

doi: 103969/j.issn.0490-6756.2017.01.014

# 一种高分辨率遥感影像道路提取方法

谢明鸿, 宋 纳

(昆明理工大学信息工程与自动化学院, 昆明 650504)

**摘 要:** 文章采用了基于核的 Fisher 线性判别特征分类和形状特征相结合的方法进行道路提取。首先,对标记的样本进行色彩信息的抽取;其次,利用基于核的 FLD 根据抽取的信息对遥感影像进行特征训练分类,将影像分为道路和非道路两类;接着利用道路的形状特征去除误提的信息;最后利用形态学对道路网进行优化处理。实验证明,本方法可以实现具有颜色信息的遥感影像道路的提取。

**关键词:** 图像处理; 道路提取; 核函数; Fisher 线性判别; 特征分类; 形状特征

**中图分类号:** TP751      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0490-6756(2017)01-0081-08

## A method for road extraction from high resolution remote sensing image

XIE Ming-Hong, SONG Na

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504, China)

**Abstract:** In this paper, a road extraction method is proposed by combining kernel-based Fisher linear discriminant (FLD) classification and shape feature. This method has four main steps: First, the color information of labeled samples is extracted. Then kernel-based Fisher linear discriminant is used to implement feature classification to segment the images into two categories: road and non-road, according to the information extracted before. After that, the road shape optimization features are used to remove erroneous extraction. Finally, morphological processing are used to optimize the extraction results. Experiment results show that the proposed method in this paper can realize the extraction of road from remote sensing image with color information.

**Keywords:** Image processing; Road extraction; Kernel; Fisher Linear Discriminant; Feature classification; Shape feature

## 1 引 言

遥感图像具有全天候成像的特点,在民用和军事领域都得到了广泛的应用<sup>[1]</sup>,同时遥感技术的发展推动了遥感影像空间分辨率的快速提高,高分辨影像在遥感技术应用的数据来源中占很大的比重,大大方便了目标提取、GIS 数据的更新、数字测图

及自动化的研究<sup>[2]</sup>。城市交通管理、城市规划、自动车辆导航、地理信息系统数据库更新等都依赖于道路的高精度自动识别和提取以及道路网信息的实时更新,道路信息在城市经济活动中的地位越来越高。

几十年来,国内外的学者们对遥感影像道路提取进行了多角度、多数据源的研究,提出了许多有

收稿日期: 2016-04-25

基金项目: 云南省教育厅重点项目(KKJD 2014Z024); 昆明理工大学引进人才项目(KKSY201403020, KKSY201403116)

作者简介: 谢明鸿(1976—), 男, 高级工程师, 博士, 研究方向为图像处理、模式识别、智能交通. E-mail: 29120754@qq.com

通讯作者: 宋纳. E-mail: 1173782187@qq.com

价值的模型和方法,提出的算法主要可分为基于线状特征、面状特征和线面结合的方法,主要有 Snakes 方法、动态规划法、模版匹配法、水平线法和 Hough 变换法、面向对象的方法、数学形态学的方法、图像分割方法、形状特征提取的方法、基于知识的方法等<sup>[2]</sup>,但多数方法在处理图像前都需要进行去噪等预处理<sup>[3]</sup>.余峰、余洁首先利用自己设计的一种交互式信息提取方法对影像进行预处理并二值化,再对图像进行直线匹配去除大部分的非道路信息,然后使用 Hough 变换的方法提取道路网.实验表明,该方法克服了单独使用 Hough 检测道路存在的对影像分割依赖性大、受非道路因素影响大等的缺陷,大大提高了直线道路检测的准确度,但该方法无法提取出具有一定曲率的道路<sup>[4]</sup>;Xu Gang 等采用分水岭双阈值的分割算法提取道路.首先使用分水岭双阈值分割算法获得道路的初始轮廓,然后用多加权方法来得到道路的确切边缘,形态学用于消除噪声和细化,最后用形状特征用于删除非道路区域.该方法对地物比较简单、干扰较少的影像提取效果很好,但对复杂的影像提取效果欠佳而且采用的形状特征指数太单一,无法提取有阴影遮盖的道路<sup>[5]</sup>;Zelang Miao 等利用光谱和形状特征提取道路,该方法需要过多的人工干预,而且提取的道路有断开或缺失现象<sup>[6]</sup>;Valero S 首先从影像的梯度图出发,同质化遥感影像,接着通过形状特征,移除噪声,凸显道路信息,最后利用知觉组织约束算子筛选道路种子点,连通形成道路网,但此方法对城市地区的道路提取效果较好但乡村道理提取效果不好<sup>[7]</sup>.

