

文章编号: 1007-4619(2008)01-0036-10

低分辨率遥感影像中道路的全自动提取方法研究

洪日昌, 吴秀清, 刘 媛, 尹 东

(中国科学技术大学 电子工程与信息科学技术系, 安徽 合肥 230027)

摘 要: 从 Marr 视觉计算理论出发, 利用低分辨率遥感影像的特点, 提出了一种基于边缘线段感知编组和动态规划跟踪线段的道路信息全自动提取方法。首先分析了低分辨率影像中道路的辐射特性和几何特性, 以得到道路模型。然后在底层处理阶段对影像进行边缘检测、无效线段去除等预处理; 中层处理阶段采用基于上下文关联的感知线段编组法得到候选道路段, 并由道路段的置信度阈值确定道路种子点; 最后在高层处理阶段提出基于动态规划的道路跟踪算法得到候选道路, 并且采用知识推理去除部分虚警。实验结果表明: (1)对图像中背景干扰较大的山区道路和复杂的城区道路网均有较好的识别效果; (2)识别过程全自动进行, 没有人工干预, 因此计算效率相比其他方法有一定的优势; (3)由不同传感器卫星获取的影像如 Landsat、SPOT、SAR 等, 算法均能进行有效识别, 具有很好的普适性和稳健性。

关键词: 道路模型; 感知编组; 动态规划; 道路提取; 知识推理; 图像理解

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引 言

近年来随着越来越多的军用和民用遥感卫星的升空, 遥感图像的应用日益增多, 使得遥感数据处理技术变得尤为重要。其中道路的精确定位和识别技术对于 GIS 数据获取和更新、数字测量、制图以及移动目标辅助识别等都具有很重要的意义, 因此备受关注。

目前遥感图像中道路识别算法主要分为带人工干预的半自动和无人工干预的全自动识别两大类。实现道路识别的关键是建立合适的道路模型。一般认为道路路面宽度一定, 灰度分布均匀, 依此建立道路模型进行识别的方法主要有, 动态规划算法, 像素与背景算子模型算法, 基于最小二乘 B 样条曲线算法和基于树结构的特征判别模型等^[1-3]。它们大多采用半自动的方法, 首先进行预处理, 然后人工给定种子点或者起始道路方向, 最后用上述算法由种子点和方向跟踪得到道路中心线。道路自动识别的算法主要是基于平行线对, 基于二值化和知识以及基于窗口模型等方法^[4-6]。如文贡坚^[4]等提出的基于

相位编组和平行线对检测的方法。算法利用相位编组在图像分割成的子块中提取道路直线段, 并用高斯分布函数模糊化直线参数增强算法稳健性, 此法对于受背景干扰出现直线断裂以及曲率较大的乡村道路提取效果一般。Baumgarner^[6]提出根据道路的辐射度和几何约束, 将基元跨过断裂重复编组成段, 不符合辐射度约束的则提取局部上下文信息进行约束。此法对存在局部道路断裂的影像提取效果较好, 若道路网交叉密集则效果不明显。上述自动识别道路的方法在特定的环境和要求下取得了一定的效果。近来也出现了利用机器学习等人工智能技术识别道路网的方法^[7,8], 因为需要用到人工标注道路样本进行学习, 理论上仍然属于半自动识别。由于道路表现形式的复杂性以及目前人工智能技术发展的限制, 因此很难提出一套通用的道路识别方案, 只能在特定的环境下建立相对有效的模型以达到较好的识别^[9-13]。

本文针对低分辨率遥感影像, 系统地提出了一种基于感知编组和动态规划的道路信息全自动提取方法, 并且在应用中取得了很好的效果。该方法根据图像理解和机器视觉的有关理论, 从低到高分三

收稿日期: 2006-09-07 修订日期: 2006-10-20

作者简介: 洪日昌 (1981—), 男, 中国科学技术大学博士生。主要研究方向为数字图像处理、计算机视觉。已发表论文 5 篇。E-mail: rjchong@mail.ustc.edu.cn

