

# 福州城区不透水面的光谱混合分析与识别制图

周存林 徐涵秋

(福州大学环境与资源学院, 福州 350002)

**摘要** 作为 Ridd V-I-S 模型中的一个重要组成部分,城市不透水面在监测城市扩展和解释人类活动对生态环境的影响起着非常重要的作用。利用图像处理技术,可以迅速地从小卫星遥感图像中提取城市不透水面信息。本文以福州城区为例,利用最小噪声分量变换法研究 Landsat ETM+ 影像中城市不透水面信息的提取。通过选取最小噪声分量变换后的前3个分量和线性光谱混合模型,测算得到了高反照率、低反照率、植被及土壤4个模拟城市不同土地覆盖类型的终端地类分量。通过综合低反照率和高反照率两个终端地类,最后得到了不透水面分量。结果表明,城市不透水面的增加对城市生态环境有负面影响。

**关键词** 不透水面 光谱混合分析 最小噪声分量变换 遥感

**中图分类号**: TP79 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)05-0875-07

## A Spectral Mixture Analysis and Mapping of Impervious Surfaces in Built-up Land of Fuzhou City

ZHOU Cun-lin, XU Han-qiu

(College of Environment and Resources, Fuzhou University, Fuzhou 350002)

**Abstract** As a major component of the Ridd's vegetation-impervious surface-soil (V-I-S) model, urban impervious surface is important in monitoring urban expansion and understanding impacts from human activities on the environment. By means of image processing technique, the impervious surface information can be extracted from remote sensing imagery. In this paper, a minimum noise fraction (MNF) transformation has been applied to a Landsat 7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) sub-scene of Fuzhou city, southeast China. The first three components produced from the MNF transformation were selected. Through a linear spectral mixture model, four endmembers, i. e., low albedo, high albedo, vegetation, and soil were identified to represent the heterogeneous urban land cover types by combining low and high albedo components. Finally the impervious surface fraction was estimated. The result indicates that the increase in urban impervious surface has a negative impact on the urban ecosystem.

**Keywords** impervious surface, spectral mixture analysis, minimum noise fraction transform, remote sensing

### 1 引言

城市中不透水面积比例是城市生态系统是否健康的重要指标之一。然而伴随着城市化进程的加快,城市中以植被为主的自然景观逐步被建筑物所取代,导致城市中的不透水面逐渐增加而植被的面

积不断减少,使得城市生态环境和人居环境的质量日益下降,这已引起了全球的广泛关注。

1995年,Ridd在仔细分析了城市生态系统后,提出了植被-不透水面-土壤模型(vegetable-impervious-soil model, V-I-S)并用其解释城市生态环境的组成<sup>[1]</sup>。不透水面是一种天然的或者人造的能阻止水渗透到地表以下的物质<sup>[2]</sup>。从遥感角

基金项目:国家自然科学基金项目(40371107)

收稿日期:2006-04-28;改回日期:2006-07-03

第一作者简介:周存林(1980~),男。2007年于福州大学获地图学与地理信息系统专业硕士学位。主要从事城市环境遥感方面的研究。E-mail: zhoucunlin1980@126.com

度来理解,通常指的是相对于植被和土壤渗透率较小的建筑区域(如屋顶、水泥道路等)。近年来,很多学者基于 Ridd 的 V-I-S 模型开展了许多关于城市不透水面的遥感研究和探索。Ji 和 Jeason 利用亚像元分析法和分层分类法测算了不透水面,但是他们获得的精度并不高<sup>[3]</sup>;Ward 等人将 V-I-S 模型成功地应用在澳大利亚城市环境的研究中,他们采用改进的分类法对植被和土壤进行制图,取得了较好的精度,但是缺乏不透水面研究结果的报道<sup>[4]</sup>;Wu 和 Murry 利用光谱混合分析法对 Landsat7 ETM + 影像进行了解析,提取出了美国 Franklin 地区的不透水面,RMS 误差为 10.6%,结果表明利用遥感影像提取不透水面能满足精度要求<sup>[5]</sup>;Matthias 等人研究了归一化植被指数(NDVI)和线性光谱分解后的植被分量与不透水面的关系,结果显示二者与不透水面的相关系数均在 0.8 以上,呈较强的线性正相关<sup>[6]</sup>;Xian 和 Crane 利用回归模型测算了佛罗里达州 Tampa Bay 地区的不透水面,并据此研究模拟了城市的生长<sup>[7]</sup>。总的看来,目前不透水面的遥感研究多集中在国外,并已得到越来越多的关注,而国内的正式研究报道几乎没有见及。因此,在我国开展类似的研究有着重要的意义。