本文根据图像颜色信息中色度、饱和度和亮度的不同提出基于核 FLD(Fisher Linear Discriminant)的特征训练分类对影像进行分类处理,辅助形状特征指数来提取道路,实验表明本方法可解决上述几种方法中分类效果对形状特征利用不充分、不能提取弯曲道路、乡村道路提取效果不理想等问题,以求进一步提高道路提取方法的有效性和鲁棒性,丰富和扩充现有的道路提取理论体系和框架,为道路提取提供一个新的参考方案.

## 2 关键技术

### 2.1 核函数

核函数在机器识别分类中的研究可追溯到上世纪 60 年代,但直到 30 年之后的 1992 年 Vapnik 等利用函数成功地将支持向量机从线性推广到非

线性,才开启了核函数研究与应用的热潮,人们才开始使用核函数理论对传统的线性数据处理算法进行推广,使得核函数成为机器学习理论的主流算法之一.

现实生活中,很多数据之间都是非线性的关系,采用传统的线性分类方法分类的效果并不理想无法对数据进行正确的分类,根据模式识别理论:低维空间中线性不可分的模式通过非线性映射到高维特征空间后就可能实现线性可分.由此可知,将在低维空间中不可分的数据,通过线性变换后映射到可实现线性可分的高维空间,可实现数据的分类.但是,如果直接采用这种技术在高维空间对数据进行分类,则必须确定非线性映射函数的形式和参数、特征空间维数等,最大的困难是在高维特征空间运算时存在的“维数灾难”问题,核函数的出现给这些问题的解决带来了曙光<sup>[8]</sup>.

用非线性映射  $\Phi: x \rightarrow \Phi(x) \in H$ ,将样本数据从  $X$  特征空间映射到  $H$  特征空间,对于  $x, z \in X, X \in \mathbf{R}^n$ ,若存在函数  $k$  满足:

$$k(x, z) = \langle \Phi(x), \Phi(z) \rangle \quad (1)$$

则称函数  $k$  是核函数; $\Phi$  表示从  $X$  到  $H$  的映射; $\langle, \rangle$  表示内积.

以上定义给出了核函数  $k$  和映射  $\Phi$  之间的关系,但实际应用中, $\Phi$  的维数很高甚至是无穷的,所以很难确定  $\Phi$  的具体表达式,而核函数的最大的优势就是不需要进行非线性变换只需选择合适的核函数及其参数就可实现非线性变换的目的,所以学者们又给出了新的核函数定义,为核函数的构造和确定提供了依据<sup>[9]</sup>.

若样本是连续的,而且对称函数  $k(x, z) \in L_\infty(\chi \times \chi)$  使得下式成立

$$\int_{\chi \times \chi} k(x, z) f(x) f(z) dx dz \geq 0 \quad (2)$$

对所有的  $f \in L_2(\chi)$  成立,则称  $k(x, z)$  为正定核函数.

若样本是离散的,对于任意正整数  $N$ ,样本集,  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_N \in \chi \subset \mathbf{R}^n$  和任意的  $a_1, a_2, a_3, \dots, a_N \in \mathbf{R}$ ,对称函数  $k(x, z) \in L_\infty(\chi \times \chi)$  满足:

$$\sum_{i, j=1}^N a_i a_j k(x_i, x_j) \geq 0 \quad (3)$$

则称  $k(x_i, x_j)$  为正定核函数.

### 2.2 基于核的 FLD 线性判别

Fisher 线性判别 FLD(Fisher Linear Discriminant)也称为线性判别式分析(Linear Discriminant Analysis),最早在统计中用来寻找特征的某

种线性组合, 该组合变量可以作为分类的依据, 也可以用于数据集的降维处理, 为进一步的分类作准备. Fisher 线性判别式的基本思想是将高维的模式样本投影到最佳鉴别矢量空间, 以达到抽取分类信息和压缩特征空间维数的效果, 投影后保证模式样本在新的子空间有最大的类间距离和最小的类内距离<sup>[10]</sup>.

