

# 基于 QuickBird 卫星数据的土地利用分类规则集研究

曹雨田<sup>1,2</sup>, 闫冬梅<sup>1</sup>, 张丽<sup>1</sup>, 何挺<sup>3</sup>

(1. 中国科学院数字地球重点实验室, 中国科学院对地观测与数字地球科学中心, 北京 100094;  
2. 中国科学院研究生院, 北京 100049; 3. 国土资源部土地利用重点实验室, 北京 100035)

**摘要:**以天津滨海新区为实验区, 研究面向对象技术的高分辨率遥感影像土地利用分类规则集。针对耕地、草地、水域、建设用地、交通运输用地、空闲地的特征差异, 综合多尺度的分割特征, 尝试不同的分割尺度, 最终选定两个最优分割层次, 即大尺度层次(分割尺度为 400)和小尺度层次(分割尺度为 240)。采用有效的特征参数, 包括自定义的特征增强参数(NDVI 参数、色度放大函数)以及最大差异特征参数、面积参数、不对称性参数、标准差参数, 确定各特征的隶属度函数, 最终建立分类规则集; 应用该分类规则集, 通过图层间信息的传递与合并, 对实验区的 QuickBird(QB)遥感影像进行土地利用分类, 精度达 86.98%, 有效避免了“椒盐现象”。实验证明了面向对象的遥感影像分类方法可充分利用高分辨率影像丰富的信息, 有效地提高分类精度。

**关键词:**面向对象; 土地利用分类; 规则集; QuickBird

**中图分类号:** TP753; F301 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-0504(2011)06-0028-04

## 0 引言

针对我国绝大多数区域地块呈现图斑破碎、图斑面积小且形状复杂、地类混合交叉的特征, QuickBird(QB)、IKONOS 等米级高分辨率遥感数据可明显提高土地利用分类精度。面向对象的分类方法以遥感影像对象为基本处理单元, 在分类时不仅依靠影像的光谱特征, 更多的是利用其几何信息和结构信息, 被广泛应用于高分辨率遥感地物信息提取中, 通过建立地物对象的特征规则集, 实现遥感影像的分类<sup>[1,2]</sup>。

规则集的建立是面向对象分类的关键技术, 许多研究已针对不同遥感数据源和实验区对规则集的建立方法进行了探讨。如陈云浩等<sup>[3]</sup>利用 Aster 影像在北京城区进行实验, 探讨了面向对象分类策略、分类规则的建立方法; 王婷等<sup>[4]</sup>采用 QB 影像建立知识规则进行面向对象分类技术的研究, 取得了较高的分类精度。此外, 有研究在建立知识规则集的同时, 综合考虑了其他方法, 以提高面向对象分类的精度。如王惠英等<sup>[5]</sup>采用最邻近与基于知识规则的模糊分类法相结合的混合分类法; 周春艳等<sup>[6,7]</sup>综合使用最邻近法与模糊分类法进行面向对象分类。然而在利用面向对象概念进行土地利用分类的过程中, 大多数研究只针对实验区某种特定的土地利用类型进行分类研究, 而针对土地利用类别比较丰富

的大范围区域建立全面的分类规则集的研究较少。

本研究选用 2008 年 10 月 6 日的天津滨海新区 QB 遥感影像(图 1), 图像区域大小为 12 km × 12 km, 有蓝光(Blue)、绿光(Green)、红光(Red)、近红外(Nir)4 个多光谱波段, 空间分辨率为 2.44 m; 一个全色波段(PAN), 空间分辨率为 0.61 m。根据研究区复杂的地物情况, 将研究区地物分为耕地、草地、水域、建设用地、交通运输用地、空闲地 6 类。在遥感影像地物认知过程的基础上, 反向剖析其潜在的类别判定规则, 构建基于 QB 影像的面向对象自动分类规则集。



图 1 研究区 QuickBird 卫星遥感影像  
Fig. 1 QuickBird satellite image in the study plot

## 1 面向对象的土地利用分类实验

面向对象土地利用分类的基本思想是将遥感数据经过影像分割、特征提取、分类规则建立等流程,

收稿日期: 2011-07-20; 修订日期: 2011-09-20

基金项目: 国土资源部公益性行业科研专项经费项目“土地资源调查与评价中的高分辨率遥感影像智能分析技术研究”(200811085); 国家 863 计划(2009AA12Z102); 国家科技支撑计划重点项目(2008BAK52B05)

