

从航空遥感图像中自动提取主要道路*

文贡坚 王润生

(国防科学技术大学 ATR 国防科技重点实验室 长沙 410073)

E-mail: rswang@nudt.edu.cn

摘要 如果能自动地从航空遥感图像中提取出道路网,将会简化城市地物目标的分类和测量过程.该文根据城市主要道路在图像中的特性进行了模型化处理,进而提出了基于直线的、自动提取的方法.算法重点考虑到成像过程中必然引入的各种噪声,用高斯分布函数模糊化直线参数,使提取具有良好的稳健性.算法中的参数选择都是通过理论分析所得,因此,提取过程实现了自动化.实验结果表明,该方法能够从实际航空遥感图像中提取出主要道路网.

关键词 道路提取,直线提取,遥感图像分析,图像理解.

中图法分类号 TP391

随着计算机性能的提高以及图像理解技术的发展,可以利用计算机来提高城市地物目标测绘的自动程度,以便快速、及时地提供反映城市发展的数据.在城市地物目标的自动测绘中,关键问题是如何对各个目标进行分类、定位以及最后对其数据进行测量.由于城市中目标类很多,如建筑物、公园、运动场、空地、道路网等,且每个目标类结构复杂、形状各异,若采用从图像中逐个提取目标的方法,则既不科学,又难于实现.然而我们注意到,城市中的道路可以成为分析与解释城市的主要线索,城市中的道路网将其分成许多街区,每个街区中的地物目标分布常常是有规律的.因此,首先从城市遥感图像中提取出道路网,进而分析由其分割出的各街区,作相应的目标识别和测量,将会大大简化整个处理过程.

如何在实际图像中检测道路,关键问题是建立合适的道路模型.城市中不同类型的道路应有不同的模型.目前,文献中一般认为道路路面上灰度分布比较均匀,因而从图像灰度特性出发,结合道路的几何特征来建立道路模型.基于这种模型的典型方法有相关跟踪法、边缘连接法^[1]以及稳健估计的方法^[2]等,它们大多采用半自动方式.Barzohar 等人^[3]提出了一种自动提取方法,他们根据道路应遵循的 5 个假设条件来建立道路几何统计模型,然后利用最大后验概率准则估计出道路的边缘和一些其他特征.这类模型比较适合于一般道路和城市中的小街道,但不适合于作为城市主要组成部分的主要道路(或称主干道).主干道的特点是路面上有许多对相互平行的直线,如在主干道路面上有许多分道线、交通管理线、车道线,它们使得路面上灰度分布不均匀,不适合前一种模型.在现有文献中很少见到自动提取这类道路的方法,本文将致力于研究这个问题.

主要道路是一类复杂目标.复杂目标不同于一般刚体,它难以用固定的参数描述,只能用一些抽象的语句来描述.在设计识别算法时,应考虑如何用图像特征参数来证实模型中的抽象语句,故要设计一个万能的算法来完成大量复杂目标的识别是非常困难的.国内外关于识别复杂目标的论文不多^[4,5],也没有系统地提出一套识别复杂目标的方案.通过查阅一些资料并结合多年研究的实践,我们认为,虽然难以设计一个具体算法去识别大量的复杂目标,但可以按统一的流程与思路来设计一类具体目标的识别方法^[6,7]:

(1) 识别用的数据建立在中层描述符号上;

(2) 根据目标在人的印象并查看大量实际图像,总结目标在图像中的特性并由此抽象出目标的模型;

* 本文研究得到国家 863 高科技项目基金(No. 863-308-13 02(4))资助.作者文贡坚,1972 年生,博士生,主要研究领域为图像分析与理解,目标识别与测量.王润生,1941 年生,教授,博士生导师,主要研究领域为图像分析与理解,信息融合.

本文通讯联系人:文贡坚,长沙 410073,国防科学技术大学 ATR 国防科技重点实验室

本文 1999-03-09 收到原稿,1999-06-29 收到修改稿

- (3) 分析目标模型, 确定识别目标所用的主要中层描述符号, 挑选适合提取此符号的算法;
- (4) 根据模型中的每一个条件, 计算合适的特征参数来证实模型;
- (5) 用实际图像验证算法, 修改目标模型、算法以及一些参数.