算法的基本原理为: 寻找一个能使样本数据降为一维数值的线性函数  $y(x)$ , 即把  $N$  维空间的数据投影到一条直线上, 标记如下<sup>[11]</sup>:

$$y = \boldsymbol{\omega}^T x \quad (4)$$

其中,  $\boldsymbol{\omega}$  为投影向量;  $x$  为一组  $N$  维的数据.

考虑一组  $\mathbf{R}^n$  空间数据  $\chi = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  有  $C$  个类, 分别为  $w_1, w_2, w_3, \dots, w_c, w_j$  类中的样本为  $\chi_j = \{x_1^j, x_2^j, \dots, x_N^j\}$ , 其中每个  $x_i$  均为  $N$  维数据且归属于类  $w_j$ , 且  $i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, C$ , 则在原样本空间定义第  $j$  类的样本均值为

$$\mu_j = \frac{1}{N_j} \sum_{x_i \in \chi_j} x_i \quad (5)$$

其中,  $j=1, 2, \dots, C$ , 定义样本类内离散度矩阵  $S_j$  和总类内离散度矩阵  $S_w$  为

$$S_j = \sum_{x_i \in \chi_j} (x_i - \mu_j)(x_i - \mu_j)^T \quad (6)$$

其中,  $i=1, 2, \dots, C$

$$S_w = \sum_{j=1}^C S_j \quad (7)$$

定义样本的类间散布矩阵为

$$S_R = \sum_{i=1}^C (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (8)$$

其中,  $\mu$  是所有样本的均值, 即

$$\mu = \frac{1}{n} \sum x \quad (9)$$

在新的投影空间定义第  $j$  类的样本均值为

$$\tilde{\mu}_j = \frac{1}{N_j} \sum w^T x_i = w^T \mu_j \quad (10)$$

类内离散度矩阵  $\tilde{S}_i$  和总类内离散度矩阵  $\tilde{S}_w$  为

$$\tilde{S}_j = \sum_{y_i \in \Psi_j} (y_i - \tilde{\mu}_j)^2, i=1, 2, \dots, C \quad (11)$$

$$\tilde{S}_w = \sum_{j=1}^C \tilde{S}_j \quad (12)$$

类间离散矩阵为

$$\tilde{S}_R = \sum_{i=1}^C (\tilde{\mu}_i - \mu)(\tilde{\mu}_i - \mu)^T \quad (13)$$

其中,  $\mu$  的含义与在原特征空间意义相同.

假设  $S_w$  是非奇异矩阵, 在投影以后希望类间

离散度越大越好, 同时类内离散度越小越好, 定义 Fisher 线性判定准则函数:

$$J(\boldsymbol{\omega}) = \arg \max \frac{\boldsymbol{\omega}^T S_R \boldsymbol{\omega}}{\boldsymbol{\omega}^T S_w \boldsymbol{\omega}} \quad (14)$$

其中,  $\boldsymbol{\omega}$  为投影向量, 要想 Fisher 判定效果最好, 就要求出  $J(\boldsymbol{\omega})$  取得最大值时对应的特征向量, 通过数学换算可以得出,  $\boldsymbol{\omega}$  就是满足下列等式的解<sup>[12]</sup>:

$$S_R \boldsymbol{\omega}_i = \lambda_i S_w \boldsymbol{\omega}_i, i=1, 2, \dots, C \quad (15)$$

上式能有解的关键是  $S_w^{-1}$  要存在, 如果  $S_w$  非奇异, 就是求  $S_w^{-1} S_R$  的特征量问题, 上式可变换为

$$S_w^{-1} S_R \boldsymbol{\omega}_i = \lambda_i \boldsymbol{\omega}_i \quad (16)$$

然后利用特征值求解法求解, 如果  $S_w^{-1}$  不存在就无解.

