

基于压缩数据维的城市建筑用地遥感信息提取

徐涵秋

(福州大学环境与资源学院,福州 350002)

摘要 通过压缩数据维的方式,研究城市建筑用地信息准确提取的原理和方法。通过对城市土地利用类型的分析,选取了归一化差异建筑指数、修正归一化差异水体指数和土壤调节植被指数来代表城市建成区的3种最主要地类——建筑用地、水体和植被。通过将 ETM+ 影像原有的7个波段压缩为由它们衍生的这3个采用比值运算构成的指数波段,大大压缩了数据维数、减少了数据的相关度并降低了不同地类的光谱混淆性。因此采用简单的最大似然分类和掩膜处理技术,就可以将城市建筑用地信息提取出来,其精度可达91.2%。

关键词 城市建筑用地 遥感信息提取 数据维压缩

中图分类号: TP391 TP751 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2005)02-0223-07

Remote Sensing Information Extraction of Urban Built-up Land Based on a Data-dimension Compression Technique

XU Han-qiu

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

Abstract Based on a data-dimension compression technique, this paper studies the principles and method of remote-sensing information extraction for urban built-up land. With the detailed analysis of urban land use types, the study selects three indices, i. e. Normalized Difference Built-up Index (NDBI), Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) and Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), to represent three major urban land use/cover classes, including built-up land, water body, and vegetation. This reduced 7 multispectral bands of a Landsat-7 ETM+ subscene of Fuzhou city to three index bands generated from the original multispectral bands and thus dramatically decreased band correlation, data redundancy and spectral confusion between different land use/cover classes. The three index bands are then used to compose a new image. A maximum likelihood-based supervised classification was carried out on the new three-band image and the built-up land is finally extracted by masking out non-built-up land classes. The extraction result achieves a 91.2% overall accuracy. Therefore, the method is an effective one for the remote-sensing information extraction of urban land use.

Keywords urban built-up land, remote sensing information extraction, data-dimension compression

1 引言

由于城市扩展所造成的土地利用变化已对全球的生态环境造成了极大的影响,因此已在全世界引起广泛的关注。其中最明显的就是城市化进程所导致的全球气候变化。在过去的100年里,全球近地

表气温已上升了0.6℃。由于以城市建筑用地为代表的城市不透水面对城市热岛以及气候的变暖有很大的贡献,因此研究城市的扩展和城市热岛的变化都离不开准确的城市建筑用地信息。研究出一种快速、有效和客观的城市建筑用地信息提取方法已成为一项城市人居环境研究的重要基础工作。另外,准确的城市建筑用地变化信息也有利于政府有关部

基金项目:国家自然科学基金项目(40371107);福建省科技三项资助项目(K03011)

收稿日期:2004-04-14;改回日期:2004-07-12

第一作者简介:徐涵秋(1955~),男,教授、博士生导师。1996年毕业于爱尔兰国立大学地球科学系获哲学博士学位。主要从事环境资源遥感应用研究。已在含SCI收录的刊物上发表论文30余篇。E-mail: hxu@fzu.edu.cn

门及时了解城市空间的扩展及其占用土地资源,尤其是宝贵的优质农田的情况^[1],为政府的决策提供科学的依据,对城市的健康可持续发展具有重要的现实意义。

遥感信息技术在过去的 20 年里得到迅速的发展,利用卫星对地观测技术来动态监测城市扩展已成为一个重要的研究和应用领域。不少国内外学者研究出了多种利用遥感信息提取城市建筑用地信息的技术。Gong 等人在城市研究中应用了边缘检测技术来改进城市的信息分类^[2]。Ridd 提出了研究城市生态的 V-I-S(植被-不透水面-土壤)模型,将城市影像中的每一像元都视为这 3 种代表性土地覆盖类型的线性组合^[3]。Masek 等人则利用无监督分类和 NDVI 指数提取了美国华盛顿特区 1973~1996 年的城市扩展和变化信息^[4]。杨山在研究城镇空间形态的信息提取时,提出了仿归一化植被指数^[5],该指数随后又被查勇等人进一步命名为归一化建筑指数(NDBI)^[6,7]。徐涵秋利用基于规则的谱间差异分析法和逻辑判别法研究了城镇空间信息的提取^[8]。Rashed 等人采用混合光谱分析法对多光谱影像中的城市用地的光谱特征进行了探讨^[9]。Zhang 等人在城市建筑用地信息的提取研究中,融入了高频的道路信息,提高了城市建筑信息提取的准确性^[10]。Yong 等人利用 Landsat-7 ETM+ 和高分辨率影像对城市大面积不透水面进行了研究^[11]。总之,利用遥感信息提取城市建筑用地已成为遥感领域的一个研究热点。本文以福建省福州市为例,提出一种基于压缩数据维的城市建筑用地信息提取技术。