福州市是福建省省会,位于福建省东部沿海地区,台湾海峡西岸,闽江横贯市区东流入海。2000 年福州市区建成区范围为 100km<sup>2</sup>,根据福州市总体规划,到 2010 年市区范围将达到 161.3km<sup>2</sup>。但到了 2003 年福州市区的建成区面积已经达到了 160.2km<sup>2</sup><sup>[8]</sup>。该市快速的经济已使城区面积急剧扩展,土地利用的变化已造成城市生态环境的巨大变化。所以本文选择了福州市作为本次研究的对象。

## 2 影像的预处理

本次选取的研究区为福州市的主城区。采用了 2000 年 5 月 4 号的 Landsat 7 ETM + 遥感影像为数据源。主要以 Ridd 的 V-I-S 模型为理论基础,在分析了国外的研究方法后,选择了光谱混合分析法,来对福州市的 2000 年 ETM + 影像进行不透水面的提取研究。

遥感数据本质上是卫星传感器接收到的地物反射或发射的电磁波谱,在进行光谱混合分析前,必须对遥感数据进行反射率定标,即将影像的亮度值转

换成传感器处的反射率(at-sensor reflectance)以消除多光谱影像中的日照条件差异,从而做到辐射校正<sup>[9]</sup>。本次辐射校正先将亮度值转换为传感器处的光谱辐射值,然后再将其进一步转换为传感器处的反射率。

### 2.1 亮度值转换为辐射值

根据 NASA《Landsat 7 科学数据用户手册》<sup>[10]</sup>,采用下式将 ETM + 影像的亮度值转换成第  $\lambda$  传感器处的辐射值:

$$L_{\lambda} = gain_{\lambda} \cdot Q_{\lambda} + bias_{\lambda} \quad (1)$$

式中, $\lambda$  为波段值; $L_{\lambda}$  为像元在第  $\lambda$  传感器处的光谱辐射值; $Q_{\lambda}$  为以 DN 表示的经过量化标定的像元值; $gain_{\lambda}$  为传感器的增益值, $bias_{\lambda}$  为偏置值。 $gain_{\lambda}$  和  $bias_{\lambda}$  可以从影像的头文件中获得。

### 2.2 光谱辐射值转换为反射率

对于相对“干净”(无云)的影像,求出的传感器处光谱辐射值可进一步通过下式来转换为传感器处反射率(或称大气顶部反射率)。

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda} \cdot d^2}{ESUN_{\lambda} \cdot \cos(\theta_{\lambda})} \quad (2)$$

其中, $\rho_{\lambda}$  为像元在传感器处的反射率; $ESUN_{\lambda}$  为大气顶部的平均太阳辐照度; $\theta_{\lambda}$  为太阳天顶角; $d$  为从航海手册中获得的日一地天文单位距离。 $ESUN_{\lambda}$  和  $d$  可从用户手册中获得,而  $\theta_{\lambda}$  可从影像头文件中获得。

### 2.3 噪音掩膜

研究区中若含有低反射率的水域,或高反射率的云和沙地,会对不透水面信息的提取产生干扰。为了使后续的光谱混合分析更为准确,必须对横穿福州市的闽江,及城市内的其他河流、湖泊等水体进行掩膜剔除,以保证研究区内的像元都是植被、不透水面和土壤这 3 类组合。水体的掩膜主要采用修正归一化水体指数(MNDWI)法<sup>[11]</sup>。

## 3 研究区不透水面的提取及制图

### 3.1 光谱混合分析的基本原理

卫星遥感影像中的一个像元范围内经常覆盖了多种地物,其像元的光谱值实际上是这几种纯净地物光谱值的混和,这种像元被称为混合像元,混合像元内的这些纯净地类被称为终端地类(endmembers)。

