

文章编号: 1007-4619 (2003) 03-0201-06

GIS 支持下珠江三角洲城镇建筑覆盖变化 遥感监测分析

胡伟平^{1,2}, 何建邦¹

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所, 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;

2. 华南师范大学地理系, 广州 510631)

摘要: 从珠江三角洲区域总体出发, 探讨大范围城镇建筑覆盖变化的遥感监测方法。分析了城镇建筑覆盖变化专题信息提取方法概况, 比较了最大似然法、上下文分类法、人工神经网络三种分类方法的优缺点。借助 GIS 技术的支持, 在计算机自动分类的基础上利用专家知识改进了分类结果。根据遥感监测结果, 对 1988—1998 年间珠江三角洲城镇建筑覆盖变化特征进行了分析。

关键词: 珠江三角洲; 城镇建筑覆盖变化; 遥感监测

中图分类号: P208/TP79 **文献标识码:** A

1 引言

城镇建筑覆盖是土地利用/土地覆盖变化 (LUCC) 最为显著的部分, 也是隶属“国际科学联合会” (ICSU) 的 IGBP 和隶属“国际社会科学联合会” (ISSC) 的 IHDP 两个科学组织 1995 年共同拟定并发表的《土地利用/土地覆盖变化科学研究计划》中核心研究内容之一^[1]。而利用遥感技术进行 LUCC 监测则是该研究计划最基本的方法。作为我国改革开放前沿的珠江三角洲, 其城镇化过程非常迅速, 城镇用地变化引起了国内外学者们的高度关注。许多学者(叶嘉安、黎夏 1997, 1998, 1999, 2000, 2001^[2-9]; 吴缚龙 1998^[10]; Kaufmann 1999^[11]; 史培军 2000^[12]; 曾辉 1999^[13]等) 从不同角度以珠江三角洲局部城镇发展变化进行典型剖析, 获得了许多有价值的认识, 并对珠江三角洲城镇发展提出了一些有益建议。但从地理学研究的综合性与区域性(郑度, 1998)^[14]来说, 这种解剖式的研究难以揭示区域整体特征, 立足区域总体, 进行全覆盖的研究是非常必要的。本文借助 GIS 的支持从珠江三角洲整体尺度进行城镇建筑覆盖变化的遥感监测, 从区域尺度分析珠江三角洲城镇建筑覆盖变化特征。

2 研究范围与遥感数据要求分析

本文研究区包括 1995 年广东省委、省政府划定的珠江三角洲经济区的全部、清远市区、清新县以及港澳地区。总面积(包括部分水域)为 4.62 万 km², 户籍人口 3000 多万, 外来暂住人口 800 多万。

根据不同的城镇研究目标, 许多学者分析了遥感数据的空间分辨率(Welch 1982^[15])、时间分辨率(陈述彭 1997^[16])、光谱分辨率等具体要求。从珠江三角洲城镇发展的实际情况来看, 立足区域角度的城镇发展分析一般时间间隔在 5 年以上较为合理。我国的城镇近期规划、国家社会经济发展规划、各级政府领导任期等一般为 5 年, 区域城镇发展的研究应当从较长的时间间隔来分析城镇发展的宏观时空格局。1986 年珠江三角洲完成了撤区设乡镇的改革, 1987 年 12 月经国务院批准珠江三角洲经济开发区扩大至 7 市 21 县, 开始在新的行政组织体系下大规模地朝外向型城镇化发展。根据本文研究目标与现有数据资料, 采用珠江三角洲全面开放后的 1988 年至 1998 年为研究的时间段, 有利于对城镇建筑覆盖变化进行系统的比较。

收稿日期: 2002-01-07; 修订日期: 2002-03-07

基金项目: 国防科学技术工作委员《中巴资源一号卫星 (CBERS-1) 数据质量评价项目》的“珠江三角洲地区城镇体系结构与人口空间分布分析”课题与国家自然科学基金课题(编号: 69896250-4)资助。

作者简介: 胡伟平(1969—), 男, 中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室博士, 主要从事遥感与地理信息系统应用研究, 已发表论文 10 余篇。