作者简介: 曹雨田(1987-), 女, 硕士研究生, 研究方向为遥感图像处理。E-mail: caoyutian10@mails.gucas.ac.cn

实现地学专家分类知识的符号化,构建通用规则集,实现自动化、智能化的影像类别解译。

### 1.1 多尺度分割

多尺度影像分割是采用异质性最小的区域合并算法,将影像分割成不同尺度下的多个多边形对象,使得同一空间分辨率的遥感影像的不同地物类型都由其最适宜的尺度来描述。科学地确定最优分割尺度以保证大部分信息不受损失,是基于面向对象和规则的分类方法的重要问题<sup>[3]</sup>。为确保各个尺度地类的轮廓都能被清晰地分割出来,并且保证这些对象不能太破碎,通过反复试验,将实验区分为大尺度层次(层次 1,分割尺度为 400)和小尺度层次(层次 2,分割尺度为 240)。

### 1.2 特征选择

特征选择目的是选用尽可能少的特征组成规则集,尽可能多地提供关于类别的信息。如何选择最优特征参数、确立有效参数组合、实现最佳分类是本研究的关键。根据所选取的数据源以及本研究定义的土地利用分类系统,经过实验对比分析,本文最终采用 7 种特征参数:亮度值(Brightness)、长度(Length)、与对象的距离(Distance to)、标准差(Standard deviation)、最大差异(Max. diff.)、对象面积(Area)与不对称性(Asymmetry)。此外,为了进一步提高分类精度,自定义了特征增强参数,用于植被、建筑物等的提取。

(1)特征增强参数。根据植被在近红外波段的高反射特性,可用归一化差异植被指数(NDVI)将分割后的影像首先分为植被和非植被两类(层次 1)。在研究区图像中,分布较规则、面积较大的建筑物(多为工矿仓储用地)的光谱均比较鲜艳(主要呈现蓝、红、白 3 种光谱特征),如果只采用亮度特征进行提取,会造成建筑物与道路等亮度值较大的地物混淆。为了突出建筑物特有的光谱特征,本文自定义了 3 个特征增强参数  $B$ 、 $R$ 、 $W$ 。

$$B=2 * [Mean Blue] - [Mean Red] - [Mean Green] \quad (1)$$

$$R=2 * [Mean Red] - [Mean Blue] - [Mean Green] \quad (2)$$

$$W=[Mean Red] + [Mean Blue] + [Mean Green] \quad (3)$$

其中:Mean Blue/Red/Green 分别定义为对象在蓝、红、绿波段的亮度均值。经过式(1)、式(2)、式(3)分别对蓝、红、白色度的放大,可以将不同光谱特征的建筑物有效提取出来。

(2)面积参数。面积参数是用来描述对象大小的形状特征参数之一,其值等于对象  $n$  个像元真实面积的总和。计算公式如下:

$$Area = \sum_{i=1}^n a_i \quad (4)$$

式中: $a_i$  表示对象中像元  $i$  的真实面积。

(3)最大差异特征参数。在实验区影像中,水体的光谱特征比较复杂,呈现不同明度的蓝色光谱,深色水体易与阴影混淆;相对于水体,阴影对象的多边形面积较小,各波段均值都较低且相差不大。针对此特征,本研究采用最大差异特征参数  $Max. diff.$  (式(5))<sup>[8]</sup>和面积特征参数  $Area$  (式(4))<sup>[8]</sup>,一次性提取不同明度的水体,并使其与阴影区分(图 2,见封 2)。图 2a 所示的水体提取结果中混有大量阴影与农村宅基地对象,使用最大差异与面积参数后(图 2b),去除了这类错分现象。

$$Max. diff. = \frac{\max_{i,j \in K_B} |\bar{c}_i(\nu) - \bar{c}_j(\nu)|}{\bar{c}(\nu)} \quad (5)$$

其中: $\bar{c}(\nu)$  表示亮度; $\bar{c}_i(\nu)$ 、 $\bar{c}_j(\nu)$  分别表示通道  $i$ 、 $j$  的平均亮度值。

