减少,只有空间分辨率10m和17.5m的图像下垫面分类精度值小幅度波动。而在空间分辨率

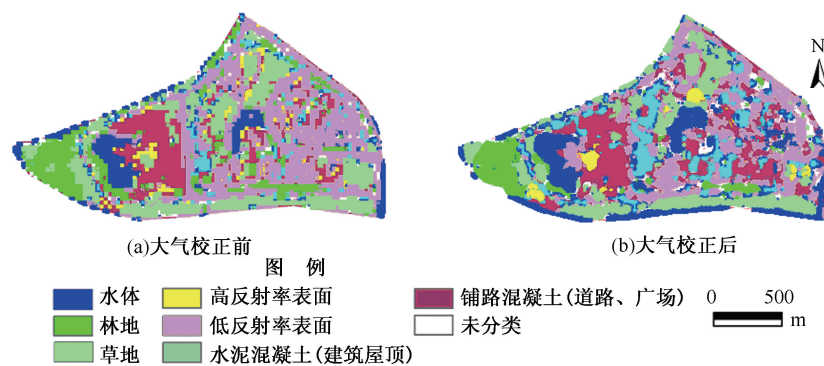


图4 LSMM分解的下垫面分类图

Fig.4 Underlying surface identification of the study area by LSMM

表3 不同空间分辨率图像线性混合像元分解的下垫面分类精度

Tab.3 Overall classification accuracy for images with different spatial resolutions

	空间分辨率(m)											
	2.5	5	7.5	10	12.5	15	17.5	20	22.5	25	27.5	30
总精度(%)	80.64	80.53	79.60	79.81	77.71	76.36	76.61	75.61	72.87	71.32	71.00	70.86
Kappa系数	0.702	0.701	0.689	0.692	0.666	0.649	0.652	0.640	0.608	0.591	0.586	0.585

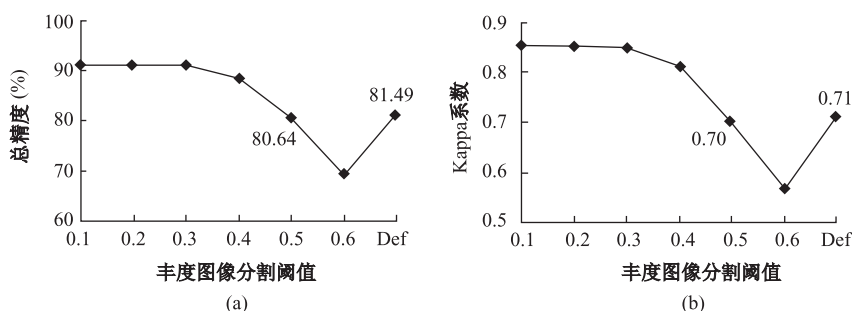


图5 不同丰度阈值下的下垫面分类精度

Fig.5 Overall classification accuracy (a) and Kappa coefficient (b) for different thresholds

注: Def表示自定义阈值(见表1最后一列数据)

20m和22.5m时,图像LSMM类型图的Kappa系数出现界值,由一致性好的等级降为中。

### 3.2.4 丰度阈值及城市下垫面分类效果

将下垫面分类结果图的总精度及Kappa系数绘制成曲线(图5)。可以看出,当分割丰度图像生成类型图时,不同的阈值将对分类总体精度和Kappa系数产生明显的影响。随丰度分割阈值由10%至60%增大,分类总体精度和Kappa系数都呈减少之势。

## 4 结论与讨论

本文以Hyperion高光谱与ALOS全色波段的融合图像为例,通过计算融合图像在城市下垫面分类的总精度和Kappa系数,分析了影响线性光谱混合分解效果的主要因子,包括大气校正、空间分辨率、图像分割的阈值等。主要结论:

(1)随着空间分辨率由高变低,融合图像光谱保真性呈现以下特点:①从整幅图像来看,光谱保真性呈下降之势。但是,由于混合像元现象的存在,重采样生成不同空间分辨率图像后,以上光谱保真性的特点呈现出阈值现象,如当空间分辨率达到30m(图2曲线末端),相关系数值突然明显地增大,说明光谱保真性的特点呈现出阈值现象,是进

行图像处理中值得注意的问题。尽管如此,所有相关系数值都大于0.90,表明以重采样生成的图像进行线性混合像元分解影响因素进一步研究仍然具有可靠性;②从图像的各波段来看,随图像的波段号由小变大,相关关系减弱,并且在长波近红外光谱区域存在跳跃点,表明融合图像与原始图像的相关关系因波段而异,即光谱保真性在波段之间存在区别。

(2)大气校正、图像空间分辨率,以及分割阈值等都是影响线性光谱混合分解的重要因子。以大气校正后的图像进行城市下垫面分类,总精度和Kappa系数都明显大于大气校正前。图像空间分辨率由高到低,线性光谱混合分解的分类精度几乎单调减小,表明提高图像空间分辨率将有利于高光谱影像分类识别;实际应用中,当数据源精度受限时,提高图像空间分辨率的融合技术值得考虑。对线性光谱混合分解生成的丰度图像进行分割时,不同的阈值对分类结果影响较大,当阈值由10%增至60%时,分类图的精度单调降低。原因是在没有绝对占优势的地物光谱时,各地物光谱在某像元内的面积比可能趋于均衡。为此,要慎用普遍采用的50%阈值分割法,地物的丰度分割值需视具体情况而定,甚至应以不同的地物设定不同的值,否则,很可能导致大量未分类图斑的出现,降低分类精度。