3 城镇建筑覆盖变化专题信息提取方法

3.1 城镇建筑覆盖变化专题信息提取方法概述

城镇建筑覆盖变化专题信息提取根据时间特征分为单时相与多时相专题信息提取。单时相专题信息提取是先从单时相中提取专题信息后再进行多时相专题信息的对比,即分类后对比的方法。这种方法可以避免因不易精确控制的辐射纠正所引起的误差传递,且能得到具体的变化数量指标与具体的变化类型等信息,但增加了因分类标准不一致形成的误差,且通常要对没有变化的区域同时分类,工作量较大。多时相专题信息提取是将不同时相遥感数据集成处理,一般在专题信息提取前需要进行辐射纠正。由于影像辐射精纠正难度很大,容易增加变化信息提取的误差。如影像相减法、植被指数相减法、主成分分析法、变化矢量分析法、光谱特征变异法、变化信息提取法等方法只能揭示可能发生了变化的区域,并不能给出具体的变化类型与相应数量指标。随着遥感影像种类的不断丰富以及实际需求对监测精度要求越来越高,应用高空间分辨率、多源影像融合、基于知识的分类方法(杨存建,1999)^[17]被广泛采用。

现有的各种分类方法研究中都是针对一幅影像中某一较小地域范围的实验区进行分类方法的实验,且有相应的较为详尽的参考资料辅助分类样区的选择,所得的最优分类方法对实验区可能是最佳选择。但对于大范围影像分类来说,由于地物复杂性大大增加,一定范围内适用的最佳分类方法对其它区域可能不是最好的选择。事实上地域差异性正是地理学研究的区域学派形成的自然基础。另外,由于分类目标的不同,在分类样区选择、分类方法的运用上,由于参与了分类者主观因素,分类者对分类地物的认知程度直接影响模式识别的精度,而培养一个对研究区域地物有较为深入认知的分类者则是一件长期的工作。为寻求一种适用于研究区大范围分类的分类精度与分类效率达到一定平衡点的分类方法,本文对比了三种分类原理各不相同的影像分类方法。试验的三种方法分别是最大似然法、上下文分类法、人工神经网络分类法。最大似然法是目前最为常用的基于统计分析的分类方法,主要根据待分类遥感数据与所选训练样区的相似程度确定其类别。上下文分类方法是一种考虑像素邻域关系的方法,能有效的利用纹理信息进行分类。人工神经网络(ANN)分类方法属人工智能范畴,对于解决视觉

问题和模式识别等大数据量、高度复杂的信息处理问题展示了其明显优于传统数理统计方法(骆剑承等,2001)^[18]。

3.2 三种分类方法分类效果比较

选用1998年12月22日广州幅TM影像采用上述三种方法进行实验。根据提取城镇建筑覆盖的分类目的,首先对整幅图像地物光谱特征进行分析。在PCI软件的支持下,将TM3、TM4、TM5分别作为红(R)、绿(G)、蓝(B)通道合成彩色影像,利用Image Works模块提供的控制面板(Control Panel)对整幅影像作线性拉伸的增强处理后,可以较容易地区分山地植被、丘陵平原植被、人工建筑物、水体,可作为第1尺度(level 1)分类类别(Anderson等,1967,Forster 1985)^[19,20],第2尺度(level 2)分类类别中,山地植被分为2类,丘陵平原植被分为3类,人工建筑物分为3类,水体分为4类,按第2尺度分类方案已能满足城镇建筑覆盖专题信息提取的需要。目视划分的分类类别是根据地学知识(主要是地貌知识)与影像色调作出的经验性判断。根据孟塞尔表色系统,山地植被以饱和度较高的绿色调为主,再根据亮度与地貌条件区分为2类,丘陵平原植被实际包含色调区别较大的丘陵、平原、水田三类,丘陵植被以亮度较高、饱和度中等的青色调为主,平原植被(主要是菜地、蕉地)以饱和度、亮度中等的绿色调为主,水田以亮度值较高的蓝紫色为主,人工建筑物以紫红色为主,水体以饱和度较高的红色调(亮度值变化幅度较大)为主。在PCI软件的支持下,选取各类地物的分类训练样区。比较了不同规模、不同自然环境背景的城镇建筑覆盖光谱特征,结果发现城镇建筑覆盖的光谱差异与城镇规模等级、自然环境背景没有明显的相关性,而是与城镇建筑密度、建筑时间紧密联系,据此,我们将城镇建筑覆盖区分为建筑密集区与建筑稀疏区两类,其中城镇建筑覆盖密集区共选取了14678像素,建筑覆盖稀疏区选取了4396像素,样区地物光谱范围与均值如表1所示。Haach等人(1983,1987)^[21,22]的研究表明利用TM进行城镇研究时,一般采用四个波段的数据就足够了,为提高分类效率,我们选用对城镇信息反映较好的3、4、5、7波段进行分类。将选取的训练样区按3、4、5、7波段生成分类标志(Signature),计算类别可分离性统计量J-M(Jeffries-Matusita)距离(取值范围0—2)^[23],12类训练样区的平均可分性为1.89808,其中建筑密集区、建筑稀疏区与其它各类样区的J-M距离均大于1.8,具有较高的可分性,建筑密集区与建筑稀疏区