(4)不对称性参数。在对各相关参数进行对比后发现,不对称性参数(式(6))<sup>[8]</sup>对道路信息的提取结果较满意(图 3,见封 2)。如图 3a 右下角红框所示为用长度参数提取道路时混淆了小部分水体对象,而用不对称性参数则避免了这类混淆。影像对象越长,其不对称性越高。不对称性参数  $x$  计算公式如下:

$$x = 1 - \frac{n}{m} \quad (6)$$

其中: $m$  和  $n$  分别是此对象外接椭圆的长轴和短轴长。

(5)标准差参数。该参数用来表示图像区域每个波段数据的集散情况。在道路提取中,除了不对称性参数,还引入了标准差参数作为道路提取的条件。这是因为不同区域的道路对象光谱特征较稳定、变化不大,各波段数据离散度小,利用标准差提取可以得到较好结果,而且该参数能够进一步区分农村宅基地和耕地。标准差参数  $\sigma$ <sup>[8]</sup>的表达式如下:

$$\sigma = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (C_{Li} - \bar{C}_L)^2 \quad (7)$$

其中: $C_{Li}$  表示由  $n$  个像素组成的图像对象中的每个像素值, $\bar{C}_L$  表示第  $L$  通道该影像对象的均值。

通过对比 Blue\Green\Red\Nir 4 个通道的标准差参数在本实验分类中的结果精度,确定 Nir 的标准差(Standard deviation Nir)为最佳参数。

### 1.3 规则集建立

在确定描述地物类型所需的特征后,经过调试,确定各特征的隶属度函数或阈值,最终建立类的规

则。规则集的建立需考虑各层次类型的规则建立、层内子类型对父类型的继承、对每一层的分类结果进行合并与传递,形成最终的分类判定规则<sup>[3]</sup>。本文研究了区分目标对象和非目标对象的最佳特征及其阈值,确立了各个地类特征的规则集(表 1)。

表 1 面向对象的分类规则集  
Table 1 Rule set of object-oriented classification

层次	土地利用类型	规则
层次 1	植被 1(草地与耕地)	NDVI $\geq$ 0.45
	植被 2(耕地)	NDVI $\geq$ 0.1695, Standard deviation Nir $\leq$ 82
层次 2	红色建筑物	B $\leq$ -195,R $\geq$ -56,Length $\leq$ 303
	蓝色建筑物	Brightness $>$ 290,R $\leq$ -174
	白色建筑物	W $>$ 1 074.27,R $\leq$ 200,Length $\leq$ 270
	其他建筑物	Brightness $\geq$ 295,Distance to shadow $\leq$ 10m
	农村宅基地	Standard deviation Nir $\geq$ 52
	水域	Brightness $\leq$ 215,NDVI $\leq$ 0.13,Max. diff. $>$ 0.7,Area $>$ 2 430
	交通运输用地	0.92 $\leq$ Asymmetry $\leq$ 1,Brightness $>$ 210,Standard deviation Nir $<$ 70
	空闲地	Brightness $>$ 184,Standard deviation Nir $<$ 52
	阴影	Brightness $\leq$ 184

## 2 分类结果与精度评价

### 2.1 实验结果

以表 1 规则集为依据,按图 4 流程进行对象的识别和提取,最终将影像对象分为耕地、草地、水域、建设用地、交通运输用地、空闲地 6 类。层次 1、层次 2 的分层次提取结果及最终分类结果如图 5(见封 2)。

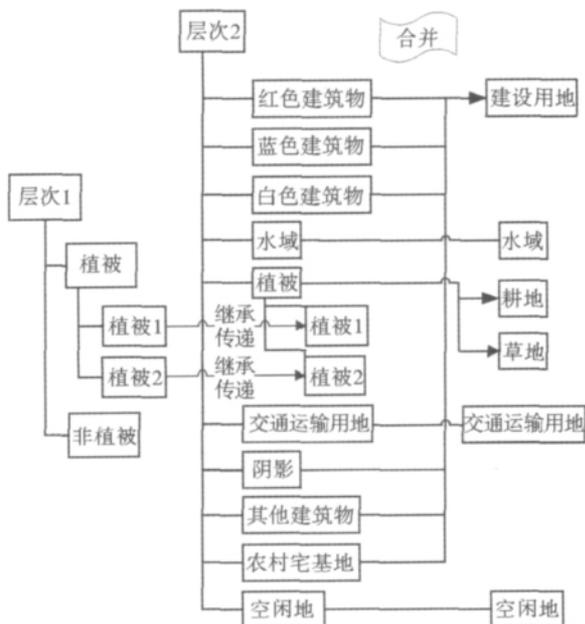


图 4 对象识别、提取流程  
Fig. 4 Flow chart of object identification

### 2.2 精度评价

在研究区内随机抽取 215 个样点,参考 1:1 万

土地利用数据,建立混淆矩阵,计算生产者精度、用户精度、总体精度和 Kappa 系数评价指标(表 2)。道路、阴影的用户精度较低,其他建筑物的生产者精度较低,空闲地的用户、生产者精度均较低,这主要是由交通运输用地与空闲地之间,阴影与水域、植被之间,以及空闲地与其他建筑物之间的类型定义区间有交叉,产生不同程度的混淆所致。但总体分类精度较高,达 86.98%。