个层次进行,底层对影像进行预处理,中层采用感知线段编组确定道路种子点,最后在高层由动态规划跟踪得到候选道路。实验表明,该方法对低分辨率影像中的道路具有较好的识别效果,而且具有很好的普适性和稳健性,即对于各种传感器得到的影像如 L₇、SPOT、SAR 等均能进行有效识别,而且对于背景干扰较大的乡村道路和密集的城区道路网效果也很明显。

2 低分辨率遥感影像中主要道路的特性

要做到正确有效地在遥感影像上提取道路信息,必须充分了解道路信息在遥感图像上所表现出来的特征。对于道路信息 Vossemann 等^[14] 将其描述为几何、光度或辐射度、拓扑、功能、关联或上下文的特性。本文中归纳低分辨率遥感影像中主要道路的几何和辐射特性如下:

几何特性: (1) 道路具有一定宽度,且宽度变化不大; (2) 道路在局部有一定的曲率,但曲率不大;

道路等级越高,局部路段越接近直线,局部曲率越小; (3) 道路一般延伸到图像的边界或者到城镇等其他目标,而且由于道路两侧房屋、树木等物体的遮挡,道路上的直线常常出现断开; (4) 道路连接处经常会有立交桥等纹理比较复杂的图形。

辐射特性: (1) 道路的内部灰度局部有平均性,整体道路灰度的变化也不大,有同一性; (2) 道路线段的内部灰度与道路两旁区域的灰度一般有比较明显的差异,但在某些区域干扰比较大,没有明显差别。

3 主要道路的提取方法

按照 Marr 视觉理论,视觉从最初的原始资料(二维遥感影像)到最终对环境的表达经历了低、中、高三个层次,强调在试图解决或理解一个特定问题时明确所处理的层次是重要的。本文提出的低分辨率遥感影像中主要道路的自动提取算法也在从低到高三个层次上进行^[15]。主要包括边缘检测等底层处理,确定种子点的中层处理和道路跟踪识别的高层处理。算法流程如图 1 所示。

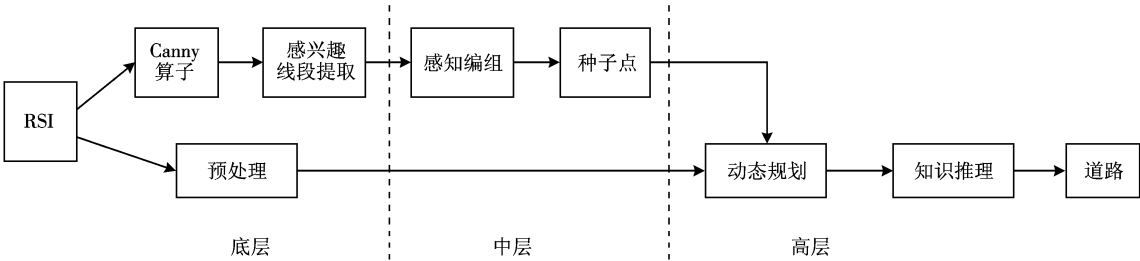


图 1 道路提取算法流程图

Fig 1 Flow chart of the road extraction algorithm

其中输入为已经过校正和去噪处理的低分辨率遥感图像。然后利用 Canny 算子提取边缘、去除无效线段、道路段感知编组、种子点确定等步骤确定种子点。借鉴动态规划思想,提出一种基于代价因子的道路跟踪算法,对得到的种子点进行道路跟踪,识别出道路线条,最后进行后处理,即根据道路的几何特性、拓扑特性和灰度特性等先验知识进行推理,去除多余的道路虚警以得到比较准确的结果。下面介绍道路的种子点定位,利用种子点跟踪得到道路和知识推理去除虚警。