2 基本原理与方法

当前随着遥感技术往高光谱方向的发展,卫星影像的光谱分辨率都有了不同程度的增加。如 Landsat 产品已由原来的 7 个波段(TM)增加到 8 个波段(ETM+);ASTER 影像则有 14 个波段;而 MODIS 更是有 36 个波段。光谱分辨率的增加一方面大大提高了不同地类的辨识能力,另一方面也增加了数据的处理量、相关性和冗余度。因此数据的压缩和去相关技术就显得日益重要。

在遥感影像数据的压缩中,降低数据维数一直是最主要的方法之一^[12]。其中最常用的主成分分析法通过对光谱空间坐标轴的旋转来去掉波段的相关性,把主要的信息集中到前面的 2~3 个主成分,

从而达到压缩数据维的目的。然而主成分分析一般只对整个数据集进行处理,不适宜用于专题信息提取的研究。因此,需探讨如何用合适的波段组合来进行城市建筑用地专题信息的提取。

2.1 试验区及数据源

福州市是福建省的省会城市。随着近年来经济的快速发展以及实施的“东扩南进西拓”的城市空间发展计划,其城市面积近 5 年来以年均 5km² 的速度迅速扩展。本次选用的试验区总面积为 341km² (图版 I 图 1),其中建成区面积为 102.3km²。试验采用 2000 年 5 月 4 日过空的福州市 Landsat ETM+ 影像。影像质量完好,无云和带。为了保证光谱的原始性,影像除进行了线性回归的大气校正以外,未做任何进一步的处理。遥感软件采用的是 ER Mapper 6.1TM。

2.2 波段选择

对于城市建筑用地信息的提取首先要分析城市的主要地类。根据目视判别,将福州试验区的土地利用类型分为 9 类,即 1. 高密度建筑区,2. 低密度建筑区,3. 新建筑区,4. 灌木林,5. 森林,6. 山地阴影(植被),7. 草地/菜地,8. 湖泊,9. 河流。通过详细分析各地类的波段均值和光谱曲线特征(图 1、表 1),可以发现:1~3 类的光谱曲线有相同的走势;4~7 类的光谱曲线有类似的变化规律;8~9 类的光谱曲线有同样的变化趋势。因此可以将以上 9 种土地利用类型进一步简化为三大类(表 1),即城市建筑用地(1~3 类)、植被(4~7 类)和水体(8~9

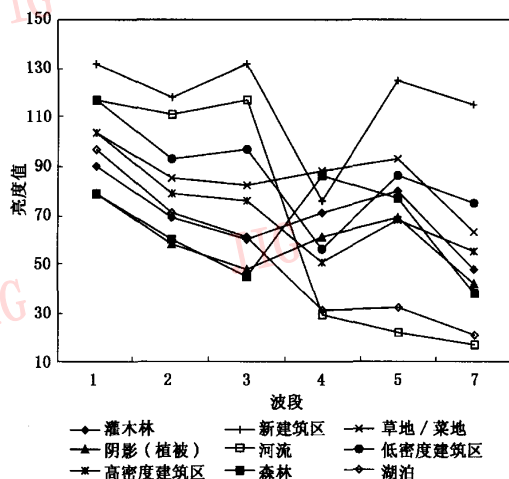


图 1 福州试验区主要土地利用类型的光谱特征
Fig. 1 Spectral signatures of major land use classes of the Fuzhou test area

表1 试验区各主要土地利用类型的波段及 SAVI、NDBI 和 MNDWI 的均值

Table 1 Mean values of major land use classes and SAVI, NDBI and MNDWI of the test area