本文将具体按照上述流程来提取主要道路. 本文第 1 节分析主要道路在图像中的特性及其模型, 第 2 节根据主要道路的模型, 以直线符号为基础设计了提取主要道路的算法, 第 3 节给出实验结果以及结论.

1 主要道路在图像中的特性及其模型

在讨论之前, 定义道路段为方向一致且连通的一段道路. 依据大量的实际航空遥感图像和主要道路的结构, 我们总结出主要道路在图像中的特性如下:

- (1) 主要道路是相互连通的, 且一幅图像覆盖的区域是有限的, 因此每一道路段的两端只有两种情况, 一种是与另一道路段相交, 另外一种则是延伸至图像的边界外;
- (2) 每一道路段上至少存在一对与之方向一致, 并贯穿整段街道的平行直线, 这些直线一般是道路的边线、路面上的分道线以及车道线等;
- (3) 在路面上存在少量与道路方向不太一致的直线, 如与道路方向垂直的交通管理线等;
- (4) 主要道路的路径较直, 因此每一道路段的长度不会太短;
- (5) 每一道路段路面宽度基本上一致;
- (6) 道路两侧的树木、房屋的阴影、路面上的汽车等物体的遮挡, 使得道路上的直线断开;
- (7) 路面上各分道线、车轮线、交通线等的影响, 使得路面上的灰度分布不均匀.

根据主要道路在图像中的特性, 我们抽象其模型为:

- (1) 整个道路网由一些道路段相互连接而成;
- (2) 每一道路段的模型为: ① 其长度均大于一门限, 宽度一致; ② 路面上至少有一对贯穿其平行线段, 但它们可能是间断的; ③ 路面上灰度分布并不均匀.

2 主要道路的提取方法

根据主要道路的模型, 它的提取过程大致分为两步: 第 1 步提取各道路段; 第 2 步连接道路段形成道路网. 下面分别加以讨论.

2.1 提取道路段

提取道路段是整个算法的关键. 根据道路段的模型, 它在图像上主要表现为线性特征, 故以直线为基础来设计算法. 直线的提取由我们自行开发的图像符号化、特征提取工具系统^[6]完成, 这里, 我们选用了相位滤波法^[8,9]. 整个算法的流程如图 1 所示.

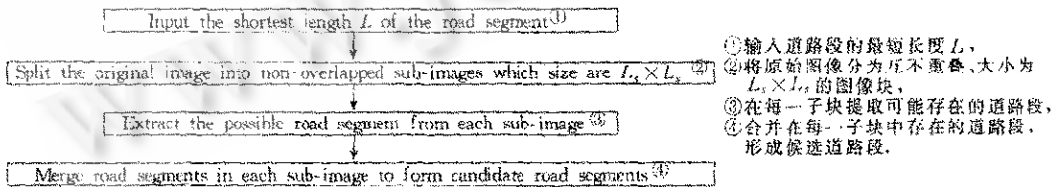


Fig. 1 The flow chart of extracting road segments
图 1 提取道路段流程图

在图 1 中, L 为道路段模型要求其最短的长度, 这样, 它能贯穿子块图像的最大尺寸为 $L_x \times L_x$, 其中 $L_x = \sqrt{2}/2 \times L$. 下面将表述算法中的两个主要部分.

A. 在每一子块图像提取道路段, 图 2 为其整个流程图.

A. 1. 将直线变换成极坐标表示.

设子块图像大小为 $L_x \times L_x$, 整个图像的中心为 (x_c, y_c) , 直线两端点坐标为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$ (如图 3 所示),

- ①用极坐标表示子块图像中的直线,
- ②将每一直线投影到极坐标中,
- ③是否存在大于门限 T_h 的点?
- ④以此点填充极坐标平面,计算其能量 E ,
- ⑤满足道路段条件,
- ⑥在子块图像中存在道路段,并计算其参数.