光谱混合分析可用于计算不同的终端地类在混合像元里的组成比例,并把混合像元的光谱分解为多种终端地类光谱的组合。光谱混合分析模型按参

量之间的关系可以归结为线性和非线性模型两类。由于非线性光谱混合模型的形式一般都比较复杂,并且其中的很多参数难以精确测量,甚至无法获取,所以在实际应用中,大多数学者是使用线性光谱混合模型来开展研究<sup>[5,6,12,13]</sup>。其模型表达如下:

$$R_b = \sum_{i=1}^N f_i R_{i,b} + e_b \quad (3)$$

式中, $R_b$  是 ETM + 影像的第  $b$  波段反射率; $N$  是终端地类的数目; $f_i$  是终端地类  $i$  的权重,它由终端地类  $i$  占像元的比例来决定; $R_{i,b}$  是终端地类  $i$  在第  $b$  波段的反射率; $e_b$  是残差。另外,上式还必须满足  $\sum_{i=1}^N f_i = 1$  并且  $f_i \geq 0$  这两个条件,且模式的正确性还必须通过检验影像中每个波段的残差( $e_i$ )的均方根来确定,其公式为

$$RMS = \left( \frac{\sum_{i=1}^M e_i^2}{M} \right)^{1/2} \quad (4)$$

式中, $RMS$  代表残差  $e_i$  的均方根; $M$  是影像中的波段数。

利用线性光谱混合模型提取不透水面需要经过以下 5 个步骤:(1) 最小噪声分量变换 (minimum noise fraction transform, MNF)<sup>[14]</sup>;(2) 纯净像元指数 (pixel purity index, PPI) 计算<sup>[14]</sup>;(3) 终端地类收集;(4) 线性光谱模型分解;(5) 精度评价。

表 1 MNF 变换后的各个分量的特征值

Tab. 1 Eigenvalues of each component produced from minimum noise fraction transformation

原始影像	MNF_1	MNF_2	MNF_3	MNF_4	MNF_5	MNF_6	
特征值	775	525	100	50	40	35	25
所占比例 (%)	100	67.74	12.90	6.45	5.16	4.52	3.23

通过对分解后的 6 个分量的目视判别以及分析各分量的特征值后发现,前 3 个 MNF 分量中的特征值共占原始影像中的 87.09%,并且空间纹理分明,而后 3 个分量空间纹理十分模糊,含有大量的噪声。因此,在计算像元纯净指数时可只选取前 3 个分量<sup>[5]</sup>。

### 3.3 终端地类光谱值的提取

由于仅从遥感影像的目视判别去选取终端地类并不科学,受到主观因素制约,也不可能对每个像元进行筛选,无法保证结果的准确可靠性,因此,在终端地类光谱值选取之前,可以通过计算机对像元的纯净指数进行计算,并形成像元的纯度影像,以辅助

### 3.2 MNF 变换

MNF 变换是一种图位空间变换方法。MNF 变换相当于两次重叠的主成分变换,是对多光谱和高光谱遥感影像进行降维的有效方法。它可以比主成分分析法更好地降低图像的维数、隔离噪音、消除波段间的相关性和压缩数据量<sup>[14]</sup>。

以下对 MNF 变换的原理进行说明

$Z_i(x)$  为第  $i$  波段影像空间,  $i=1, \dots, p$ ,  $p$  为参与 MNF 变化的影像维数,即波段数。假设:

$$Z(x) = S(x) + N(x) \quad (5)$$

对于一幅多波段遥感影像,根据  $Z_i(x)$  则有  $Z^T(x) = \{Z_1(x), \dots, Z_p(x)\}$ ;  $S(x)$  和  $N(x)$  分别代表  $Z(x)$  中的信号和噪音成分。因此

$$\text{Cov}\{Z(x)\} = \Sigma = \Sigma_s + \Sigma_N \quad (6)$$

式中,  $\Sigma_s$  和  $\Sigma_N$  分别为信号  $S(x)$  和噪音  $N(x)$  的协方差矩阵。在此基础上定义第  $i$  波段噪音分量为

$$\text{Var}\{N_i(x)\} / \text{Var}\{Z_i(x)\}$$

MNF 变化主要基于上述方法和原理进行,并按照噪音分量的大小进行排序。MNF 变换后,随着 MNF 分量编号的增加,信息量逐渐减少,而噪音逐渐增多。表 1 为 MNF 变换后各个分量的特征值及各占原始影像的比例。图 1 为用 ENVI 4.2 软件对 2000 年福州市 ETM + 遥感影像进行 MNF 变换后,分解的 6 个分量。