3.1 道路种子点定位

道路种子点准确定位的关键是建立合适的道路模型。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。在设计道路提取算法时,应考虑如何用图像特征参数来表示模型中的抽象语句。根据上述的道路几何与辐射特性,可以得到道路的一般模型。为方便说明,先给出一些符号定义。令 R 为道路, σ_g 、 σ_c 和 σ_w 分别为灰度方差、曲率和局部道路段宽度变化阈值, S 为道路段

$$\begin{aligned} R = \{ S_i \mid i = 1, 2, \dots, n, n \in \mathbb{N} \} \\ (1) \quad \forall i \quad \text{Gray}(S_i) < \sigma_g \\ (2) \quad \text{Cur}(S_i) < \sigma_c \\ (3) \quad \text{Length}(R) > T \quad \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{Width}(S_i) - \right. \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $\text{Gray}()$, $\text{Width}()$ 和 $\text{Length}()$ 为道路段的灰度、宽度和长度; $\text{Cur}()$, $\text{Var}()$ 分别为曲率和方差计算函数。输入图像经过边缘检测等预处理得到直线感知编组的基元, 为了降低编组的复杂度, 通过一定的规则滤除一些明显不是道路边缘的线条。线段编组后, 对每一个编组进行道路置信度的确定, 并且选取道路置信度高的编组作为道路候选编组, 然后从道路候选编组中选取合适的道路种子点。

3.1.1 边缘检测

边缘检测的质量直接影响到感知线段编组的效果, 因此选用具有较高的位置精度、单像素宽度和低误率的 Canny 算子作边缘检测。Canny 滤波器由一对具有如下冲激响应的函数构成:

$$g(x) = \exp\left[-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right] \quad f(x) = \left[\frac{-x}{\sigma^2}\right] \exp\left[-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2)$$

输入图像分别在水平和垂直方向与离散 $g(x)$ 和 $f(x)$ 作卷积得到 I_x 和 I_y 计算梯度幅值 $I_m = \sqrt{I_x^2 + I_y^2}$ 然后通过最大值抑制和双阈值化得到边缘。

3.1.2 无效线段去除

通过 Canny 算子提取边缘后, 得到了大量长度很短的或曲率较大的线条。由于遥感图像上主要道路的边缘多比较平滑, 局部曲率不高, 因此需要去除掉那些很短的或者曲率较大的线条, 减少算法的复杂度和运算量。考虑到噪声和其他地物对道路边缘的干扰, 相对平直的道路边缘经常会跟其他边缘连接在一起。为更有效地提取线条, 定义线条的前端方向和末端方向, 如图 2 所示。

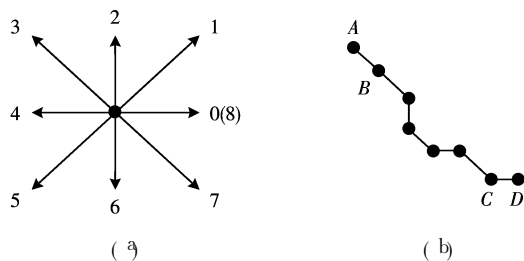


图 2 线条示意图

Fig 2 Line direction sketch map

图 2(a) 表示图像中相邻两点所形成的 8 个方向, 用数字 0—8 表示, 取方向 0 与方向 8 相同。图 2(b) 表示一条线段, 假设此线条从 A 开始跟踪, 则 AB 两点的方向定义为前端方向, CD 两点的方向为末端方向。遍历边缘图像中的边缘点, 从边缘点进行跟踪, 记录末端与前端方向差距小于阈值 δ 的线

段, 然后通过线段长度和曲率阈值去除无效线段, 最后得到有效线段集合 T' 。记 N 为边缘线段数, S 为边缘线段集合: $S = \{U \ S_i \ i=1, 2, \dots, N\}$

WHILE $\leq N$

IF $|\theta_{AB}(S) - \theta_{CD}(S)| > \delta$ DELETE S_i
 $i = i + 1$;