本文所用的核 Fisher 线性判别原理为: 将核函数与 FLD 结合, 首先通过一个非线性映射将输入样本数据映射到一个高维的特征空间中去, 然后在这个新的特征空间中根据某个特征进行 Fisher 线性判别分析, 将图像分为道路和非道路两类.

首先, 将图像样本  $x$  进行非线性变  $x \rightarrow \Phi(x)$ , 在变换后的  $H$  空间, Fisher 的判别准则变为

$$J(\boldsymbol{\omega}) = \frac{\boldsymbol{\omega}^T S_R^\Phi \boldsymbol{\omega}}{\boldsymbol{\omega}^T S_w^\Phi \boldsymbol{\omega}} \quad (17)$$

其中,  $\boldsymbol{\omega}$  是在  $H$  空间的投影;  $S_R^\Phi$  和  $S_w^\Phi$  分别是  $H$  空间中类间离散矩阵和总类内离散度矩阵, 分别表示为

$$S_R^\Phi = \sum_{i=1}^2 (\mu_i^\Phi - \mu^\Phi)(\mu_i^\Phi - \mu^\Phi)^T \quad (18)$$

$$S_w^\Phi = \sum_{j=1}^2 \sum_{x \in w_j} (\Phi(x) - \mu_j^\Phi)(\Phi(x) - \mu_j^\Phi)^T \quad (19)$$

其中,  $\mu^\Phi = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} \Phi(x_j^i)$  为所有样本在新空间的

均值,  $\mu_j^\Phi = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in w_j} \Phi(x)$ ,  $j=1, 2$  为第  $j$  类的样本均值.

因为非线性变换较复杂, 直接在  $H$  空间求最大化准则函数的最优鉴别向量很困难, 此时借鉴核函数将问题转化为求核函数的形式. 由可再生核希尔伯特空间的有关理论可知 Fisher 判别问题的任何解  $\boldsymbol{\omega} \in H$  都处在  $H$  空间中所有训练样本张成的子空间中.

$$\boldsymbol{\omega} = \sum_{i=1}^N \alpha_i \Phi(x_i) \quad (20)$$

由此可推出:

$$\omega^T \mu^\Phi = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{N_j} \alpha_i k(x_i, x_k^i) = \alpha^T M_j \quad (21)$$

其中,  $k(x_i, x_k^i)$  为核函数, 定义为

$$k(x_i, x_k^i) = (\Phi(x_i), \Phi(x_k^i)) \quad (22)$$

$$(M_j)_i = \frac{1}{N_j} \sum_{k=1}^{N_j} k(x_i, x_k^i) \quad (23)$$

记

$$M: = (M_1 - M_2)(M_1 - M_2)^T \quad (24)$$

$$N: = \sum_{j=1,2} K_j (I - 1_{N_j}) K_j^T \quad (25)$$

其中,  $K_j$  为  $N \times N_j$  维的矩阵;  $(K_j)_{nm} = k(x_n, x_m^j)$  为第  $j$  的核函数;  $I$  为单位矩阵;  $1_{N_j}$  为元素全是  $\frac{1}{N_j}$  的矩阵. 由以上分析可得出

$$\omega^T S_B^\Phi \omega = \alpha^T M \alpha \quad (26)$$

此时, Fisher 判别的目标函数变为

$$J(\omega) = \frac{\alpha^T M \alpha}{\alpha^T N \alpha} \quad (27)$$

利用拉格朗日乘法求得最佳的投影方向为

$$\omega^T \Phi(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i k(x_i, x) \quad (28)$$

### 2.3 形状特征识别

利用阈值分割提取初步道路网以后, 依然存在道路和非道路地物相混淆误分的现象, 道路与其他地物的主要区别之一就是形状特征, 道路主要表现是线性细长特征<sup>[13]</sup>. 本文根据 OBIA(Object Based on Image Analysis) 中主要使用的区域形状特征包括长宽比  $r$ , 矩形度  $R$  和圆形度  $C$ . 其中,  $r$  适合用于直线道路的提取,  $R$  适合曲线道路的提取, 借鉴文献[6,7]引进三个形状指数来分离道路和非道路地物.

(1) 紧致度  $I: I = \frac{4\pi S}{P^2}$  其中,  $S$  为区域面积,  $P$  为区域周长.  $I$  的取值范围为大于 0 小于等于 1,  $I$  越大, 则区域越接近圆.