终端地类的选取。

纯净像元指数是一种在多光谱和高光谱影像中寻找最纯光谱像元的方法。本次像元纯净指数是基于 MNF 变换后信噪比高的前 3 个分量进行计算的。得到纯净像元指数影像后,再对该影像进行交互式的密度分割,从中提取出高 PPI 值的像元,然后在 ETM + 反射率影像上找出其所对应的位置,并确定这些高 PPI 值的像元所对应的地物,然后结合所得到的经 MNF 变化后的波段组合散点图来确定典型的终端地类。

图 2 为经 MNF 变换后的前 3 个分量的特征空间散点图,它们呈大致的三角形。通过分析三角形

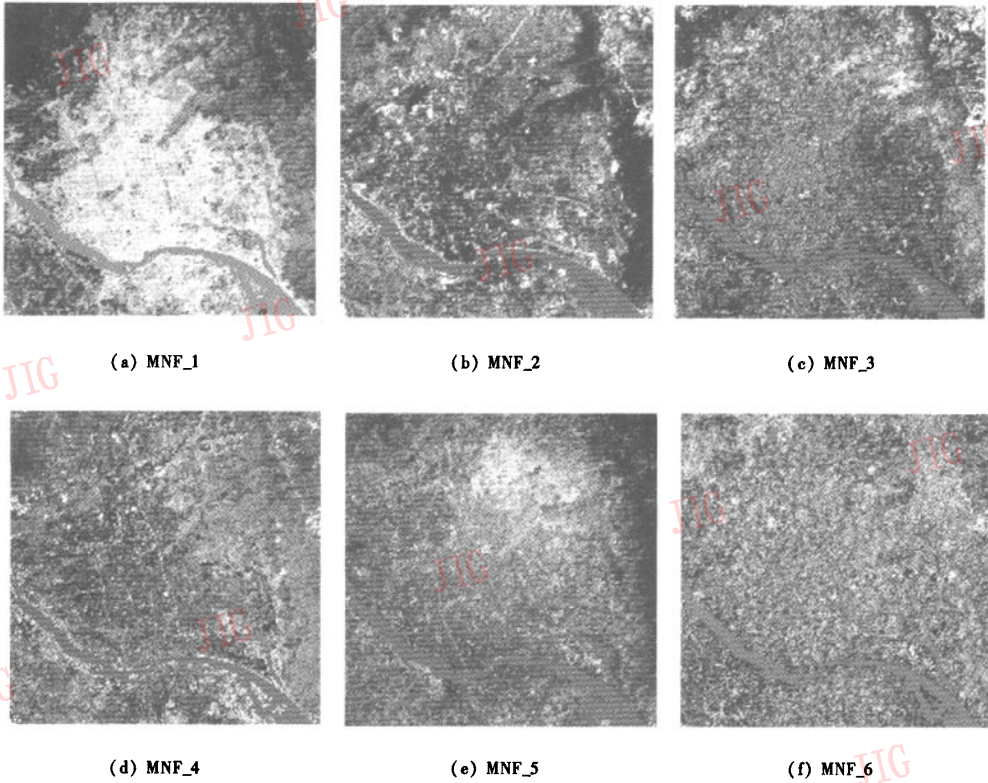


图 1 2000 年影像 MNF 变换分量图

Fig. 1 Component images of Fuzhou sub-scene produced by minimum noise fraction transformation

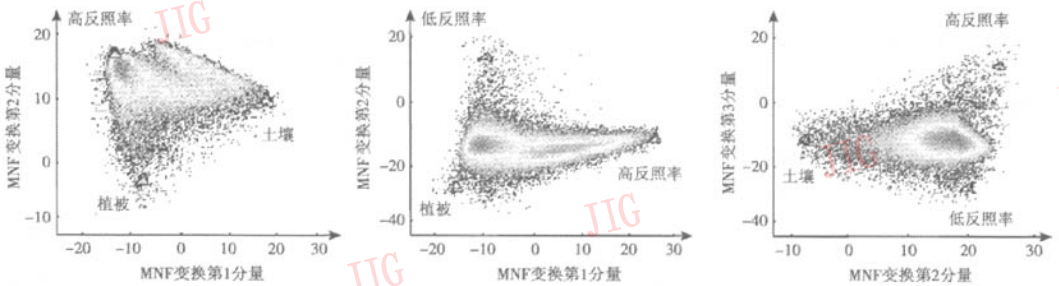


图 2 前 3 个分量形成的空间特征散点图

Fig. 2 Feature space scattergram representing the first three components

端点区域与原始反射率影像对应的像元类别来确定出终端地类的类别,这些端点代表的是高反照率(如水泥、混凝土)、低反照率(如沥青、瓦片)、植被和土壤。终端地类的确定需要满足其在它所对应的地类中具有很高的 PPI 值,并且在散点图中位于三角形的端点区域,这样才能够比较好地保证这些像元在所对应的地类中具有代表性,能与其他的终端