SET $S' = \{U \ S_i \ i=1, 2, \dots, M\} \quad (M \leq N)$

WHILE $\leq M$

$L_i = \text{Length}(S_i)$; $D_i = \text{Dist}(S_i)$; $C_i = D_i / L_i = \text{Dist}(S_i) / \text{Length}(S_i)$ (3)

IF $L_i > L$ AND $C_i < \delta$ DELETE $S_i \ i = i + 1$;

SET $T' = \{S_i \ S_i \in S' \ L_i > L, C_i < \delta\}$

式中, $\text{Length}()$ 为取得线段的曲线长度, $\text{Dist}()$ 为取得线段两端点间的直线距离, δ 和 δ 分别为角度和曲率阈值。定义一个简单的衡量线段弯曲程度的参数 C_i , 易知 $0 < C_i < 1$, C_i 越大表示线段的弯曲程度越小, 线段也越平滑, 当 C_i 的取值接近 0 的时候, 表示线段的弯曲程度比较大。

3.1.3 基于道路置信度的候选道路段编组

对于去除无效线段后得到的线段集合 T' , 提出利用层次记号编组思想进行线段编组。线段的层次记号编组不仅需要线段在图像中的像素位置信息, 还需要记录线段的其他各种属性 (附录 1), 然后根据层次记号编组原理和已经建立的道路模型, 提出基于道路置信度的编组规则 (附录 2) 进行编组。并且利用一组几何和图像特性形成约束条件, 以限制搜索空间。

层次记号编组后每条线段得到一个编组序号信息, 同一编组中线条之间以一定的置信度属于相互联系的道路边缘。置信度则基于编组线段的几何和拓扑特性来确定。记编组数目为 K , G_i 为某一包括 m 条线段的编组:

$$G_i = \{S_i \ 0 < i \leq m\}$$

$$T' = \{S_i \ S_i \in S' \ L_i > L, C_i < \delta\} \quad (4)$$

$$= \{U \ G_i \ i=1, 2, \dots, K\}$$

分别考虑编组中线段的长度, 平行线和图像边界边缘对编组成为道路候选编组的影响。记道路置信度因子向量为

$$v_i = \{\text{TotalLen}, \text{Para}, \text{Edge}\}$$

式中, TotalLen 为编组 G_i 中所有线段长度的总和, Para 为编组中平行线段的对数, Edge 为编组中靠近图像边界的线段数目。记道路置信度权值向量为 $w_i = \{\sigma, \zeta, \tau\}$ 。

道路的置信度为 P_i 。

$$\begin{aligned} P_i &= v_i \times w_i = \{ \text{TotalLen}, \text{Para}, \text{Edge} \} \times \{ \sigma, \zeta, \tau \} \\ &= \sigma \times \text{TotalLen} + \zeta \times \text{Para} + \tau \times \text{Edge} \\ \therefore P_i &= \frac{P_i}{\sum P_i} = \frac{v_i \times w_i}{\sum_{i=1}^K v_i \times w_i} \quad \exists w_1 = w_2 \dots = w_K = w \end{aligned} \tag{5}$$

式中, P_i 为归一化后的道路置信度。适当地选择 σ , ζ 和 τ 三个权值, 可以有效提高道路边缘所在编组的置信度。

IF $\hat{\rho} \leq \hat{\rho}_1 \leq 1$ accepted road edge group
ELSE IF $\hat{\rho} \leq \hat{\rho}_1 < \hat{\rho}$ uncertain road edge group
ELSE $\hat{\rho} < \hat{\rho}_1$ rejected road edge group

得到置信度后采用阈值分割的编组筛选规则确定道路种子点所在编组。 $\hat{\rho}_1$ 和 $\hat{\rho}$ 即为确定种子点编组所采用的阈值。对于置信度小于阈值 $\hat{\rho}$ 的编组将被舍弃, 其余的道路段编组都将作为道路边缘来进一步确定种子点。但是在利用知识推理去除虚警中, 由 $\hat{\rho} \leq \hat{\rho}_1 < \hat{\rho}$ 编组确定种子点并跟踪得到的道路段更容易被作为虚警去除。