(2) 细长度  $r: r = \frac{a}{b}$ , 是区域外接矩形的长宽比, 式中  $a, b$  分别为区域的长边长度和短边长度.

(3) 矩形度  $R: R = \frac{S}{S_{rect}}$ , 表示区域面积和其最小外接矩形面积之比, 用来度量一个区域与矩形的相似程度, 对识别区域主干道具有重要意义. 大小在 0 与 1 之间, 此值越大则表示该区域越接近矩形.

本文参照文献[6,7]和大量实验得出最恰当的、有一定的普适性的形状识别规则如下: 当斑点的紧致度  $I$  小于 0.5 时, 一般认为是道路网, 可保

留; 删除孤立的斑点, 当斑点的紧致度  $I$  大于 0.5 时直接删除, 紧致度  $I$  小于 0.5 且细长度  $r$  小于 4 和矩形度  $R$  大于 0.4 时可认为是非道路信息给予删除.

### 2.4 颜色特征抽取

与其它视觉特征相比, 颜色特征不会因图像的尺寸、方向或视角的变化而发生很大改变. 较强的稳定性和易于提取的优点使其得到了众多学者们的青睐并对其进行了深入的研究, 目前已经在特征提取技术中占据了重要的地位<sup>[14]</sup>.

本文利用 HSI 颜色空间较 RGB 系统更接近于人们视觉习惯和对彩色的感知的优点将图像转换到此空间进行特征提取. 根据标记的样本, 分别抽取样本图像在 HSI 空间的色度、饱和度和亮度信息作为 Fisher 判别分类的依据.

本文采用几何推导法从 RGB 颜色空间求得 HSI 颜色空间的  $H, S, I$ , 具体计算公式如下.

$$H = \begin{cases} \theta, & G \geq B \\ 2\pi - \theta, & G < B \end{cases} \quad (29)$$

其中,

$$\theta = \cos^{-1} \left( \frac{(R - G) + (G - B)}{2\sqrt{(R - B)^2 + (R - B)(G - B)}} \right) \quad (30)$$

$$S = 1 - \frac{3\min(R, G, B)}{R + G + B} \quad (31)$$

$$I = \frac{R + G + B}{3} \quad (32)$$

### 2.5 流程图

本文道路提取方法的流程图如图 1.

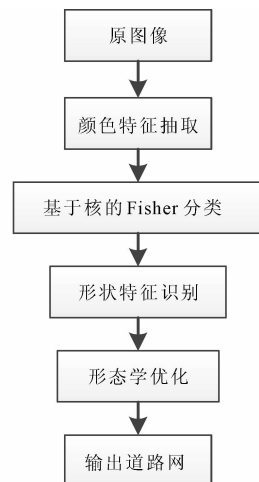


图 1 道路提取流程图

Fig. 1 Flow chart of road detection

由图 1 可知, 本文所提道路提取方法主要步骤

为: 首先手动点击图像某处, 选取样本实现颜色特征抽取(样本数量可自行决定, 但最少 2 个, 需要注意的是采集的样本一定要有效, 即道路和非道路的地方都要被采集, 值得一提的是基于核的 FLD 训练分类的复杂度和分类精度与样本的数量有关, 样本的个数越多, 复杂度越高, 相应的分类效果也会提高), 然后对选取的样本将颜色特征作为特征向量训练单类基于核的 FLD 分类器, 求出最佳的投影向量  $\omega$ , 然后将整幅影像在具有了最佳投影方向先验知识的条件下训练基于核的 FLD 分类器, 将影像中的地物分为道路和非道路两类, 并二值化后输出初步的道路网; 接着进行形状识别去除因颜色信息与道路相似被误提取的建筑物等非道路信息, 最后进行形态学优化, 输出最终提取的道路网。

### 3 实验结果与分析

本部分选取两幅不同分辨率、不同区域、不同地物类型的遥感影像进行实验, 以验证本文所提出算法在不同条件下的鲁棒性。

#### 3.1 数据 1 实验结果与分析

数据 1 为某地区的分辨率为 0.61 m 的多光谱 Quick-Bird 影像, 如图 2 所示。此图为城区影像, 对道路提取的主要干扰为光谱特征类似的建筑物、空地等。