地类较明显地区别开来,以保证分解结果的准确性。终端地类的光谱曲线如图 3 所示。

### 3.4 线性光谱分解

终端地类选定之后,其反射率光谱值保存为光谱库文件,每个像元在线性分解过程中,也将被模拟为这 4 种类型的组合。在对 2000 年 ETM + 研究区反射率影像进行线性分解之后,得到一个包含 5 层

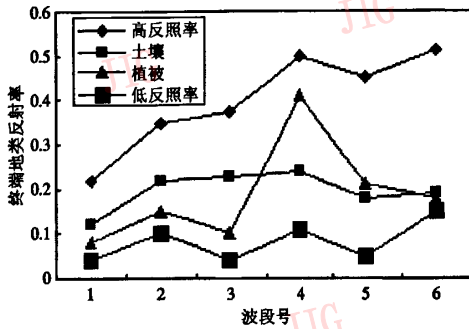


图 3 终端地类光谱图

Fig. 3 Spectral profiles of four endmembers

数据的影像,前 4 层分别为高反照率、低反照率、植被和土壤类型在每个像元中所占面积比例(图 4),第 5 层是分解结果的均方差统计。

图 4 的高反照率分量中,值较高的区域位于福州城区的东部和南部等新开发区以及城区中的水泥道路;而低反照率分量中偏亮的区域主要集中在建城区范围内;而植被分量突出的区域也主要位于福州市东部和西北部的森林,这与实际相吻合;土壤分量值的高低分布并没有规律,这也符合城市裸露土壤的相对随机分布特色。

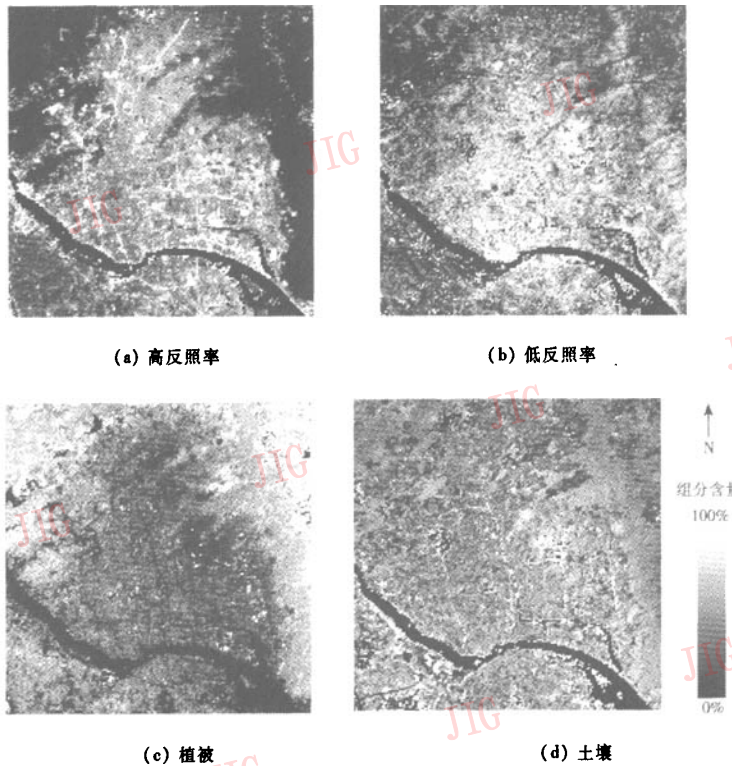


图 4 终端地类影像图

Fig. 4 Fraction image of each endmember

### 3.5 精度评价

线性光谱分解之后,必须对分解精度进行评价,以确定分解结果的准确性。通常,分解误差由两方面造成,一是终端地类的数目选取不当,可能漏掉某些较具代表性的地类;二是终端地类光谱值选取不合适,不具有代表性。根据式(4)获得的分解结果的均方差统计影像能很好地反映分解结果的准确性,能直接用来对分解结果进行评价,分解结果的总