之间的 J-M 距离为 1.51296。首先采用最大似然法进行分类,结果如图 1(图版 I)所示。接着进行基于特征频率的上下文分类方法实验,采用了 Gong 提出的快速特征向量空间压缩算法^[24],该算法考虑了主成分变换后,各主成分贡献率不一样而采用不同的特征空间划分方法,贡献率越高的主成分其特征空间划分越细。由于特征频率的统计与计算窗口大小紧密相关,为此,我们进行了 3×3 至 21×21 窗口的分类试验。采用 3×3 窗口分类时,植被容易分为城镇,采用 7×7 以上窗口分类时城镇易分为植被,到 21×21 窗口时已无法区分河流,结果表明采用 5×5 窗口分类效果最佳(图 1,图版 I)。最后进行人工神经网络分类方法的试验,采用了常用的 BP 神经网络算法。BP 算法的神经元学习过程由反向与正向传播组成,正向传播过程中输入信息由输入层经隐含层传递到输出层,每层神经元的状态值只影响下一层神经元的状态值,若输出层没有获得期望的输出值则经过反向传播将误差信号沿逆向路径返回

后再学习,直到误差收敛到期望值为止。三种分类方法结果如图 1(图版 I)所示。然后对三种分类结果进行误差分析。首先采用训练样区数据对分类结果进行检验,总精度^[13]表示误差矩阵中对角线样点数之和(分类正确样点数)占总样点数的百分比,Kappa 系数^[3]用来度量实际吻合与变化吻合的差别,三种分类精度如表 2 所示。从分类精度来说,神经网络法略优于最大似然法。但在实验中,同样的设备条件下,以 0.1 的学习率、0.9 的动量设定学习次数 1000 次时,人工神经网络分类训练时间长达 16 个多小时,大大长于其它两种分类方法,而总体分类效果却没有明显提高,对于大数据量处理来说分类效率受到限制。上下文分类虽然在城乡结合部分类效果较佳,而且计算速度快,但计算窗口的大小不易把握,即使在最佳窗口时总体分类效果也不是很好,易于将城镇建筑密集区与水体分成一类,在大范围分类中分类效果不佳。最后决定采用最大似然法作为城镇建筑覆盖专题信息分类的基本方法。

表 1 城镇建筑覆盖分类训练样区光谱分析

Table 1 Training sites spectral analysis of built-up land-cover in urban area

地物	TM3 光谱	TM3	TM4 光谱	TM4	TM5 光谱	TM5
	取值范围	光谱均值	取值范围	光谱均值	取值范围	光谱均值
建筑密集区	30—45	36.6	20—35	28.7	30—63	42.9
建筑稀疏区	45—72	55.5	41—60	47.7	62—105	81.5

表 2 三种分类方法分类精度对比

Table 2 The accuracy comparison of 3 classification methods

精度指标	最大似然法 (MLC)	基于特征频率的快速特征向量压缩上下文分类法	BP 神经网络法
总精度	69.18%	58.32%	70.74%
Kappa 系数	0.6559	0.5387	0.6625

3.3 城镇建筑覆盖专题信息分类后处理

由于研究区涉及两个时期的卫星影像共 12 景,为减少工作量,将 1988 和 1998 年两个时期的 TM 影像进行几何纠正后切割出研究区的影像,先采用最大似然法将各部分影像逐个分类,将建筑覆盖区专题信息与其它地物区分开来。然后将两个时期的建筑覆盖专题信息分别镶嵌成两个专题影像层,进行分类后处理。在分类后处理中,首先去碎片,在 PCI 软件的支持下,利用 SIEVE 功能(采用 8 方位,阈值为 12 像素)去掉建筑覆盖专题信息中的碎片,保留面积在 1hm² 以上的建筑覆盖区。由于一般独立乡