图 2 数据 1 原图像  
Fig. 2 The original image of data 1

读入原图像, 选取的样本(本实验选择样本数为 12), 然后利用式(30)~式(32)分别计算样本在 HSI 颜色空间的  $H$ 、 $S$ 、 $I$  信息, 此时每个样本的  $H$ 、 $S$ 、 $I$  就可以看作一个三维数据, 然后将读取的数据作为训练数据集, 调用基于核 FLD 的单类分类程序(FLD 单类分类的程序根据其原理事先实现)计算出投影向量  $\omega$ 。大量实验表明, 此步骤有一定的通用性, 如果两幅图像的色彩相近, 此步骤可省略, 直接进行下一步。

根据特征抽取分类, 计算出核 Fisher 判定的投影方向向量  $\omega = [0.1321; 0.6988; -0.7030]$ , 重新读入整个图像, 遍历整幅图像获取每个像素的  $H$ 、 $S$ 、 $I$  信息后再进行基于核的 FLD 训练分类, 将图像分为道路和非道路两类, 并将结果进行二值化, 输出初步提取的道路网, 结果如图 3 所示。

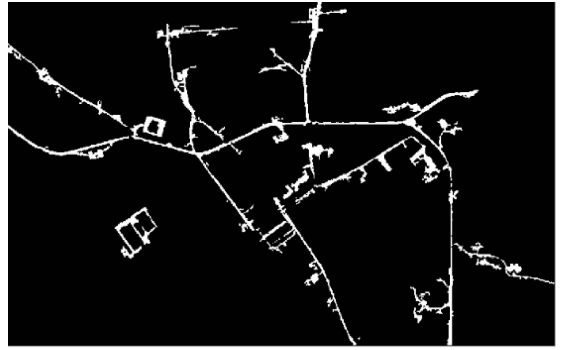


图 3 数据 1 基于核的 Fisher 训练分类结果  
Fig. 3 The result of classification used kernel-based Fisher linear discriminant

从图 3 可看出, 经过基于核的 Fisher 训练分类初步提取的道路网依然有很多的毛刺, 且出现道路和房屋相连在一起的情况, 首先标记出每个连通区域和孤立部分的面积大小, 接着根据前面提到的 3 个形状特征指数来去除非道路斑点, 然后选用长度为 2 的线性结构元素进行形态学的腐蚀、膨胀进行毛刺去除、断裂点连接, 得到最终提取结果, 如图 4 所示, 最后将提取结果与原图叠加, 如图 5 所示。



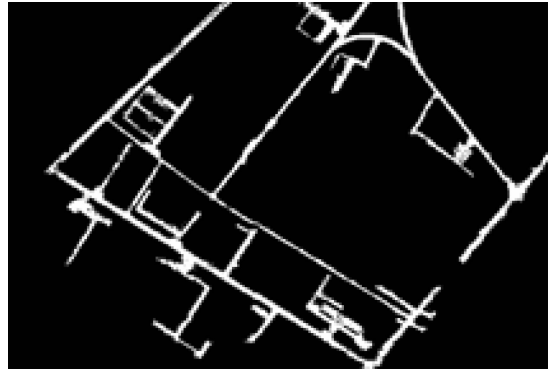
图 4 形状识别和形态学优化结果  
Fig. 4 The result after shape recognition and morphological optimization

由最后叠加的效果图可以看出, 图像中的道路大部分被提取出来且交叉道路提取效果好, 提取的道路较光滑, 但还存在少量的漏提和误提现象。



图 5 提取结果与原图叠加结果

Fig. 5 Superposition of extraction results and artwork



(c) 形状识别和形态学优化结果

### 3.2 数据 2 的实验结果与分析

数据 2 为上海某地区的 Quick-Bird 多光谱影像,分辨率为 2.3 m,对道路的主要干扰为田地、植被和小建筑物组成的村落,具体的提取结果如图 6 所示.