		1 波段	2 波段	3 波段	4 波段	5 波段	7 波段	MNDWI	NDBI	SAVI
简化前的 地类	灌木林	90	69	60	71	80	48	-0.07	0.06	0.12
	森林	79	60	45	86	77	38	-0.12	-0.06	0.46
	阴影(植被)	79	58	48	61	69	42	-0.09	0.06	0.18
	草地/菜地	104	85	82	88	93	63	-0.04	0.03	0.05
	高密度建筑区	104	79	76	51	68	55	0.07	0.14	-0.29
	低密度建筑区	117	93	97	56	86	75	0.04	0.21	-0.40
	新建筑区	132	118	132	76	125	115	-0.03	0.24	-0.40
	湖泊	97	71	61	31	32	21	0.38	0.02	-0.48
	河流	117	111	117	29	22	17	0.67	-0.14	-0.89
简化后的 地类	植被	88	68	59	77	80	48	-0.08	0.02	0.19
	建筑用地	115	93	96	57	83	70	0.06	0.19	-0.38
	水体	107	91	89	30	27	19	0.54	-0.05	-0.74

类)。这样剩下的问题就是找出适合于提取这三大地类的波段。通过对现有 ETM+ 8 个波段的分析,并未发现特别有效的波段。因此只能把目光转向由波段组合来构建的新波段。经过分析,发现通过 ETM+ 原始波段衍生构成的 3 个基于比值运算的归一化差异型指数波段——植被指数波段、建筑指数波段和水体指数波段正好可以代表以上三大类主要土地利用类型。

2.3 指数波段分析与创建

自 Rouse 等人 1973 年引入了归一化差异植被指数 (NDVI) 以来^[13],已有不少类似的归一化差异型指数相继见诸于遥感文献^[5-7,14-16]。这些指数计算简单,容易使用。它们的共同特点都是采用了比值运算和归一化 (normalization) 处理。因此数值范围介于 -1 ~ 1 之间。这些指数创建的基本原理就是在多光谱波段内,寻找出所要研究地类的最强反射波段和最弱反射波段,将强者置于分子,弱者置于分母。通过比值运算,进一步扩大二者的差距,使感兴趣的地物在所生成的指数影像上得到最大的亮度增强,而其他背景地物则受到普遍的抑制。本文创建的就是基于这一类指数的新波段。

2.3.1 植被指数波段

由于植被的叶绿素在可见光波长范围内 (400 ~ 700nm) 对阳光具有相对强烈的吸收作用,因此其反射率很低,尤以红光波段为甚。而在近红外波长范围内 (700 ~ 1 300nm), 植被由于几乎不发生吸收作用,所以获得了最强的反射率。但在中红外波长范围内 (1 300 ~ 2 500nm), 植物由于受到叶内水分吸收阳光的影响,其反射强度一般会再度走弱,

但仍强于可见光波长范围。据此,采用近红外波段与红光波段的比值运算就可以大大增强植被信息。归一化差异植被指数 (NDVI) 即由此而来:

$$NDVI = (NIR - Red) / (NIR + Red) \quad (1)$$

式中, NIR 为近红外波段的像元亮度值, Red 为红光波段的像元亮度值。在 ETM+ 影像中,分别为 4 波段和 3 波段。

NDVI 指数的一个假设是研究区域内的所有土壤类型都是相同的。但是,事实并非如此。因此,NDVI 指数往往会受到土壤背景噪音的影响。认识到这一点, Huete 提出了土壤调节植被指数 SAVI (soil adjusted vegetation index)^[17]。通过对棉花和草在深色和浅色土壤背景中的反复试验, Huete 引入了土壤调节因子 l , 使无论是在深色或浅色土壤背景中求得的植被指数都完全相等,从而消除了土壤背景的干扰。SAVI 指数可以由下式获得:

$$SAVI = [(NIR - Red)(1 + l)] / (NIR + Red + l) \quad (2)$$

式中, l 为土壤调节因子,其值介于 0 ~ 1 之间。“0”和“1”分别代表植被覆盖率极高和极低的两种极端情况。通常选择 0.5 可以较好地减弱土壤的背景差异,清除土壤的噪音影响^[18]。由于引入了土壤调节因子,因此,SAVI 被认为最适合于研究低植被覆盖区,如城市建成区,其探测植被覆盖率的下限可低至 15%,而 NDVI 只有 30%^[19]。现实中,城市建成区恰恰多为植被覆盖率小于 30% 的低植被覆盖区。有鉴于此,本次研究采用 SAVI 指数来替代 NDVI。另外,本次试验研究还发现 SAVI 较 NDVI 具有更宽的数值动态范围。在 -1 ~ 1 的区间范围里,SAVI 的数值范围较 NDVI 的增加了 0.556。如将其换算