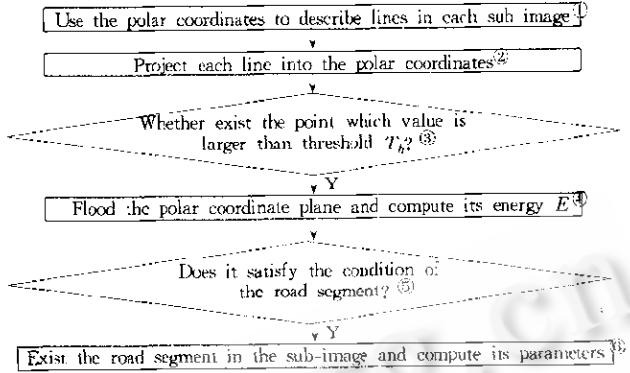


Fig. 2 Extracting the road segment from each sub-image
图2 提取每一子块图像中的道路段

变换后直线由以下参数来描述:它到图像中心的距离 d ,与水平方向的夹角 θ ,则有

$$k = -(y_2 - y_1) / (x_2 - x_1), \quad d = \frac{|y_1 - y_2 + k \times (x_2 - x_1)|}{\sqrt{1 + k^2}}, \quad \alpha = \text{atan}(k), \quad (1)$$

$\text{atan}()$ 是反正切函数,返回值 $[0, \pi)$.

$$x_{\text{cross}} = \frac{y_1 - y_2}{k} + x_1, \quad \theta = \begin{cases} \alpha & x_{\text{cross}} > x_c \\ \alpha - \pi & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

A. 2. 将直线投影至极坐标系中.

考虑到噪声和一些不确定因素的影响,提取直线的参数 (d, θ) 将不精确.我们将这些参数模糊化成服从高斯分布的连续函数.

假设子块图像共有 K 条直线,对于第 i ($1 \leq i \leq K$) 条直线,其变换后参数为 m_d, m_θ ,参数的方差与直线的长度有关^[9],具体表达式如下:

$$\sigma_d = C_d, \quad \sigma_\theta = C_\theta / \sqrt{l_i} \quad (3)$$

其中 σ_d, σ_θ 分别为 d, θ 的方差; C_d, C_θ 为常数; l_i 为直线长度.则每一条直线在极坐标平面上投影为二维高斯函数:

$$P_i(d, \theta) = \frac{l_i}{2\pi\sigma_d\sigma_\theta} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{(d-m_d)^2}{\sigma_d^2} + \frac{(\theta-m_\theta)^2}{\sigma_\theta^2}\right)\right] \quad (4)$$

为了数字化处理,应量化极坐标系,假设角度分辨率为 $\Delta\theta$,距离分辨率为 Δd ,量化后其值为 $V_i(m, n)$,则有

$$V_i(m, n) = \int_{(m-\frac{1}{2})\Delta d}^{(m+\frac{1}{2})\Delta d} \int_{(n-\frac{1}{2})\Delta\theta}^{(n+\frac{1}{2})\Delta\theta} P_i(d, \theta) d\theta dd, \quad 0 \leq m \leq M, 0 \leq n \leq N, \quad (5)$$

其中 $M = \lceil d_{\text{max}} / \Delta d \rceil + 1, N = \lceil 2\pi / \Delta\theta \rceil + 1, \lceil x \rceil$ 表示不超过 x 的最大整数, d_{max} 为所有直线到中心距离的最大值.