在数据 2 的实验中,因为数据 2 中道路的颜色和数据 1 相差不大,所以本实验无需进行样本采集,直接进行基于核的 FLD 训练分类,在最后的形态学优化部分选用了半径为 2 的圆盘型结构元素进行断裂点的连接、毛刺的去除等形态学优化操作,提取过程和最终叠加结果如图 6 所示.



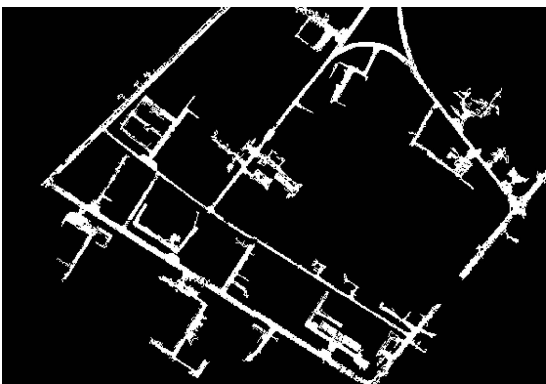
(d) 提取结果与原图叠加结果

图 6 数据 2 的提取结果

Fig. 6 Extraction results of data 2



(a) 原图像



(b) 基于核的 FLD 分类二值化结果

由图 6 可知,数据 2 中的道路全部被提取出来,且弯曲道路提取效果良好,但与数据 1 类似,有极少数的建筑物被误提取出来.

由以上两个实验的最终提取结果可知,本文所说算法对存在光谱相似的建筑物、停车场等的城区影像主干道提取率较高,提取的道路清晰,较光滑;对有田地、植被和小建筑物等干扰的乡村影像也有较好提取效果,对有一定弧度的弯曲道路也能有效的提取出来.

### 3.3 本文所提方法的评价

为了比较本文方法和传统方法的效果,本部分对数据一和数据二分别用传统的 Hough 变换<sup>[15]</sup>和分水岭阈值分割结合形状特征的方法<sup>[16]</sup>进行处理,提取效果如图 7 所示:

3.3.1 定性评价 定性评价是研究者对道路提取结果最常用的评价方法,其本质就是进行视觉分析.

将这两种方法的提取效果和使用本文方法提取的效果进行认真的比较后可以发现:直接进行 Hough 变换提取直线提取效果较好,但不可提取



(a) 数据 1 Hough 变换提取结果



(b) 数据 1 分水岭阈值分割提取效果



(c) 数据 2 Hough 变换提取结果



(d) 数据 2 分水岭阈值分割提取效果

图 7 传统方法提取效果

Fig. 7 Extraction results of traditional methods

出弯曲的、交叉的道路、提取的道路断裂和漏提的情况较严重且有少量的误提取而本文方法提取弯曲和交叉道路效果良好,道路中断裂点也较少;基于分水岭阈值分割结合形状特征进行道路提取的效果优于 Hough 变换的方法,可以提取出弯曲道路,提取出的道路也较完整但误提取较现象严重而本文所用方法只出现极少的误提取现象,由此可见本文所用提取方法效果优于以上两种方法,具体良好的鲁棒性。

3.3.2 定量评价 1998 年 Wiedemann 等提出了六个指标用来对道路提取结果的定量分析,为了对本文所提方法进行客观、准确的评价,使用其中主要的三个指标来对提取结果进行定量分析。

$$\text{正确度} = \frac{\text{正确提取的线性目标}}{\text{线性目标的总长}}$$

$$\text{冗余度} = \frac{\text{多提取的线性目标}}{\text{线性目标的总长}}$$

$$\text{遗漏度} = \frac{\text{漏提取的线性目标}}{\text{线性目标的总长}}$$

上述的目标长度均通过 matlab 程序计算所得,具体结果如表 1 和表 2 所示。

表 1 数据 1 的定量分析

Tab. 1 Quantitative analysis of the data 1

所用方法	正确度(%)	冗余度(%)	遗漏度(%)
Hough 变换	86.17	0.92	13.83
分水岭阈值分割	91.76	0.36	8.24
本文方法	94.56	0.28	5.44

表 2 数据 2 的定量分析

Tab. 2 Quantitative analysis of the data 2

所用方法	正确度(%)	冗余度(%)	遗漏度(%)
Hough 变换	86.17	0.92	11.57
分水岭阈值分割	89.32	0.78	10.68
本文方法	92.53	0.21	7.47