3.1.4 种子点的确定

提取出包含道路边缘的编组后, 从编组的边缘线段信息出发, 确定道路种子点。种子点应该在道路的有限宽度内, 并且尽量接近道路的中心骨架线, 以增加道路跟踪的效率, 减少虚警。

对于阶跃型的道路边缘来说, 背景灰度和道路本身的灰度有较大区别。对于道路编组中的一条道路边缘线段, 需要首先确定背景灰度与道路灰度的大小关系, 如图 3 所示, 图中 A B 两点分别是已知的道路边缘线段的两端点, 图中黑色的线条为道路, 种子点提取算法的目的是根据线段 AB 的位置信息找到真正的道路内部线条 A_1B_1 。在图 3 中, 为了确定背景灰度与道路灰度的大小关系, 算法分别取点 A 和 B 的 M ($M < N$) 邻域内的平均灰度记为:

$$\begin{aligned} &\text{AveGray}(A^M), \text{AveGray}(A^N), \text{AveGray}(B^M) \text{ 和 } \text{AveGray}(B^N). \\ &\text{IF } \text{AveGray}(A^N) > \text{AveGray}(A^M) \text{ AND } \text{AveGray}(B^N) > \text{AveGray}(B^M) \\ &\quad \text{Gray_Background} > \text{Gray_Road} \\ &\text{ELSE } \text{Gray_Background} < \text{Gray_Road} \end{aligned}$$

式中, $\text{AveGray}()$ 为取平均灰度函数, M 和 N 为经验值, 一般 M 取较小值, N 则取为 $N \approx 3M$ 。确定道路与背景的灰度关系后, 在边缘线段 AB 附近寻找一条方向平行于 AB 灰度最大或最小的线段 A_1B_1 作

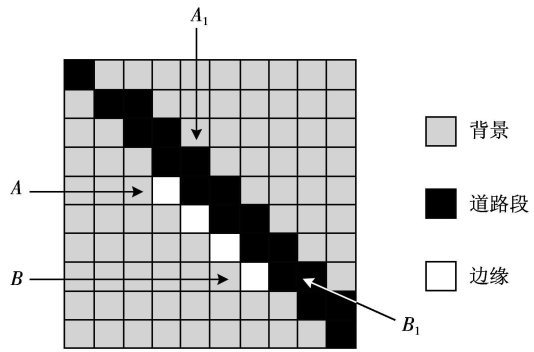


图 3 道路种子点提取
Fig 3 Locating road seeds

为道路上的线条, A_1 B_1 即为道路的种子点。其中灰度取最大或最小与道路和背景的灰度大小关系一致。

3.2 道路跟踪

基于代价因子的道路跟踪算法是利用动态规划寻求达到某一目标的最小消耗路径。算法以已确定的两个道路种子点为起点, 充分利用道路的几何特性和辐射特性, 基于道路线段设立三个代价因子组成评价函数, 对道路进行跟踪。图 4 为跟踪算法示意图, A 和 B 是已知的两个道路种子点, 根据道路局部曲率变化不大的特性, 假定 AB 直线方向上的 C 点为下一个道路点的候选点 (道路搜索步长 $\text{step} \leq 10 \text{ pixels}$), 然后在 C 点的一个邻域内搜索真正的道路点 C_1 。

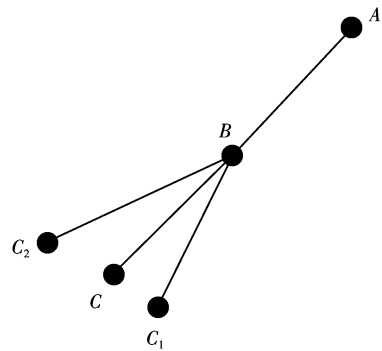


图 4 跟踪算法示意图
Fig 4 Road tracking

算法的评价函数由三个代价因子组成, 代价因子分别以 CosGray , CosDgray , CosBend 来标识, 其值均由道路线段的特性来决定^[16]。其中 CosGray 是当前线段的平均灰度与道路平均灰度差值的绝对值, 表征道路内部灰度的变化; CosDgray 是当前线