表 2 分类结果精度评价  
Table 2 Accuracy assessment of classification

土地利用类型	生产者精度 (%)	用户精度 (%)	Kappa 系数
植被	91.94	96.67	0.9611
建设用地	91.06	86.35	0.8525
交通运输用地	88.89	72.73	0.7024
水域	82.61	100.00	1.0000
空闲地	69.23	78.26	0.7527
总体精度	86.98	总体 Kappa 系数	0.8533

## 3 结论

本研究采用自定义的特征增强参数、亮度值和标准差等光谱特征以及不对称性等形状特征和类间特征,选用最佳特征组合,建立分类规则集。分类结果总精度达 86.98%,Kappa 系数达 0.8533,表明面向对象的遥感影像分类方法充分利用了高分辨率影像丰富的信息,从而可以有效提高分类精度。

在建立规则集的过程中,一般先提取出光谱特征明显的地物,再根据不同地物的常用经验参数(如植被的 NDVI 指数)区分对象,而后考虑形状特征等。若同类地物的影像对象存在较大差异(如本实验中的建筑物),可将其细分为子类分别提取,再进行结果的合并,可得到较为满意的分类结果。

虽然基于规则集的面向对象分类方法在高分辨率遥感影像地物识别中具有极大的优势,但在进行大面积的影像分类时,由于地物复杂,会出现类似地物难以区分的现象。如本实验中耕地与草地,仅通过选择特征参数、建立规则不能精确将其区分,需要进一步考虑结合其他方法进行分类。

### 参考文献:

[1] 纪敏,李辉,石晓春.面向对象的的城市土地利用分类[J].地理空间信息,2009,7(3):62-64.  
 [2] 苏伟,李京,陈云浩,等.基于多尺度影像分割的面向对象城市土地覆被分类研究——以马来西亚吉隆坡市城市中心区为例[J].遥感学报,2007,11(4):521-530.  
 [3] 陈云浩,冯通,史培军,等.基于面向对象和规则的遥感影像分类研究[J].武汉大学学报(信息科学版),2006,31(4):316-320.  
 [4] 王婷,周廷刚,吴忠芳.基于知识规则的遥感影像土地利用分类研究[J].地理与地理信息科学,2008,24(4):32-35.

- [5] 王惠英,苏伟,周军其. 基于多分类器组合面向对象遥感影像信息提取方法[J]. 测绘工程,2009,18(5):22-26.
- [6] 周春艳,王萍,张振勇,等. 基于面向对象信息提取技术的城市用地分类[J]. 遥感技术与应用,2008,23(1):31-36.
- [7] 葛春青,张凌寒,杨杰. 基于决策树规则的面向对象遥感影像分类[J]. 遥感信息,2009(2):86-90.
- [8] DEFINIENS A G. Defines Developer 7 Reference Book[Z]. Germany,2007.

### Study on the Rule Set for Land Use Classification Based on QuickBird Image

CAO Yu-tian<sup>1,2</sup>, YAN Dong-mei<sup>1</sup>, ZHANG Li<sup>1</sup>, HE Ting<sup>3</sup>

(1. Key Laboratory of Digital Earth, Center for Earth Observation and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094; 2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049; 3. Key Laboratory of Land Use, Ministry of Land and Resource, Beijing 100035, China)

**Abstract:** In this paper, the rule set for object-oriented land use classification based on high-resolution QuickBird image in Tianjin Binhai New Areas is studied. In view of different features of land use types, including arable land, grassland, water area, construction land, transportation land and idle land, two optimal segmentation levels are pointed out after analyzing features of multi-scale segmentation and trying on different segmentation scales. The two segmentation layers are large-scale level with segmentation scale of 400 and small-scale level with segmentation scale of 240. The experiment adopted effective feature parameters, including defined feature-enhanced parameters (NDVI and chromaticity amplification function), Max. diff., Area, Asymmetry, and Standard deviation, determined the values of membership functions of different features, and finally established classification rule sets. The object-oriented classification was carried out through adopting this classification rule set and using information transferring and merging between the two segmentation scale levels. The classification accuracy achieved 86.98%, which indicated that the method effectively reduced the "Pepper and Salt Phenomenon". The experimental results demonstrate that object-oriented land use classification can make full use of the information extracted from high resolution images and thus effectively improve the classification accuracy.