(拉伸)至 256 个灰度级,SAVI 的数值动态范围可比 NDVI 的增加 85 个灰度级(表 2)。这一动态范围的增加就使得建筑区、植被和水体这 3 种地类在 SAVI 影像中会比在 NDVI 影像中更容易区分。如植被与建筑物的均值差异在 NDVI 影像中只有 0.38,而在 SAVI 影像中则达到 0.57,增加了 0.19(表 3)。因此,SAVI 较 NDVI 更适合试验区的研究。

表 2 NDVI 与 SAVI 的数值范围比较

Table 2 Dynamical data ranges of NDVI and SAVI of the test area

	最小值	最大值	动态范围
SAVI	-0.976	0.704	1.680
NDVI	-0.653	0.471	1.124
SAVI-NDVI			0.556
换算为 256 级			84.724

表 3 3 种主要土地利用类型的 NDVI 与 SAVI 的均值及其差异

Table 3 The differences of mean values of NDVI and SAVI among three major land use classes

	NDVI	SAVI		NDVI 差异	SAVI 差异	增加
植被	0.13	0.19	植被 vs. 建筑物	0.38	0.57	0.19
建筑物	-0.25	-0.38	建筑物 vs. 水体	0.24	0.36	0.12
水体	-0.49	-0.74	水体 vs. 植被	0.62	0.93	0.31

2.3.2 水体指数波段

Mcfeters 创建了归一化差异水体指数 (NDWI),其公式如下:

$$NDWI = (Green - NIR) / (Green + NIR) \quad (3)$$

式中,Green 代表绿光波段的像元亮度值。如 TM 影像的 2 波段。

由于水体的反射从可见光到中红外波段逐渐减弱,在近红外和中红外波长范围内(740~2500 nm)吸收性最强,几乎无反射。因此用可见光波段和近红外波段的反差构成的 NDWI 可以快速地提取影像中的水体信息。Mcfeters 构建的归一化水体指数 NDWI 采用的是近红外和绿光波段的比值。但是,随着水体混浊程度的增加,水的反射曲线会逐渐往长波方向移动,致使水体在中红外区也会出现异常的反射。特别是城市内河由于都有不同程度的污染,所以这一现象更为明显。为了有效地提取城市水体,对可见光(ETM+1~3)波段与近红外、中红外(ETM+4,5)波段进行了光谱分析与比值研究,最后发现用中红外的 ETM+5 波段的效果比用近红外的 ETM+4 波段的效果更好。这是因为福州市区

内河湖泊有很多都不同程度地受到污染,因此在近红外 5 波段处的亮度均值可达到 27。但是,仍小于近红外的 4 波段,后者为 30(表 1)。因此,若将原 NDWI 中的近红外波段(ETM+4)替换为中红外波段(即 ETM+5),将原式(3)修改为

$$MNDWI = (Green - MIR) / (Green + MIR) \quad (4)$$

其中,MIR 为中红外波段的像元亮度值。

就可以进一步增强水体与其他地类的反差,有利于城市水体的提取。式中 MNDWI 意为 modified NDWI,即修正水体指数。Mcfeters 选用近红外波段(TM4)的初衷,在于植被在该波段反射率最强,因此用绿光波段与近红外波段的比值可以最大地抑制植被的信息,突出水体的信息。但是实际上有些植被在中红外波段(ETM+5)的反射率高于近红外波段,如本试验区的 4 种植被中就有 3 种属于这种情况(图 1,表 1)。因此采用 ETM+5 替换 ETM+4 可进一步加大其与可见光之间的反差,更好地抑制植被信息。另外,这一替换的意义不仅在于突出了水体的信息,而且还可以减小水体与建筑物以及水体与植被之间的光谱混淆(表 4)。

表 4 3 种主要土地利用类型的 NDWI 与 MNDWI 的均值及其差异

Table 4 Differences of mean NDWI and MNDWI values among three major land use classes

	NDWI	MNDWI		NDWI 差异	MNDWI 差异	增加
植被	-0.06	-0.08	植被 vs. 建筑物	0.30	0.14	-0.16
建筑物	0.24	0.06	建筑物 vs. 水体	0.26	0.48	0.22
水体	0.50	0.54	水体 vs. 植被	0.56	0.62	0.06