在极坐标中,每一点需计算以下数据:直线的投影值 $S(m, n)$,角度值 $\theta(m, n)$ 和距离值 $D(m, n)$.

$$\begin{cases} S(m, n) = \sum_{i=1}^K V_i(m, n) \\ \theta(m, n) = \frac{1}{S(m, n)} \sum_{i=1}^K V_i(m, n) m_\theta \\ D(m, n) = \frac{1}{S(m, n)} \sum_{i=1}^K V_i(m, n) m_d \end{cases} \quad (6)$$

A. 3. 检查极坐标平面上是否存在高点.

在划分图像时,要求子块图像能覆盖最短的道路段.因而若子块图像中存在候选道路段,则在极坐标平面上

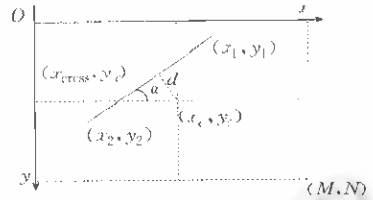


Fig. 3 Transform of line
图3 直线变换

存在一点,使得 $S(m,n) \geq T_k$, 其中(见附录):

$$\begin{cases} T_k - C_1 \times C_2 \times I_s \\ C_1 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{x_1} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}\right) dx \\ C_2 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{x_2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_2^2}\right) dx \end{cases} \quad (7)$$

我们称这样的点为高值点.

A. 4. 以高值点为种子, 填充极坐标平面, 并计算其能量.

在填充之前, 先对 $S(m,n)$ 作一处理, 令

$$S(m,n) = \begin{cases} S(m,n), & S(m,n) \geq T_k \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

其中 $T_k = 0.5 \times T_k$. 我们称 $S(m,n) > 0$ 的点为贡献点, 记与高值点相连通的贡献点区域为 R , 则其能量为

$$E_R = \sum_R S(m,n) \quad (9)$$

A. 5. 判断区域 R 是否为候选道路段, 并计算道路段参数.

理想道路段可以视为一对平行线段, 它可以用下面几个参数来描述: 线段与水平方向的夹角 $Road_\theta$, 平行线段间的距离 $Road_D$, 平行线段中心线到图像中心 (x_c, y_c) 的距离 $Road_d$, 道路段的长度 $Road_l$ 以及中心线两端点坐标 $(x_s, y_s), (x_e, y_e)$. 它们的计算方法如下:

$$\begin{cases} Road_\theta = \frac{1}{E_R} \sum_R S(m,n) \theta(m,n) \\ Road_D = D_{max} - D_{min} \\ Road_d = (D_{max} + D_{min}) / 2 \end{cases} \quad (10)$$

其中 D_{max}, D_{min} 分别为区域 R 中 $D(m,n)$ 的最大值和最小值.

中心线两端点坐标是参数为 $(Road_d, Road_\theta)$ 的直线与子块图像边界的交点, 道路段的长度为

$$Road_l = \sqrt{(x_s - x_e)^2 + (y_s - y_e)^2} \quad (11)$$

根据道路段模型, 路面上至少有一对贯穿其平行线段, 因此, 若区域 R 为候选道路段, 则要求

$$E_R \geq 2.0 \times Road_l \quad (12)$$

B. 将子块图像中的道路段编组, 形成候选道路段.

图 1 是将原始图像划分成互不重叠的图像子块, 这样会使处于子块图像交界处的短道路段不能被任何子块覆盖, 因而不能够提取出该道路段. 下面的方法可解决这一问题: 在划分原始图像时, 子块图像在长、宽上各覆盖一半, 即如图 4 所示, 先用实线划分图像, 然后再用虚线划分.

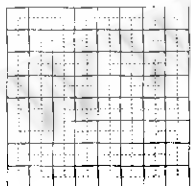


Fig. 4 Split the original image
图4 划分原始图像

在 A 部分中已经提取出各子块图像可能存在的道路段, 并得到它们的参数, 但它们大多是道路段中的一段, 并非模型中所描述的道路段. 要得到长道路段, 需将各子块图像得到的道路段进行编组, 使每一组对应于一条道路段, 因此, 编组的原则是: (1) 它们的参数 $Road_\theta$ 和 $Road_d$ 应相近; (2) 它们所在的子块图像相互连通.

每一组道路段形成一条长道路段. 长道路段的参数计算方法是:

(1) $Road_\theta, Road_d$ 和 $Road_l$ 是通过组内各道路段对应参数由它们的能量 E_R 加权平均获得; (2) 中心线两端点坐标是参数为 $(Road_d, Road_\theta)$ 的直线与包含该组所有道路段所在子块图像的最小矩形的交点, 其长度的计算见公式(11).