**Key words:** object-oriented; land use classification; rule set; QuickBird

(上接第 27 页)

### Study on Anomaly Recognition from Geochemical Data Based on Multifractal Model and Indicator Kriging Method

LI Xiao-hui, YUAN Feng, JIA Cai, ZHANG Ming-ming, ZHOU Tao-fa

(School of Resources and Environmental Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

**Abstract:** Indicator Kriging is a nonparametric estimate method which does not rely on the assumption of distribution. It has strongly robust capability for outliers and skewed distribution, so it can be used for the anomaly recognition of geochemical data very well. The threshold is the most important parameter of indicator Kriging, which can influence the results heavily. Based on multifractal theory, this paper calculates the threshold of geochemical data by using the Concentration-Area (C-A) model, and then uses the threshold for the indicator Kriging interpolation method. This paper uses the uniqueness of Voronoi diagram to solve the uncertainty in calculating the multifractal measure of the C-A model, and gives a case study by using a macrocale Cu concentration geochemical data of a copper mine in Anhui Province. The results show that, compared with inverse distance weighted method and ordinary Kriging method, the highest rank of cumulative probability which obtained by indicator Kriging method can more effectively highlight the geochemical anomalies which associated with the known mineralization. Furthermore, for the strongly spatially variable data, indicator Kriging method has more advantages in reconstruction of highly information and maintaining the robustness of variogram.

**Key words:** indicator kriging; multifractal; concentration-area model; Voronoi diagram; geochemistry

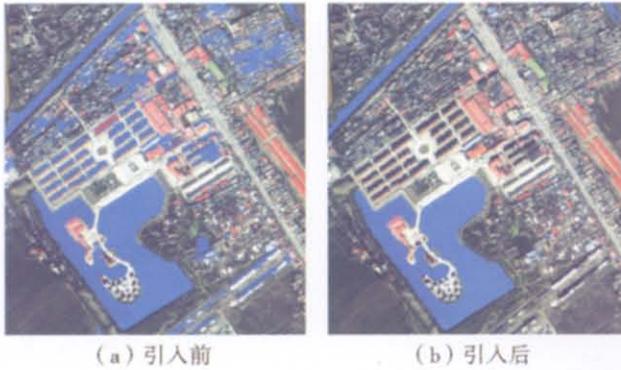


图 2 引入最大差异和面积特征参数前、后的水体提取结果对比  
Fig. 2 Results of water body extraction before and after adopting Max, diff and Area features

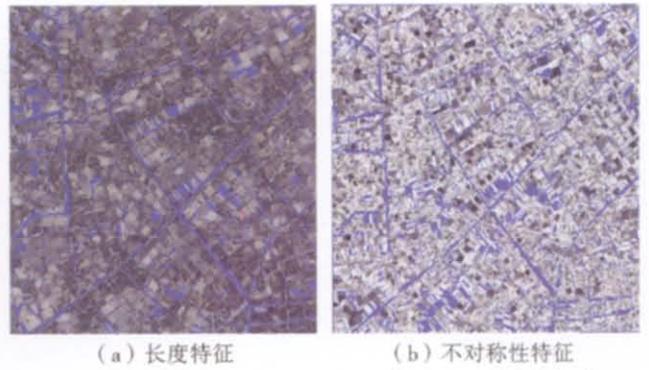


图 3 采用长度特征和不对称性特征提取道路信息  
Fig. 3 Comparison of road extraction using Length and Asymmetry features