从谱间分析可以看出(图 1),除了水体在 2 波段(绿光)大于 4 波段外,建筑物也表现出这一相同的特点。因此如果用 2 波段和 4 波段生成 NDWI 影像,则建筑物也显正值,且均值可高达 0.24,与水体(0.50)的差距只有 0.26,容易造成二者的混淆(表 4)。然而,如果用 5 波段替换 4 波段,这一情况就会得到很大改善,这是因为建筑物在 5 波段的反射率增强,使得其与 2 波段的均值差异大大缩小(图 1),所以,虽然建筑物在替换后的 MNDWI 均值仍为正值,但却由 0.24 减少为 0.06,锐减了 0.18。反之,由于水体在 5 波段的反射率小于 4 波段,所以其替换后的 MNDWI 均值反而得到了进一步增加,由 0.50 上升到 0.54。这一增一减使得二者的差距由原来的 0.26 扩大到了 0.48,增加了几乎一倍,从而

大大减少了二者之间的混淆(表4)。

2.3.3 建筑指数

NDBI 指数的前身为杨山提出的仿归一化植被指数^[5],后由查勇等人改称为归一化建筑指数^[6,7]。其构成公式如下:

$$NDBI = (MIR - NIR) / (MIR + NIR) \quad (5)$$

该指数主要基于城市建筑用地(多为不透水面)在 TM 5 波段的反射率高于 4 波段的特点而创建。但是,由于建筑用地 TM5 和 TM4 波段之间的差异远不如构建水和植被指数的波段之间的差异来得明显,再加上许多其他地类也都具有 5 波段的反射率大于 4 波段的特点,因此单靠 NDBI 一种指数,当 NDBI > 0 时就认为是城镇用地的单一提取方法是不可靠的。认识到这一点,查勇等人采用了 NDBI-NDVI 两种指数结合的方法来提取城市建筑用地^[7]。本次福州试验区的研究也发现许多其他地物在 4,5 波段间表现出了和建筑物类似的光谱走势。在所研究的 6 种非建筑物的地类中,除了森林与河流外,其他 4 种地类的 5 波段均值都大于 4 波段。因此它们的 NDBI 均值也都表现为正值(表 1、图 1)。显然,如果单靠取阈值 NDBI > 0 是无法将建筑物信息准确提取出来的,其间必然夹杂有许多 NDBI 值也大于 0 的植被和水体的信息(图版 I 图 2(c))。这也是本次研究要采用 3 种指数综合提取城市建筑用地信息的原因之一。

应当指出的是 Kearney 等人提出了一个归一化差异土壤指数 NDSI (normalized difference soil index)^[20],并已被广为引用。其公式和波段组成与以上 NDBI 建筑指数完全一致,二者显然属于异名同意。考虑命名优先法则,似乎应统称为 NDSI 指数为宜。但由于 NDSI 一名后又被 Slater 等人用于研究雪,称为 normalized difference snow index (NDSI),因此本文仍采用 NDBI 一名。

通过对 3 种指数的构建和波谱特征分析,创建了福州市 SAVI、NDBI 和 MNDWI 3 个新的指数波段(图版 I 图 2),从图版 I 图 2 可以看出,将 5 波段替换 4 波段生成的 MNDWI 影像上,水体被清晰地显示出来(图版 I 图 2(a))。但是,NDBI 影像的效果则较差(图版 I 图 2(c)),由于有不少植被和水体也显正值,形成噪音,使得建筑物信息的突出并不明显。最后将这 3 个指数波段构成一个新的 3 波段影像以代表研究区中的 3 种主要土地利用类型。通过将原有 ETM+ 的 7 波段影像减少到由其衍生的 3 个

波段,从而使得影像数据从原来的 7 维降为 3 维,大大压缩了影像数据。另外,新构建 3 个波段或不相关,或呈负相关(表 5),也明显降低了不同地类的光谱混淆现象。城市的 3 种主要地类在由这 3 个新的波段构成的特征空间里可以很好地得以分离(图版 I 图 3),这就为下一步分类提取建筑用地信息打下了基础。因此,这是一种有效的数据压缩方法。

表 5 新影像的相关系数表

Table 5 Correlation values of the new image composed of SAVI, NDBI and MNDWI bands