村房屋的占地面积在 100m² 左右,约为一个像素大小,1hm² 也就相当于 10 座独立乡村房屋所占面积,而绝大部分的镇区连续的建筑覆盖面积都在 1hm² 以上。这样就避免了大量小规模农村居民地的影响,从而减少目视改正的工作量。对于较大规模的农村居民地及个别小于这一规模的镇区则在后续处理中予以更正。然后将城镇专题信息转换为 ArcInfo 中的 GRID 格式,利用 1:25 万(空间分辨率 100m)高程数据进行空间叠置分析。根据专家知识,研究区域城镇建筑覆盖海拔均在 350m 以下,由此判断 350m 以上区域建筑覆盖不是城镇建筑专题信息。另外,利用乡镇级行政区划图与市(镇)区规划范围专题图将城镇建筑与规模较大的农村居民地区分开来。经过这些处理后,再将所得的专题信息导入 PCI 中,将 TM 影像 3、4、5 波段按 RGB 方式合成作为背景影像,参考市(镇)区规划范围矢量图,将城镇专题信息作为 Bitmap 进行目视改正。作者对研究区域城镇 6 年多的长期而广泛的野外考察研究工作大大提高了

目视解译的效率与精度。最后提取的城镇专题信息如图 2(图版 I)所示。

4 珠江三角洲城镇建筑覆盖变化特点分析

在 ArcInfo 与 PCI 软件的支持下,分析了珠江三角洲城镇建筑覆盖变化的特点,突出表现为以下几个方面:

4.1 城镇建筑覆盖变化规模大速度快

从提取出的城镇建筑覆盖变化专题信息分析结果来看,1988 年珠江三角洲各城镇建筑覆盖总面积为 556.08km^2 ,1998 年增至 1497.61km^2 ,净增长了 941.53km^2 。十年间珠江三角洲城镇建筑覆盖面积增加了近 1.69 倍,增长规模之大史无前例,相当于目前国务院批准的 2010 年广州城市规划范围的 2.4 倍。从增长速度来看,城镇建筑覆盖面积年均递增 10.41%,属高速增长之列。

4.2 城镇建筑覆盖变化的空间圈层格局较为稳定

从空间格局来说,珠江三角洲城镇分布存在较为明显的圈层结构,内外圈层分异明显。其中内圈层包括广州市原 8 个区和番禺区、东莞、深圳、港澳、珠海、中山、江门市区、新会、顺德、南海、佛山市区的全部与增城南部的永和、宁西、新塘、沙埔、仙村、石滩、三江、沙庄 8 个镇(街),总面积 15760km^2 ,占全区总面积的 34%,其它均为外圈层。统计结果表明 1988 年内圈层建筑覆盖区总面积达 464.11km^2 ,占全区域总建筑覆盖区面积的 83.46%,1998 年内圈层建筑覆盖区面积增至 1260.72km^2 ,占全区域总建筑覆盖面积的 84.18%。十年间内外圈层的城镇空间分布总体格局并无明显变化,内圈层城镇占全区域的比重略有增长,总体来说城镇建筑覆盖变化的空间圈层格局较为稳定。

4.3 城镇建筑覆盖的核心增长与道路指向增长均显著

1988 年 1998 年间珠江三角洲城镇建筑覆盖增长表现出核心增长与道路指向增长都非常显著的特征。图 2(图版 I)表明,以广州、佛山、香港、深圳市区为核心的扩散式发展非常突出,其次以县(市)城、历史悠久的古镇(如容奇、桂洲、小榄、龙江、石龙等镇)为核心的增长也非常显著。道路指向增长首先集中体现在沿国道干线、铁道干线的城镇密集分布特征上,其中 107 国道广深段、105 国道广珠段、广深铁路沿线城镇建筑覆盖区线状增长最为迅速。选择省级以上主干道路做缓冲区(buffer)分析,在 Arc/Info 和 PCI 软件支持下,以干道中心线为标准的 1km 缓