2.2 连接道路段, 形成道路网

由上面得到的道路段, 还存在两个问题: 一个是长度大于 L 的平行线对也将视为道路段; 另一个是道路

段的两端点坐标取不精确.要解决这些问题,需利用主要道路模型中要求各道路段是相互连通的这一条件.具体连接算法如下:

- (1) 检查每一道路段的各个端点是否靠近图像边界,其准则是道路段中心线与图像边界的交点到最近一个端点的距离不大于 $L/2$.若靠近边界,则将道路段该端点置上标志,并把该端点换成交点;
- (2) 对于每一道路段,记与之相交的道路段数目为 m .先将 m 置为 0,然后与其他道路段的中心线求交点,若交点离两道路段最近一端的距离均不大于 $L/2$ (若交点夹在道路段两端点之间,则其距离为 0),则将 m 加 1;
- (3) 若道路段两端点均置上了标志,则它两端均靠近图像边界,为一道路段;
- (4) 若道路段只有一个端点置上标志,且其参数 m 小于 1,则将它删除,并把与之相交的道路段的参数 m 减 1;
- (5) 若道路段两个端点均未置上标志,且其参数 m 小于 2,则将它删除,并把与之相交的道路段的参数 m 减 1;
- (6) 重复步骤(4)和(5),直到没有任何处理为止;
- (7) 若道路段只有一个端点 A 置上标志,且其参数 m 大于 0,则将其的另一端点置为离 A 点最远的交点;
- (8) 若道路段两个端点均未置上标志,且其参数 m 大于 1,则将道路段的两个端点置为相距最远的两个交点.

3 实验结果及结论

3.1 实验结果

我们用国内某城市的航空遥感图像测试了本文提供的方法,下面给出一些主要的实验结果.在实验中,各参数选择一致,它们是 $L=400, C_d=2.0, C_\theta=0.3, \Delta d=2.0, \Delta\theta=\frac{2\pi}{72}$.

首先演示整个算法过程,如图 5 所示.其中,图 5(a)是原始图像,尺寸为 1340×884 ;图 5(b)是从各子块图像中提取出的道路段,每一道路段由 3 条直线标示,两条边缘线(用白线标出)和一条中心线(用黑线标出);图 5(c)是合并各子块图像中的道路段,形成长的候选道路段;图 5(d)是连接道路段,形成道路网的结果,道路网用白色标出.为了使结果清楚,图 5(b)和(c)的原始图像灰度压缩为 32 级.

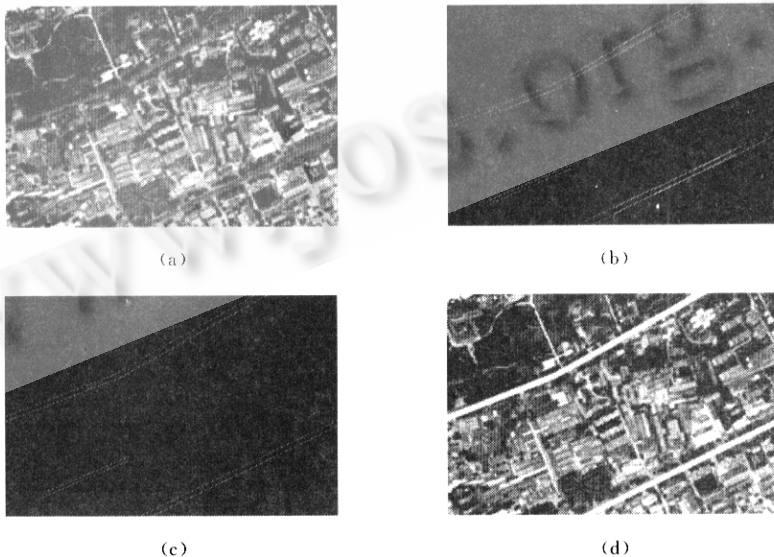


Fig. 5 Demonstrate the whole process of this algorithm

图 5 演示整个算法过程

如图 6 所示为大量图像的结果.图 6(a)和(c)分别是一幅大小为 1768×2680 的图像,图 6(b)和(d)分别是所

提取的道路网.