段内部灰度的绝对差,表征道路内部灰度的不均匀性; CostBend 表示当前线段偏离源直线的程度,表征了道路在局部的弯曲度。因此

$$\begin{aligned}\text{CostGray} &= | \text{AveGray}(BC_i) - \text{AveGray}(AB) | \\ \text{CostDgray} &= \sum | \text{Gray}(BC_i) - \text{AveGray}(BC_i) | \\ \text{CostBend} &= V \sin\theta\end{aligned}\quad (6)$$

式中, $\text{Gray}()$ 为取线段灰度值函数, $\text{AveGray}()$ 则为计算线段的平均灰度函数, V 是一个弯曲度常数,代表了道路的期望弯曲度;如果 V 取值过小,则不能搜索到较崎岖的道路;若 V 取值过大则容易造成高等级道路的提取结果不够平滑,因此 V 的取值应由识别道路的类型来决定; θ 为直线方向上的点与搜索点之间的夹角,如在图 4 中可视为线段 BC 与 BC_1 或者 BC_2 之间的夹角。在 C 点邻域内搜索到点 C_i 的位置,则对当前点 C_i 计算代价如下:

$$\begin{aligned}\text{Cost}_{-}C_i &= \text{CostGray} + \text{CostDgray} + \text{CostBend} \\ &= | \text{AveGray}(BC_i) - \text{AveGray}(AB) | + \\ &\quad \sum | \text{Gray}(BC_i) - \text{AveGray}(BC_i) | + V \sin\theta\end{aligned}\quad (7)$$

为了保证算法的鲁棒性,在搜索过程中采用了回溯算法。算法的具体步骤如下:

- (1) 由种子点 A 和 B 确定道路的初始平均灰度,并根据 A 和 B 的位置初步确定下个点 C 的位置;
- (2) 根据 (4) 式的道路线段特性代价算法,在 C 的邻域内确定代价最小点 C_i 的位置,同时保留代价次优点;
- (3) 进一步判断 C_i 是否为道路点,如发现代价超过一定阈值则判断跟踪错误,用上一循环过程中的次优点代替 B 点,回到第 (2) 步继续跟踪。
- (4) 如果 C_i 是道路点,则 $C=B$;
- (5) 如果 C_i 达到道路结束条件,则跳出循环,算法结束;否则令 $A=B$, $B=C$ 根据新的线段 AB 的平均灰度值更新道路的平均灰度值,回到 (2) 继续搜索下一个道路点。

回溯算法在计算候选点代价的过程中不仅保留最优优点,还保留了次优点的信息。即在道路段跟踪过程中发现代价过大,跟踪偏离道路,则自动退回上一步采用次优点进行跟踪。采用回溯算法可以大大增加算法的抗干扰性。

3.3 知识推理减少虚警

由种子点提取和道路跟踪相结合得到的主要道

路,因基于道路置信度的感知编组得到的不一定是真正的道路边缘,所以存在不少虚警。利用发现的道路的地学知识作推理,进一步分析和调整提取的道路。结合道路特征提出如下 (IF THEN) 推理准则:

(1) 道路的长度应该足够长。记图像的长宽分别为 $Width$ 和 $Height$, 道路段 S 的长度为 L_s , 长度影响因子为 $f = L_s / \min(Width, Height)$, 长度影响阈值为 δ

IF $f \times \delta < \delta \quad i=1 \text{ or } 2 \quad \text{THEN DELETE } S$

即将长度影响因子和置信度因子的乘积比较长度影响阈值的大小,小于阈值的道路段作为虚警去除。

(2) 道路的曲率不能太大,曲率包括整体和平均局部曲率。记道路段 S 整体曲率为 C 平均局部曲率为 C_s 平均局部曲率为道路分成各段后曲率的平均值,分段步长为道路搜索步长的三倍即 $Step = 3 \times Step_{-}R = 30 \text{ Pixels}$, 其中曲率的计算同 3.1.2 节。记道路段 S 曲率阈值为 δ_c :