冲区范围内集中了 1988—1998 年间新增的 616.29km^2 建筑覆盖区,占这期间全区新增建筑覆盖区总面积的 66.87%。

4.4 城镇建筑覆盖变化对优质土壤资源影响强烈

为分析城镇建筑覆盖变化对土壤资源的影响,我们将 1988 至 1998 年间新增城镇建筑与珠江三角洲按农业适宜性评价的土壤资源质量等级专题图进行空间叠加分析。叠加分析的范围包括博罗县城以下的东江下游,清远飞来峡以下的北江下游,高要三榕峡以下的西江下游,恩平县城以下的潭江下游所覆盖的广大流域及其边缘的丘陵山地,面积 24934km^2 。行政上包括深圳市域、东莞、广州市区(原八区)、南海、三水、番禺、顺德、中山、珠海市域、台山、江门市区的全部,惠阳、博罗、增城、从化、花县、清远、四会、高要、肇庆市区、高明、鹤山、新会、开平、恩平等县市的大部或部分地区。该区域包括了通常所称的自然地理意义上的珠江三角洲的全部范围。土壤资源农业适宜性评价共分为水稻土、旱地、水基地、自然土、海涂五类,每类根据专家评分分为 3—4 等,其中水稻土、旱地、自然土分成四等,基本水地、海涂被分成 3 等,一等为质量最优。空间叠置分析结果表明十年间被城镇建筑占用数量最多的是一等水稻土,被占 41090km^2 ,占研究范围内同期全部新增城镇覆盖面积的 48.12%。从各等级土壤被新增城镇建筑覆盖占用的强度来看,强度指数最大的依次为一等旱地(8.0345,主要是优质蔬菜基地)、一等基本水地(2.6341)、二等基本水地(2.0565)、三等基本水地(1.8636)、一等水稻土(1.4099),其它各等级强度指数均小于 1。说明农业适宜性越好的土壤资源受到城镇建筑覆盖变化的冲击越强烈。

5 结 论

从以上分析中,我们得出以下几点结论:

(1) 大范围的区域性城镇建筑覆盖变化遥感监测中,采用分类效率适中的计算机自动分类方法与专家知识相结合的分类后处理方法是当前与今后一定时间内专题信息提取较为实用的选择。由于地物本身的复杂多样性,遥感数据的专题信息自动提取将在很长时间内达不到实际应用的精度要求。全部采用人工目视判读又费时费力,且人的主观性容易导致判读的随意性,特别是不同专题信息提取目的对判读人员的知识背景要求各不相同,要培养一个全能的遥感影像判读专家几乎是不可能的事。因此,结合各专门领域的专家知识,采用计算机自动分

类与融入专家知识的分类后处理是目前与今后一定时间内较为理想的专题信息提取途径,能达到事半功倍的效果。

(2) GIS与遥感的结合是提高城镇覆盖变化遥感监测效率与精度的重要途径。遥感数据能够提供现势性、周期性很强的直观数据,是城镇建筑覆盖变化研究最重要的数据源。而结合GIS专题数据可以大大提高遥感数据利用效率。GIS专题数据在遥感影像专题信息提取中可以辅助分类训练样区的选择,提高训练样区选择的效率与精度,可以将专家知识转化为GIS专题数据,进行遥感影像分类后处理,提高分类效率与精度。对于大范围区域性城镇建筑覆盖变化遥感监测来说,与GIS的结合是实现实用化遥感应用必不可少的途径。

(3) 珠江三角洲城镇建筑覆盖变化自全面对外开放后发生了史无前例的巨变。珠江三角洲自1988年实行全面对外开放政策以来,其沧桑巨变引起了国内外学者的高度关注,成为全球土地利用/土地覆盖变化研究的热点区域。在研究过程中,采用遥感数据代替精度不高的政府统计数据受到国际科学工作者的强烈呼吁(Karen C. Seto, Robert. K. Kaufmann, Curtis. E. Woodcock., 2000)^[29]。面对我国新一轮城镇化浪潮的来临,利用遥感技术加强珠江三角洲城镇建筑覆盖变化的监测与提高遥感监测精度是应对这种更为迅猛的城镇发展形势的重要手段,是提高城镇化监测能力与城镇科学管理水平的必备武器。

(4) 珠江三角洲城镇建筑覆盖变化对高质量土壤资源的占用最为强烈。研究结果表明土壤质量越高越容易遭受城镇建筑覆盖变化的冲击,1988年至1998年的新增城镇建筑覆盖面积绝大部分是占用了最优质的土壤资源,珠江三角洲作为我国最重要的商品粮供应基地之一的称号在快速的城镇发展过程中已不再存在。为保护作为我国为数不多的珠江三角洲优质耕地,必须从宏观政策、区域协调发展、城镇人口政策等方面作好珠江三角洲城镇建设用地与基本农田保护的统一规划,妥善处理好城镇发展与基本农田保护的关系,实现珠江三角洲城镇化与区域可持续发展的健康推进。

参考文献 (References)

[1] Li Xiubin. A Review of the international researches on land use/ land cover change[J]. *Acta Geographica Sinica*, 1996, 51(6):553—557.