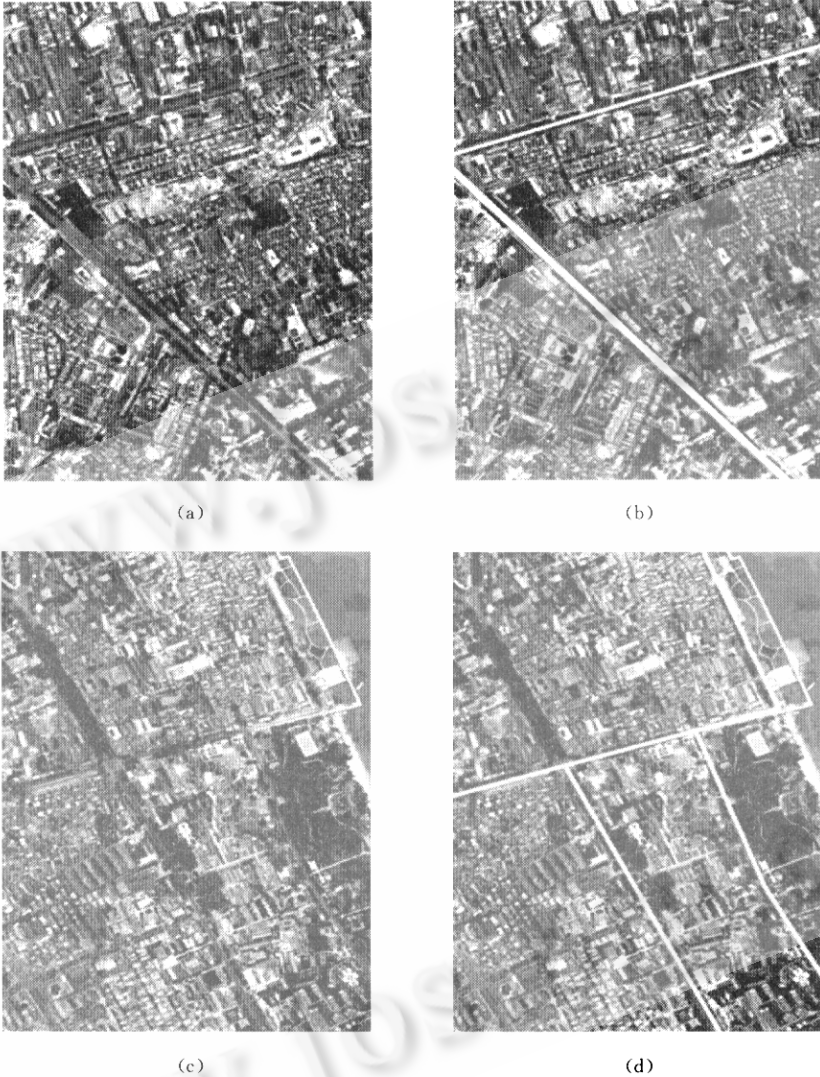


Fig. 6 Results for some large images

图 6 对一些大图像的实验结果

3.2 结 论

本文提出了一种自动地从航空遥感图像中提取主要道路的方法. 我们从图像的中层描述符号出发, 根据主要道路在图像上的特性建立了其模型, 并设计了一套完整的算法对其进行提取. 从理论和实验结果可以看出, 它有以下几个优点: (1) 设计过程中综合考虑了主要道路的理想模型和实际情况中存在的种种干扰, 因此适应范围较广; (2) 通过模糊直线的参数, 使算法对噪声不敏感; (3) 各参数的选择是从理论分析所得, 因而具有较高的自动性. 这个算法不仅可以成功地用于自动检测城市中的主要道路, 而且可以提取野外的高等级公路.