IF $\max(C, C_s) \times \delta < \delta_c \quad i=1 \text{ or } 2$
THEN DELETE S

若道路段整体和平均曲率中之较大值与道路置信度因子的乘积小于曲率阈值,则将该道路段作为虚警去除。通常利用曲率大小可以去掉河流等引起的虚警。

(IF THEN) 推理规则充分利用道路的地学知识作为推理原则,结合确定道路种子点的置信度大小做出推理以去除虚警,可以去除由误定种子点跟踪得到的道路,使整个算法具有较好的健壮性。

4 实验结果分析

本文选取 Landsat7 (B80 波段) 的 ETM+ 遥感图像 (800×800) 进行了道路自动提取实验,图像分辨率为 15 m 。图 5(a) 为原始图像,一条主要道路穿过整幅图像,许多水体散落在图像的左上方,道路下方为小村落和大片农田。图 5(b) 为经过 Canny 算子边缘检测,并去除无效边缘后的结果,可以发现整条道路被分割成许多小段直线。其中角度和曲率阈值参数分别取 45 和 0.8 。选取道路置信度权值向量 $W = \{0.005, 0.3, 0.3\}$, 置信度阈值为 $\delta = 0.8$, $\delta_c = 0.5$ 编组得到图 5(c) 所示道路种子编组线段。图 5(d) 为跟踪种子编组线段确定的种子点得到的道路,图中主要道路被正确识别,但是河流或低等级公路作为虚警存在,通过知识推理去除虚警后得到最终识别结果如图 5(e) 所示。其中邻域范围 $M=3$, $N=9$ 弯曲度常数 $V=50$ 长度和曲率影响阈值分别