综上所述,以线性光谱混合模型进行城市下垫面类型的提取时,尽量提高图像的空间分辨率,或者选择适当的丰度图像分割阈值,可得到较高精度的分类图像。当实际的遥感图像空间分辨率受限时,可采取多源遥感图像融合技术,进一步提高图像的空间分辨率,以提高精度。本文将高光谱与高空间分辨率遥感影像作为数据源,对其融合图像的线性光谱混合模型分解的影响分析,将是其应用于地物类型高精度提取中值得进一步深入探讨的问题。

#### 参考文献:

- [1] Lu D S, Moran E, Batistella M. Linear mixture model applied to Amazonian vegetation classification [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003,87(4):456-469.
- [2] 杨国鹏,余旭初,刘伟,等.面向高光谱遥感影像的分类方法研究[J].*测绘通报*,2007(10):17-20.
- [3] 李素,李文正,周建军,等.遥感影像混合像元分解中的端元选择方法综述[J].*地理与地理信息科学*,2007,23(5):35-38, 42.
- [4] 李小娟,刘晓萌,胡德勇,等.ENVIS遥感影像处理教程(升级版)[M].北京:中国环境科学出版社,2008.
- [5] 宁佳,张树文,蔡红艳,等.MOMIS和GLOBOCOVER全球土地覆盖数据集对比分析——以黑龙江流域为例[J].*地球信息科学学报*,2012,14(2):240-249.
- [6] Van der Meer F D, Jia X P. Collinearity and orthogonality of end members in linear spectral unmixing[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011(18):491-503.
- [7] 龚建周,陈健飞,刘彦随.高光谱影像地物识别不同方法的效果比较[J].*广州大学学报(自然科学版)*,2011,10(5): 69-75.
- [8] 赵锐.混合像元线性分解的精度估算[J].*测绘与空间地理信息*,2010,33(6):187-190.
- [9] 罗红霞,龚健雅. UFCLS线性光谱混合分析法在遥感图像分类识别中的效果分析[J].*武汉大学学报·信息科学版*,2004,29(7):615-618.
- [10] 陈健飞,林征,陈颖彪.基于高光谱线性混合光谱分解识别人工地物[J].*应用基础与工程科学学报*,2009,17(2): 206-218.
- [11] 王帅杰,朱坦,冯银厂,等.改变城市下垫面类型及控制道路扬尘环境效益评估方法[J].*安全与环境学报*,2004,4(5): 52-55.
- [12] 胡潭高,张锦水,贾斌,等.不同分辨率遥感图像混合像元线性分解方法研究[J].*地理与地理信息科学*,2008,24(3): 20-23,40.
- [13] 于萍,黄冬雁,Revis Joana, 等.不同嗓音样本对嗓音听感知评估的影响[J].*听力学及言语疾病杂志*, 2004,12(3): 164-167,170.
- [14] 赵英时.美国中西部沙山地区环境变化的遥感研究[J].*地理研究*,2001,20(2):210-219.
- [15] 张秋爽,祝民强,刘碧洪. Hyperion高光谱遥感数据大气校正方法[J].*计算机测量与控制*,2010,18(1):220-221.

## Quantitative Study on Factors for Urban Underlying Surface Classification Using Linear Spectral Mixing Model

GONG Jianzhou<sup>1\*</sup>, CHEN Jianfei<sup>1</sup> and LIU Yansui<sup>2</sup>

(1. School of Geographical Sciences, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China;

2. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China)

**Abstract:** Based on fusion images of Hyperion and ALOS, using linear spectral mixing model, quantitative analysis on fusion effect and its factors was explored, which included atmospheric correction via FLAASH in ENVI, spatial resolution of image, threshold value for classification of rule images. The results showed that much information would be lost with spatial resolutions becoming coarser, as well as a threshold value existed. Still, correlation coefficients between raw images and coarser resolution images were all larger than 0.90 which indicated images kept their raw spectrum and could be used to identify surface of land. Meanwhile, total accuracy and Kappa coefficient presented downward trend. Total accuracy and Kappa values for classification corrected by FLAASH were larger than that for uncorrected images, while classification map was turned into pieces which were not in accord with the actual condition. Segment threshold of fraction was one of key factors when fraction

images were separated into patches to create classification images. While threshold value was from 10% to 60%, total accuracy of classification maps displayed the opposite trend to decrease. The spectrum in a pixel within the area ratio may tend to be balanced, and there was not absolutely dominant spectrum in the pixels. This revealed the value of 50%, commonly adopted, should be used on condition. And Here the different thresholds should be given for different objects.

**Key words:** linear spectral mixing model; urban underlying surface; quantitative study; fusion image from high spectrum images

**\*Corresponding author:** GONG Jianzhou, E-mail: gongjzh66@126.com