体均方差(RMS)平均值必须小于 0.02<sup>[5]</sup>。在对 2000 年利用线性光谱混合分解之后,得到了 2000 年的均方差统计影像。统计数据表明,2000 年研究区 RMS 最大值为 0.016,最小值为 0,平均值为 0.007,影像分解的 RMS 大大小于 0.02,达到了精度要求,从而从定量的角度说明了本次研究选取的终端地类数目合适,终端地类光谱值准确,分解精度高,分解结果可靠。

### 3.6 研究区不透水面制图

在 V-I-S 模型里,每个像元可以被模拟为植被、土壤和不透水面的组合。但是其中的不透水面性质较为复杂,不可能仅用一种终端地类来表示。Wu 和 Murry 的研究发现,不透水面几乎与高反照率分量和低反照率分量呈线性关联。在线性混合模型中,纯净的不透水面覆盖类型可以被模拟为高反照率和低反照率地物终端的组合,而植被和土壤类型对不透水面分量的贡献较少,因此,不透水面分量可以通过对高反照率分量和低反照率分量进行求和来获得。据此,对 2000 年福州市 ETM+ 影像的高反照率和低反照率分量进行求和,便得到了研究区的不透水面图(图 5),图中的亮度差异清楚地表示了不透水面的比例以及空间分布。

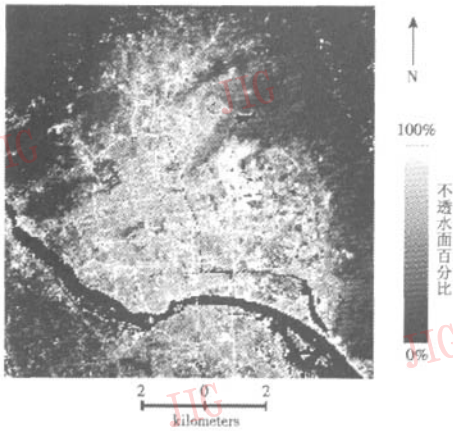


图 5 不透水面分量图

Fig. 5 Fraction image of impervious surface

通过对所得到的不透水面分量图设定阈值,选取不透水面数值(impervious surface area, ISA)  $ISA \geq 0.4$  的区域为不透水面,然后将福州市的不透水面分布图作二值化处理,即分为不透水面与透水面两

类。提取出 2000 年福州市的不透水面,统计后得到研究区的总面积  $204.76\text{km}^2$ ,其中不透水面面积为  $99.85\text{km}^2$ 。

## 4 结论

植被覆盖变化是区域生态系统环境变化的重要指示。原始影像经过线性光谱分解后,其中的植被终端分量可以用来表征植被丰度,因此可以通过研究不透水面与植被终端分量的相关性来研究不透水面与植被之间的关系。采用随机选点的方式,制成了植被终端分量与不透水面的相关关系图(图 6)。

从图 6 中可以看出,2000 年研究区内不透水面与植被终端分量呈显著的负相关,其中  $R^2 = 0.8389$ 。为了进一步考察不透水面与植被的关系,又对不透水面与适合城市植被分析的 SAVI 指数做相关分析,统计结果(图 6)表明,2000 年不透水面与 SAVI 呈现出很强的负相关,其  $R^2$  达到了  $0.8221$ 。为了检验植被终端分量和 SAVI 指数的合理性,进一步将线性光谱分解的植被终端分量和 SAVI 指数进行相关分析,结果表明二者之间有极强的正相关性,其中  $R^2 = 0.9547$ ,这一结果也从另一个侧面反映了此次线性光谱分解结果的可靠性。以上分析表明,城市不透水面面积的增加对以植被为代表的城市自然生态系统具有明显的负面影响。

总的看来,通过本次研究可以得出以下结论:

(1) 以 V-I-S 模型为理论基础,利用线性光谱分析方法可以很好地从遥感影像中提取出城市不透水面,而且得到的均方差统计影像可以从定量的角度说明了光谱分解结果的可靠性。从而为所提取的不透水面做精度的评价。