	SAVI	NDBI	MNDWI
SAVI	1.000	-0.194	-0.751
NDBI	-0.194	1.000	-0.484
MNDWI	-0.751	-0.484	1.000

2.4 建筑用地信息提取

由于新生成的 3 波段影像可以很好地区分建筑用地、水体和植被(图版 I 图 3),因此,选好这 3 种地类的训练区,使用简单的最大似然监督分类法就可以在新生成的 3 波段影像中分出三大类。去掉水体和植被,并利用福州市建成区矢量行政边界线掩膜掉建成区周边的地区,剩下的就是所要提取的福州市建成区城市建筑用地信息(图 2)。

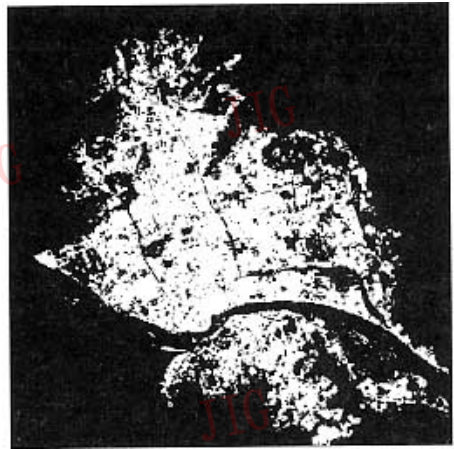


图 2 福州市城市建筑用地信息提取图

Fig. 2 Extracted built-up land information of Fuzhou city

综上,可以看出在分析了各种相关归一化差异型指数特征,选择了正确的指数以后,所采用的提取方法十分简单,其步骤可归纳为:(1) 影像辐射校正;(2) 制作 SAVI、NDBI 和 MNDWI 影像;(3) 制作压缩的 3 波段指数影像;(4) 对新的影像作简单的监督分类;(5) 通过掩膜处理提取出城市建筑用地。显然,

这是一种快速提取城市建筑用地信息的有效方法。

3 精度验证

精度验证通常可以分为实地验证和利用较高比例尺的影像或相关材料进行验证。本次研究采用后一方法。选用同时相 ETM+ 影像的 Pan 波段作为验证的对比材料。由于 Pan 波段具有 15m 的分辨率, 较其多光谱波段的分辨率(30m)高出 1 倍, 因此, 可以作为验证的参照材料。为了比较, 还将未经压缩的原始 ETM+ 影像也作了最大似然法分类, 并将城市建筑用地提取出来, 然后与新的 3 波段影像中提取出来的建筑用地信息进行对比。验证前先对两幅分类影像做二值化处理(即将影像分为建筑用地和非建筑用地两类)和低通滤波(3×3)去噪处理, 然后将高分辨率的 Pan 影像输入计算机, 用软件的 Geolink 功能将 Pan 与待验证的提取影像匹配在一起, 最后采用随机抽样的方法进行人机交互式验证。在所抽取的 170 个验证像元中, 未压缩影像有 32 个误分, 总精度为 81.2%, 而新的 3 波段影像只有 15 个误分, 总精度达到了 91.2%; 提高了整整 10 个百分点(表 6)。

表 6 精度验证数据

Table 6 Accuracy validation results

	参照数据		行像元 总数	使用者 精度(%)	
	建筑用地	非建筑用地			
未 压 缩 影 像	建筑用地	71	6	77	92.21
	非建筑用地	26	67	93	72.04
	列像元总数	97	73	170	
	生产者精度	73.20%	91.78%		
	总精度:81.2%	Kappa:0.729			
压 缩 影 像	建筑用地	70	7	77	90.91
	非建筑用地	8	85	93	91.40
	列像元总数	78	92	170	
	生产者精度	89.73%	92.39%		
	总精度:91.2%	Kappa:0.822			

4 结 论

城市建筑用地信息的提取可以在由 SAVI、NDBI 和 MNDWI 指数波段构成的影像中得以有效的提取, 因为这 3 个指数能最好地代表城市的三大基本地类——植被、建筑用地和水体。由此 3 种指数构成的新的 3 波段影像压缩了原影像数据的维

数, 减少了数据的相关性和冗余度, 降低了不同地类间的光谱混淆程度, 因此利用简单的监督分类法就可以较有效地提取出城市建筑用地的信息。基于同样的原理, 只要在分类结果中剔去建筑用地信息和水体信息, 该方法也可用于提取城市绿地信息。