覆盖变化的国际研究动向[J]. *地理学报*, 1996, 51(6): 553—557.]

[2] Li Xia. Integration of Remote Sensing for Monitoring and Evaluating Agriculture Land Loss[J]. *Acta Geographica Sinica*, 1997, 52(3): 279—287. [黎夏. 利用遥感与GIS对农田损失监测及定量评价方法[J]. *地理学报*, 1997, 52(3): 279—287]

[3] X. Li and A. G. O. Yeh. Principle component analysis of stacked multi-temporal images for the monitoring of rapid urban expansion in the Pearl River Delta[J]. *INT. J. Remote Sensing*, 1998, 19(8): 1501—1518.

[4] Anthony Gar-on Yeh and Xia Li. Sustainable land development model for rapid growth areas using GIS[J]. *INT. J. Geographical Information Science*, 1998, 12(2): 169—189.

[5] Li Xia and Anthony Gar-on Yeh. A Planning Support Model for Sustainable Land Development Using Remote Sensing and GIS: A Case Study in the Pearl River Delta[J]. *Journal of Remote Sensing*, Aug., 1999, 3(3): 215—219. [黎夏, 叶嘉安. 基于遥感和GIS的辅助规划模型—以珠江三角洲可持续土地开发为例. *遥感学报*, 第3卷, 第3期.]

[6] Yeh, Anthony Gar-on, Li, Xia. Economic Development and Agriculture Land Loss in the Pearl River Delta, China[J]. *HABITAT INTL*. 1999, 23(3): 373—390.

[7] Anthony Gar-on Yeh and Li Xia. Economic Development, Urban Sprawl, and Agriculture Land Loss in the Pear River Delta, China[J]. *Economic Geography*, 1999, 19(1): 67—72. [叶嘉安, 黎夏. 珠江三角洲经济发展、城市扩张与农田流失研究—以东莞市为例[J]. *经济地理*, 1999, 19(1): 67—72.]

[8] Xia Li and Anthony Gar-on Yeh. Modelling Sustainable Urban Development by the Integration of Constrained cellular automata and GIS[J]. *INT. J. Geographical Information Science*, 2000, 14(2): 131—152

[9] Anthony Gar-on Yeh and Li Xia. Measurement and Monitoring of Urban Sprawl in a Rapidly Growing Region Using Entropy[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2001, 67(1): 83—90.

[10] Fubong Wu. SimLand: a Prototype to Simulate Land Conversion Through the Integrated GIS and CA with AHP-derived transition rules[J]. *INT. J. Geographical Information Science*, 1998, 12(1): 63—82.

[11] Robert K. Kaufmann. Modeling and Forecasting Effects of Land Use Change in China Based on Socioeconomic Drivers. [R] <http://web.bu.edu/CEES/lcluc.html>

[12] Shi Peijun, Gong Peng, Li Xiaobing, et al. The Methods and Practice of Land-use/Land-cover Change Research[M]. Beijing: Science Press, 2000. (In Chinese)[史培军, 宫鹏, 李晓兵等. 土地利用/土地覆盖变化研究的方法与实践[M]. 北京: 科学出版社, 2000.]

[13] Zeng Hui, Guo Qinghua, Yu Hong. Spatial Analysis of Artificial Landscape Transform in Fenggang Town, Dongguan City[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 1999, 19(3): 298—303. [曾辉, 郭庆华, 喻红. 东莞市凤岗镇人工改造活动的空间分析[J]. *生态学报*, 1999, 19(3): 298—303]