(2) 从福州市 2000 年的不透水面图中可以看出,不透水面数值较高的区域范围与城市建成区的范围较为吻合。福州城区中不透水面值较低的区域

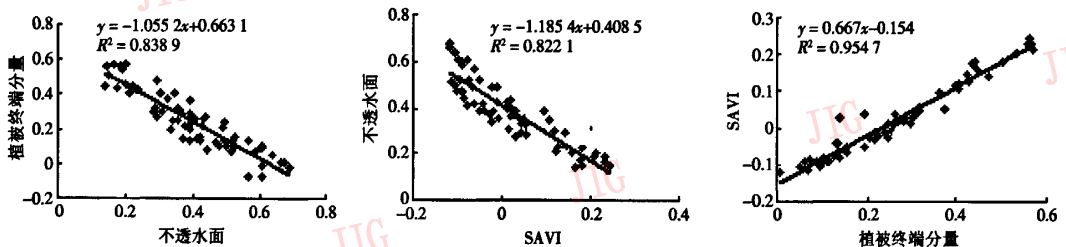


图 6 不透水面、植被终端分量和 SAVI 之间相关关系图

Fig. 6 Correlation of impervious surface with vegetation endmember fraction and SAVI

为福州市东部和西北部的森林覆盖区域,其值小于0.2;而城市建筑区域特别是开发用地,水泥道路的数值很高,有的达到0.9以上。

(3) 城市植被是城市生态系统的重要组成部分,在净化城市空气、调节城市气候、美化城市景观等方面具有重要的生态服务功能,也是衡量城市环境质量和居民生活水平的重要标志<sup>[15]</sup>。随着城市的空间扩展,人工建筑对自然生态景观的破坏,城市中的植被逐步被以建筑物为代表的透水面所取代,使得不透水面的面积逐渐增加,而植被的面积不断减少,从而导致了城市自然生态系统的严重失衡。

### 参考文献 (References)

- Ridd M K. Exploring a V-I-S (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy for cities [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, 16(12): 2165 ~ 2185.
- Arnold C L, Gibbons C J. Impervious surface coverage: the emergence of a key environmental indicator [J]. *Journal of the American Planning Association*, 1996, 62(2): 243 ~ 258.
- Ji M, Jensen J R. Effectiveness of subpixel analysis in detecting and quantifying urban imperviousness from Landsat Thematic Mapper imagery [J]. *Geocarto International*, 1999, 14(4): 33 ~ 41.
- Ward D, Phinn S R, Murray A T. Monitoring growth in rapidly urbanizing areas using remotely sensed data [J]. *Professional Geographer*, 2000, 52(3): 371 ~ 386.
- Wu C, Murray A T. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 84(4): 493 ~ 505.
- Matthias B, Martin H. Mapping imperviousness using NDVI and linear spectral unmixing of ASTER data in the Cologne-Bonn region (Germany) [A]. In: *Proceeding of the SPIE Tenth International Symposium on Remote Sensing [C]*, Barcelona, Spain, 2003: 274 ~ 284.
- Xian G, Crane M. Assessment of urban growth in the Tampa Bay watershed using remote sensing data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 97(2): 203 ~ 215.
- Strait Newspaper. Collective Layout of Fuzhou City of SE China [EB/OL]. <http://sh.house.sina.com.cn>. 2004-04-18. [海峡都市报.福州市总体规划[EB/OL]. <http://sh.house.sina.com.cn>. 2004-04-18.]
- Xu Han-qiu. Development and application base on normalization of Landsat TM/ETM + image [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 40(6): 780 ~ 788. [徐涵秋. 基于影像的 Landsat TM/ETM + 卫星数据正规化的发展与应用 [J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2006, 40(6): 780 ~ 788.]
- USGS. Landsat7 Science Data Users Handbook [EB/OL]. <http://ftpwww.gsfc.nasa.gov/IAS/handbook>. 1999-04-15.
- Xu Han-qiu. A study on information extraction of waterbody with the modified normalized difference water index (MNDWI) [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2005, 9(5): 589 ~ 595. [徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数 (MNDWI) 提取水体信息的研究 [J]. *遥感学报*, 2005, 9(5): 589 ~ 595.]
- Heinz D C, Chang C I. Fully constrained least-squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyper spectral imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(3): 529 ~ 545.
- Settle J J, Drake N A. Linear mixing and the estimation of ground cover proportions [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1993, 14(6): 1159 ~ 1177.
- Boardman J W, Kruse F A. Automated spectral analysis: a geological example using AVIRIS data, north Grapevine Mountains, NEVADA [A]. In: *Processings of ERIM Tenth Thematic Conference on Geologic Remote Sensing [C]*, San Antonio, TX, USA, 1994: 407 ~ 418.
- Li M. Urban plants in urban ecological study [J]. *Yunnan Environmental Science*, 2000, 19(1): 24 ~ 25.