由于城市建成区的植被覆盖率一般都较低, 因此可以选用适宜低植被覆盖区的 SAVI 指数取代容易受土壤背景影响的 NDVI 指数。研究还发现在本试验区的 SAVI 较 NDVI 具有更高的动态数据范围, 经线性拉伸后, 其灰度可比 NDVI 增加 85 级。因此, 更有利于区别各种土地利用类型。

因为建筑地类与水体在 2、4 波段上的光谱走势特征相似, 所以采用由 2、4 波段构成的 NDWI 指数会使水体的信息中杂有建筑物和植被的噪音。本次通过谱间分析发现, 由于建筑地类在中红外 5 波段的均值迅速走强, 使得其与 2 波段的差值大大减小, 因此利用 5 波段替换原指数中的 4 波段构成的 MNDWI 指数, 可以更好地突出建成区水体的信息, 减少其与建筑地类之间的混淆。

参考文献 (Reference)

- Xu H, Wang X, Xiao G. A remote sensing and GIS integrated study on urbanization with its impact on arable lands: Fuqing city, Fujian province, China [J]. Land Degradation & Development, 2000, 11(4): 301~314.
- Gong P, Howarth P J. The use of structural information for improving land-cover classification accuracies at the rural-urban fringe [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1990, 56(1): 67~73.
- Ridd M K. Exploring a VIS (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.
- Masek J G, Lindsay F E, Goward S N. Dynamics of urban growth in Washington DC metropolitan area, 1973-1996, from Landsat observations [J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(18): 3473~3486.
- Yang S. On extraction and fractal of urban and rural residential spatial pattern in developed area [J]. Acta Geographical Sinica, 2000, 55(6): 671~678. [杨山. 发达地区城乡聚落形态的信息提取与分形研究——以无锡市为例. 地理学报, 2000, 55(6): 671~678.]
- Zha Yong, Ni Shao-xiang, Yang Shan. An effective approach to automatically extract urban land-use from TM Imagery [J]. Journal of Remote Sensing, 2003, 7(1): 37~40. [查勇, 倪绍祥, 杨山. 一种利用 TM 图像自动提取城镇用地信息的有效方法 [J]. 遥感学报, 2003, 7(1): 37~40.]

- 7 Zha Y, Gao J, Ni S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, **24**(3): 583 ~ 594.
- 8 Xu Han-qiu. Spatial expansion of urban/town in Fuqing of China and its driving force analysis [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2002, **17**(3): 86 ~ 92. [徐涵秋. 福清市城镇化进程综合评估及其驱动力分析[J]. *遥感技术与应用*, 2002, **17**(3): 86 ~ 92.]
- 9 Rashed T, Weeks J R, Gadalla M S, *et al.* Revealing the Anatomy of cities through spectral mixture analysis of multispectral satellite imagery: a case study of the Greater Cairo, Egypt [J]. *Geocarto International*, 2001, **16**(4): 5 ~ 16.
- 10 Zhang Q, Wang J, Peng X, *et al.* Urban built-up land change detection with road density and spectral information from multi-temporal Landsat TM data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, **23**(15): 3057 ~ 3078.
- 11 Yang L, Huang C, Homer C G, *et al.* An approach for mapping large-area impervious surfaces: synergistic use of Landsat-7 ETM+ and high spatial resolution imagery [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2003, **29**(2): 230 ~ 240.
- 12 Shi Pei-jun, Gong Peng, Li Xiao-bing, *et al.* Methods and practices for the study of land use and land cover[M]. Beijing: Science Press, 2000: 78 ~ 83. [史培军, 宫鹏, 李晓兵等. 土地利用/覆盖变化研究的方法与实践[M]. 北京: 科学出版社, 2000: 78 ~ 83.]
- 13 Rouse J W, Haas R H, Schell J A, *et al.* Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS[A]. In: *Proceedings of the Third ERTS Symposium NASA SP-351*[C], Washington DC, USA, 1973, **1**: 309 ~ 317.
- 14 Wilson E H, Sader S A. Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **80**(3): 385 ~ 396.
- 15 Slater M T, Sloggett D R, Rees W G, *et al.* Potential operational multi-satellite sensor mapping of snow cover in maritime sub-polar regions[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1999, **20**(19): 3019 ~ 3030.
- 16 McFeeters S K. The use of normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, **17**(7): 1425 ~ 1432.
- 17 Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988, **25**(3): 295 ~ 309.
- 18 Huete A R, Liu H. An error and sensitivity analysis of the atmospheric-and soil-correcting variants of the NDVI for the MODIS-EOS[J]. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 1994, **32**(4): 897 ~ 905.
- 19 Ray T W. Vegetation in remote sensing FAQs[A]. In: *Applications* [M]. ER Mapper Ltd, Perth, Australia, 2002: 85 ~ 97.
- 20 Kearney M S, Rogers A S, Townshend J R G, *et al.* Developing a model for determining coastal marsh "health" [A]. In: *Third Thematic Conference on Remote Sensing for Marine and Coastal Environments*[C], Seattle, Washington, 1995: 527 ~ 537.