[14] Zheng Du. A Study on the Regionality and Regional Differentiation of

- Geography[J]. *Geography Research*, 1998, 17(1): 4—8. [郑度. 关于地理学的区域性和地域分异研究[J]. 地理研究, 1998, 17(1): 4—8.]
- [15] R. Welch. Spatial Resolution Requirements for Urban Studies[J]. *INT. J. Remote Sensing*, 1982, 3(2): 139—146.
- [16] Chen Shupeng. Spatial-temporal dimensions of Remote Sensing Data Geo-science analysis[J]. *Journal of Remote Sensing*, 1997, 1(3): 161—171. [陈述彭. 遥感地学分析的时空维[J]. 遥感学报, 1997, 1(3): 161—171.]
- [17] Yang Cunjian. Thematic Information Extraction from Remote Sensing Imageries Based on Knowledge discovering[D]. 1999. [杨存建. 基于知识发现的遥感专题信息提取研究[D]. 中科院地理所博士学位论文, 1999]
- [18] Luo Jiancheng, Zhou Chenghu, Yang Yan. ANN Remote Sensing Classification Model and Its Integration Approach with Geo-knowledge[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2001, 5(2): 122—129. [骆剑承, 周成虎, 杨艳. 神经网络遥感影像分类模型及其与知识集成方法研究[J]. 遥感学报, 2001, 5(2): 122—129.]
- [19] Anderson, J. R., Hardy, E. E., Roach, J.T., et al. A Land Use and Land Cover Classification System for Use with Remote Sensor Data. U. S. Geological Survey Professional Paper 964.
- [20] B. C. Forster. An Examination of Some Problems and Solutions in Monitoring Urban Area from Satellite Platforms[J]. *INT. J. Remote Sensing*, 1985, 6(1): 139—151.
- [21] Bany N. Haack. An Analysis of Thematic Mapper Simulator Data for Urban Environments[J]. *R. S. of Environment*, 1983, 13: 265—275.
- [22] Bany N. Haack, Nevin Bryant, Steven Adams. An Assessment of Landsat MSS and TM Data for Urban and Near-urban Land-cover Digital Classification[J]. *R. S. of Environment*, 1987, 21: 201—213.
- [23] Yang Xiaomei. Remote Sensing Imagery Comprehension and Analysis Based on Geo-science[D]. 1999. [杨晓梅. 遥感影像的地理理解与分析[D]. 中科院地理所博士学位论文, 1999]
- [24] Peng Gong, Philip J. Howarth. Frequency-based Contextual Classification and Gray-level Vector Reduction for Land-use Identification[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1992, 58(4): 423—437.
- [25] Karen C. Seto, Robert. K. Kaufmann, Curtis. E. Woodcock. Landsat Reveals China's farmland Reserves but They're vanishing fast[J]. *Nature*, 2000, 406: 121.

Built-up Land-cover Change Monitoring by Remote Sensing of Urban Area in the Pearl River Delta Based on GIS

Hu Wei-ping^{1,2}, He Jian-bang¹

(1. LREIS, Institute of Geographical Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China;

2. Department of Geography, South China Normal University, Guangzhou 510631, China)

Abstract: From the regionality viewpoint, this paper discussed the methods of built-up landcover change monitoring by remote sensing in large-scale regions. The methods of extracting built-up land-cover change information were generally discussed. The benefits and accuracy of 3 classification methods of MLC, frequency-based contextual classification with gray-level vector reduction, and ANN were compared in the test classification. The tests proved that the highest accuracy of classification method was the ANN, the kappa index was 0.6625. However, it need a long time to train the neural net, and the classification results didn't have a significant improve than the other two methods. Frequency-based contextual classification considered the neighborhood pixels information, but the classification result depended on the window size greatly, it's not easy to select a good window size for every kinds of land-cover. According to the test results, we selected the MLC to classify the TM imageries of the Pearl River Delta. With the expert knowledge, the computer classification results were improved based on GIS.

The final results showed that the built-up land-cover of urban area changed greatly during 1988—1998. The built-up land-cover area was only 556.08 km² in 1988, and increased to 1497.61 km² in 1998. Both core-oriented development and road-oriented development of the built-up land-cover were significant in the Pearl River Delta. During the study period, 66.87% of the new built-up land-cover was in the 1 kilo-meter buffer of the main roads. But the general spatial structure kept relatively stable, 83.46% of the built-up land-cover in 1988 was in the inner ring, and it was 84.18% in 1998. Finally, the results show that the built-up land-cover change destroyed the high quality soils greatly.

Key words: pearl River Delta; built-up land-cover change; monitoring by remote sensing