参考文献

1 Nevatia R. Babu K. Linear feature extraction and description. *Computer Graphics Image Processing*, 1980, 13(3): 257~269

- 2 Netanyahu N S, Philomin V, Rosenfeld A *et al.* Robust detection of straight and circular road segments in noisy aerial images. *Pattern Recognition*, 1997,30(10):1673~1686
- 3 Barzohar M, Cooper M. Automatic finding of main roads in aerial images by using geometric stochastic models and estimation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1996,18(7):707~721
- 4 Huertas A, Cole W, Nevatia R. Detecting runways in complex airport scenes. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1990,51(2):107~145
- 5 Huertas A, Nevatia R. Detecting buildings in aerial images. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1988,41(2):131~152
- 6 Wen Gong-jian. Research on the new way to image analysis [MS Thesis]. Changsha: National University of Defense Technology, 1997
(文贡坚. 图像分析新途径的研究[硕士学位论文]. 长沙:国防科学技术大学,1997)
- 7 Wang Run-sheng. Image Understanding. Changsha: National University of Defense Technology Press, 1995
(王润生. 图像理解. 长沙:国防科学技术大学出版社,1995)
- 8 Burns J, Hanson A, Riseman E. Extracting straight lines. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1986,8(4):425~455
- 9 Nacken P. A metric for line segments. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1993,15(12):1312~1318

附录

设直线参数为 (d, θ) , 长度为 l , 由上文中的公式(4)和(5)以及高斯函数的特性, $V_i(m, n)$ 在 $m = \left[\frac{d}{\Delta d} + 0.5 \right]$, $n = \left[\frac{\theta}{\Delta \theta} + 0.5 \right]$ ($[x]$ 表示不超过 x 的整数)时取到最大值, 且其最大值为

$$\begin{cases} V_i(m, n)_{\max} = C_1 \times C_2 \times l \\ C_1 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{(m-\frac{1}{2})\Delta d - d}^{(m+\frac{1}{2})\Delta d - d} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_d^2}\right) dx \\ C_2 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{(n-\frac{1}{2})\Delta \theta - \theta}^{(n+\frac{1}{2})\Delta \theta - \theta} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_\theta^2}\right) dx \end{cases} \quad (13)$$

为了使 $V_i(m, n)_{\max}$ 的值只与 l 有关, 我们取它的最小值, 即在式(13)中, C_1, C_2 取最小值, 它们的最小值为

$$\begin{cases} C_{1\min} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{\Delta d} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_d^2}\right) dx \\ C_{2\min} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{\Delta \theta} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_\theta^2}\right) dx \end{cases} \quad (14)$$

在式(14)中, Δd 和 σ_d 是预先给定的常值, 因此 $C_{1\min}$ 也为常量, 实际中常取 $\Delta d = \sigma_d$, 这时, $C_{1\min} = 0.3418$. 由于 σ_θ 与直线长度 l 有关, 故 $C_{2\min}$ 是变化的, 但在实际中, 常常有 $\Delta \theta \gg \sigma_\theta$, 所以取 $C_{2\min} = 0.5$.

Automatic Extraction of Main Roads from Aerial Remote Sensing Images

WEN Gong-jian WANG Run-sheng

(ATR Key Laboratory of Defense Science and Technology National University of Defense Technology Changsha 410073)

Abstract The classification and measuring procedure for geometrical objects of a city will be simplified if its main road network could be automatically extracted from aerial remote sensing images. In this paper, an automatic approach for extracting main city roads based on straight lines is developed, in which main city roads are modeled according to their characteristics in the image. The new method puts emphases on dealing with all kinds of noise from the imaging process, and uses Gaussian distribution to blur parameters of straight lines in order to ensure extraction robustness. All parameters of this method are acquired by theoretic analysis so that the extraction process is automatic. The experimental results show that the main road network can be extracted from real aerial remote sensing images.

Key words Road extraction, straight line extraction, remote sensing image analysis, image understanding.