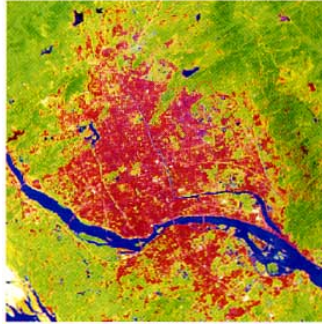
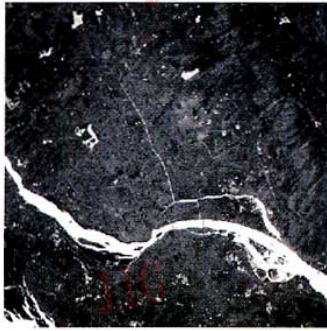
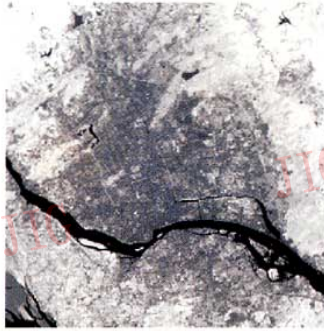


图1 福州市城市影像图(Landsat-7 ETM+,2000/5/4)
(影像已将多光谱波段(30m)与全色波段(15m)用IHS方法融合)

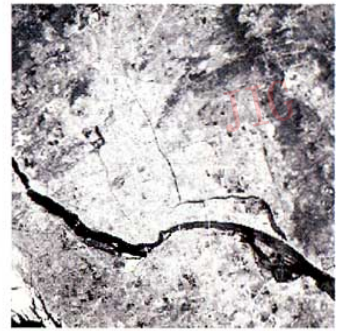
Fig.1 Image of Fuzhou city with surrounding areas (Landsat-7 ETM+, 5/4/2000)
(Image was fused using multispectral bands (30m) and pan band (15m) with IHS transform)



(a) MNDWI



(b) SAVI



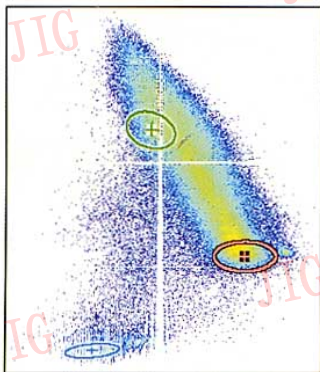
(c) NDBI

图2 试验区影像图

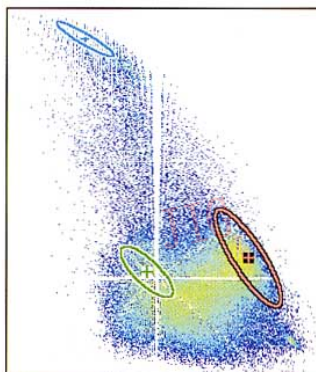
(影像都做了同样的直方图两端各剔除0.5%的线性对比度拉伸)

Fig.2 Images of the test area

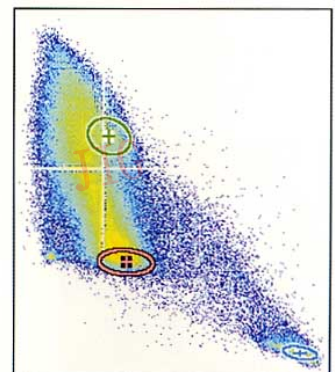
(All three images are linearly stretched with a 0.5% clip out on each of two limits of data histogram)



(a) NDBI(X轴)-SAVI(Y轴)



(b) NDBI(X轴)-NDWI(Y轴)



(c) NDWI(X轴)-SAVI(Y轴)

图3 光谱特征空间散点图

Fig.3 Scattergrams of spectral feature space