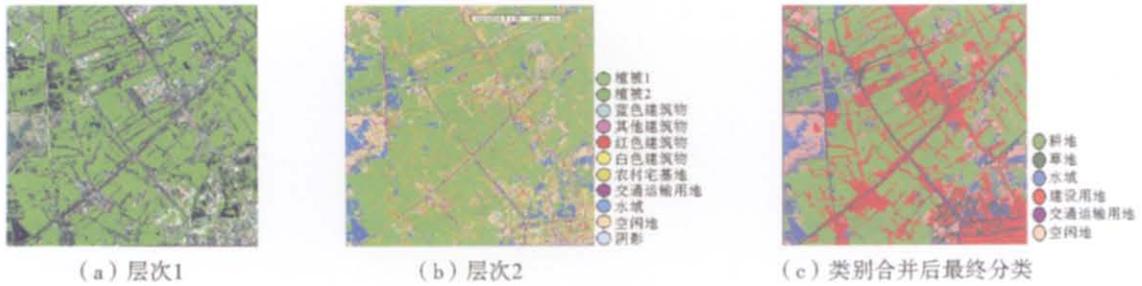


图 5 分类结果  
Fig. 5 Classification results

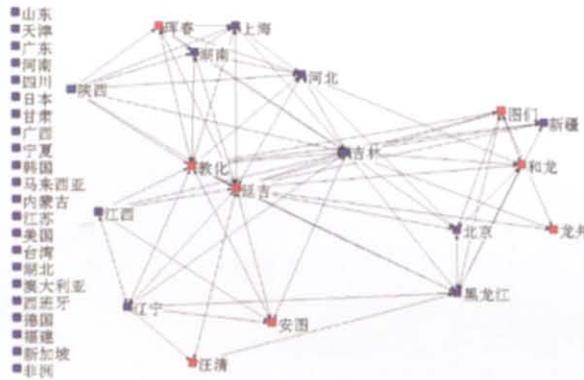


图 1 1978 年以前图们江地区社会网络  
Fig. 1 Social network in Tumen River Area before 1978

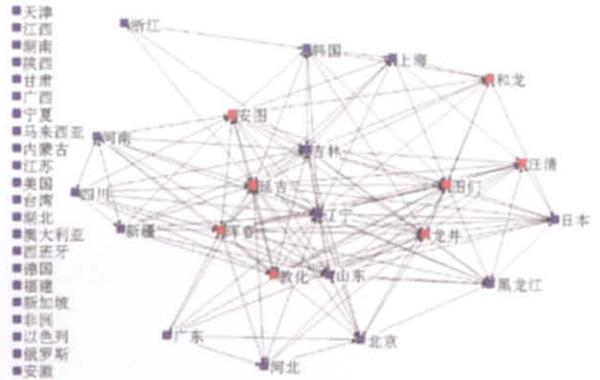


图 2 1978—1991 年图们江地区社会网络  
Fig. 2 Social network in Tumen River Area between 1978 and 1991

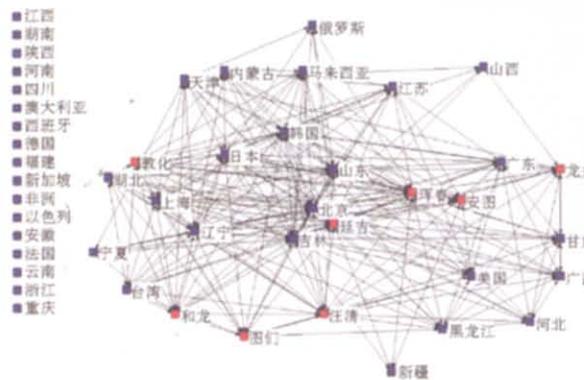


图 3 1992—1999 年图们江地区社会网络  
Fig. 3 Social network in Tumen River Area between 1992 and 1999

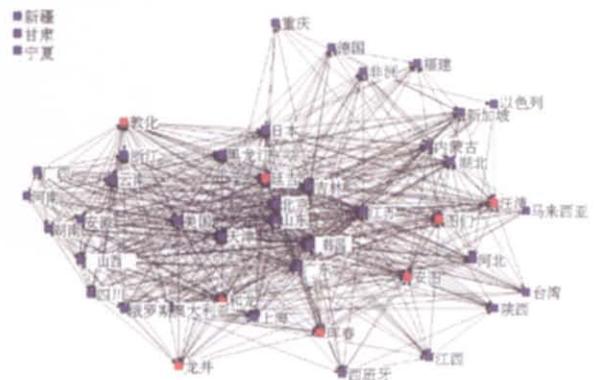


图 4 2000 年至今图们江地区社会网络  
Fig. 4 Social network in Tumen River Area after 2000