## 4 结 论

考虑到遥感影像道路提取具有复杂性和非线性特性,本文将核函数的理念和 FLD 结合,实现非线性样本在映射空间的线性判别分类,并将此思想用于遥感影像道路提取,将图像在 HSI 颜色空间中的颜色信息作为训练基于核 FLD 的特征向量,把图像分为道路和非道路两类,然后结合形状特征提取道路网,最后用形态学进行填补孔洞和断裂、去除毛刺等操作对提取的道路网进行优化,实验表明,本文方法对彩色图像的直线和曲线型道提

取效果良好,弥补了一些方法对曲线道路提取有限制的缺陷,但还存在以下不足:

首先本文是抽取颜色信息作为训练基于核的FLD分类的特征向量进行分类,色彩差异较大的影像需要重新特征提取,比较麻烦.

其次,因为抽取的特征种类较少容易把和道路此特征相近的地物误提取,增大后续处理的工作量,且对色调不一致或有多个色调的道路影像提取效果不理想,解决办法是进行多特征提取,如何进行多种特征抽取分类如进行纹理、颜色、光谱等综合抽取,提高初步道路网提取的准确率将是本文下一步研究的重点.

#### 参考文献:

- [1] 杨晓敏, 吴炜, 严斌宇, 等. 基于双重字典及联合特征的遥感图像超分辨率算法[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2015, 52(5): 1045.
- [2] 项皓东. 从高分辨率遥感影像中提取道路信息的方法综述及展望[J]. 测绘与空间地理信息, 2013, 36(8): 202.
- [3] 刘倩倩, 何坤, 周激流, 等. 基于局部多项式逼近的图像去噪[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2015, 52(5): 1001.
- [4] 余峰, 余洁, 简骁. 基于 Hough 变换的高分辨率遥感影像道路提取方法研究[J]. 铁道勘察, 2011, 37(5): 42.
- [5] Xu G, Zhang D W, Liu X Y. Road extraction in high resolution images from Google Earth[C]//Proceedings of International Conference on Information, Communications and Signal Processing (ICICS). Beijing, China: IEEE, 2009.
- [6] Miao Z L, Shi W Z, Zhang H. Road center line extraction from high-resolution imagery based on shape features and multivariate adaptive regression splines[J]. IEEE Geosci Remote Sens Lett, 2013, 10(3): 583.
- [7] Valero S, Chanussot J, Benediktsson J A. Advanced directional mathematical morphology for the detection of the road network in very high resolution remote sensing images [J]. Pattern Recogn Lett, 2010, 31(10): 1120.
- [8] 王国胜. 核函数的性质及其构造方法[J]. 计算机科学, 2006, 33(6): 172.
- [9] 王华, 俞金寿. 核函数方法及其模型选择[J]. 江南大学学报: 自然科学版, 2006, 5(4): 500.
- [10] Yanq J, Frangi A F, Yang J Y. KPCA plus LDA: A complete kernel Fisher discriminant framework for feature extraction and recognition [J]. IEEE Trans Patt Anal Mach Int, 2005, 27(2): 230
- [11] Liu C J, Wechsler H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition[J]. IEEE Trans Image Proc, 2002, 4(11): 467.
- [12] Bishop C M. Pattern recognition and machine learning[M]. New York: Springer-Verlag, 2007.
- [13] Shi W Z, Miao Z L, Debayle J. An integrated method for urban Main-RoadCenterline extraction from optical RemotelySensed imagery [J]. IEEE Trans Geosci Remot Sen, 2014, 52(6): 3359.
- [14] Miao Z L, Wang B, Shi W Z. A semi-automatic method for road center line extraction from VHR iImages[J]. IEEE Trans Geosci Remot Sen, 2014, 11(11): 1856.
- [15] 吕健刚, 韦春桃. 基于 Hough 变换的高分辨率遥感影像城市直线道路提取 [J]. 遥感信息, 2009(3): 15.
- [16] 蔡红玥, 姚国清. 基于分水岭算法的高分遥感图像道路提取优化方法 [J]. 国土资源遥感, 2013(3): 25.