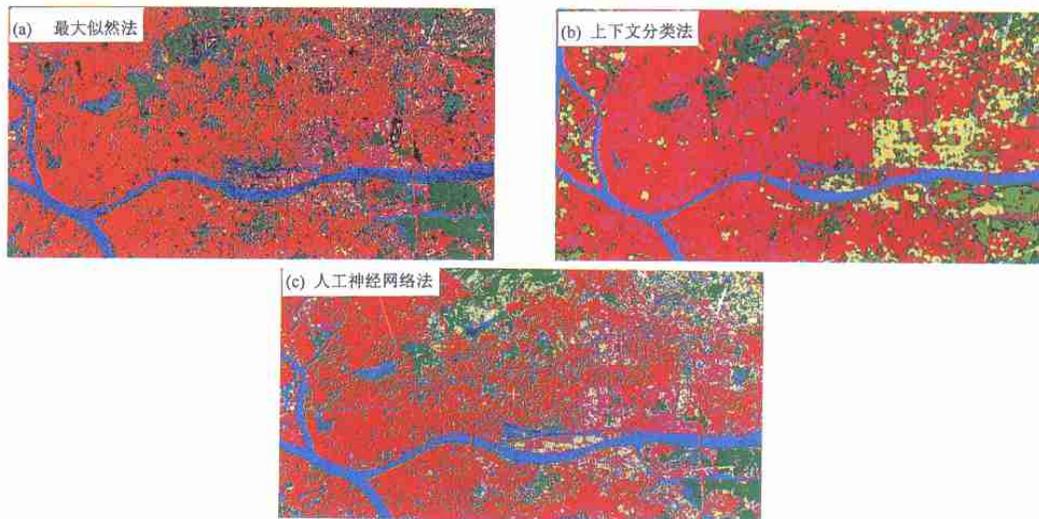


图 1 三种分类方法分类效果比较

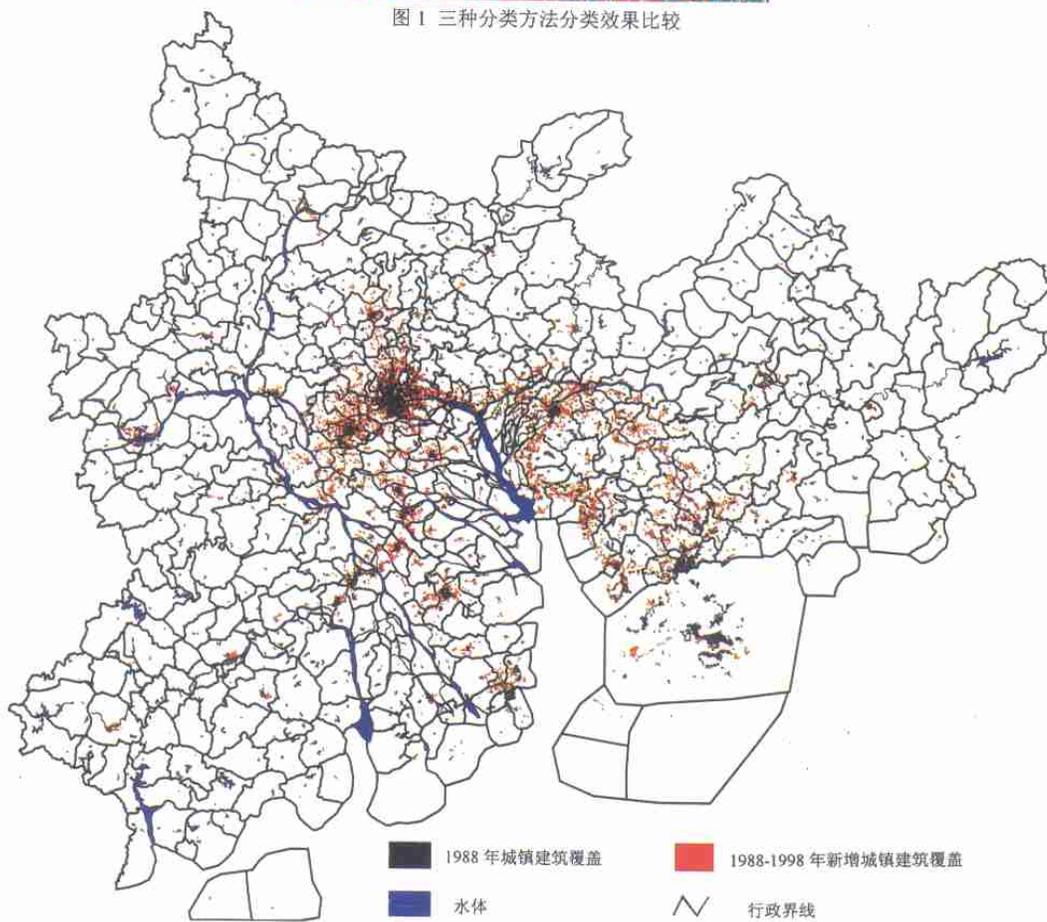


图 2 珠江三角洲城镇建筑覆盖专题信息 TM 影像提取结果