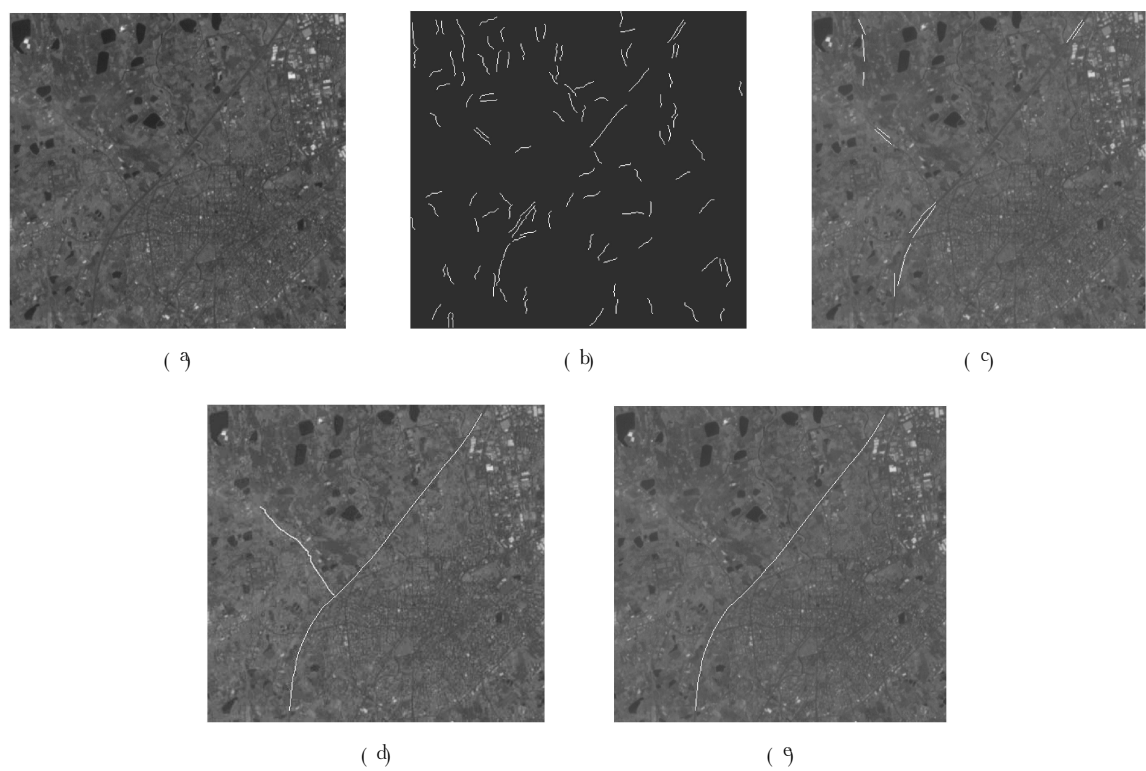


图 5 L7 图像自动提取道路过程演示图
Fig 5 Steps of road extraction algorithm in L7 landsat image

为 $\delta=0.6$ $\eta=0.25$ 。
上述阈值均为经验值。在阈值参数相同的情况下, 选用 San Diego 地区的 SPOT 图像 (800×500) 和台北地区的 SAR 图像 (600×400) 进行道路自动提取实验, 其中 SPOT 图像分辨率为 2.5m , 通过重采样使之降为 10m , SAR 图像分辨率为 12.5m 。道路提取结果如图 6 和图 7 所示。

从图中可以看出, 本文算法对于各种传感器获

取的图像都能取得较好的效果。为了更好地评估道路提取的效果, 引入“缓冲法”: 考查提取得到的道路网络与参考数据在各个道路段上是否匹配, 即两者之间的距离都不能大于给定的缓冲宽度 (Buffer Width)^[17]。参考数据为人工绘制的道路主轴线条。通过缓冲法可以确定提取出来的道路网是否完整, 以及提取得到的道路网中有多少是真正的道路。因此定义“完整性”和“正确性”作为衡量标准:

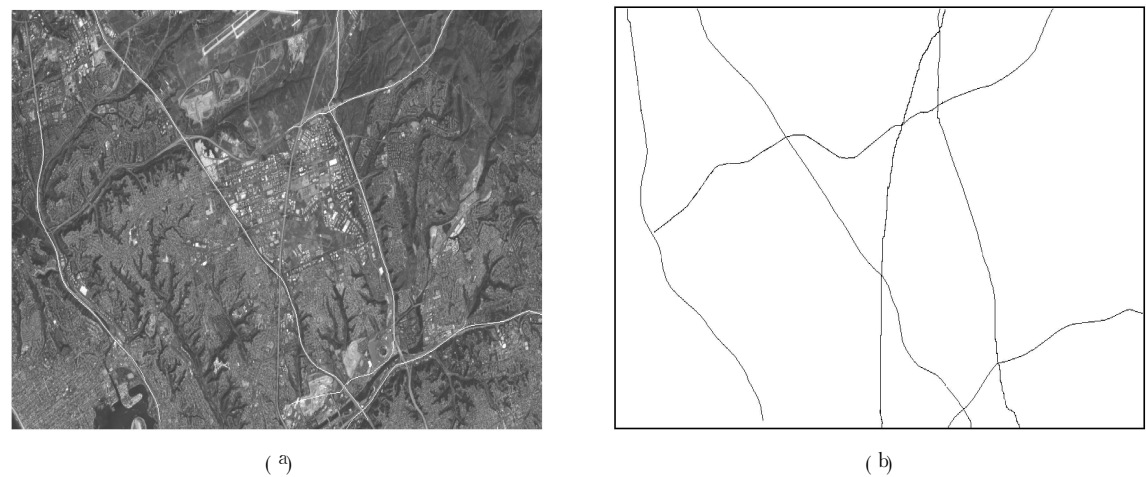


图 6 SPOT 图像道路提取结果图和参考数据
Fig 6 Extracted road in SPOT image vs reference data

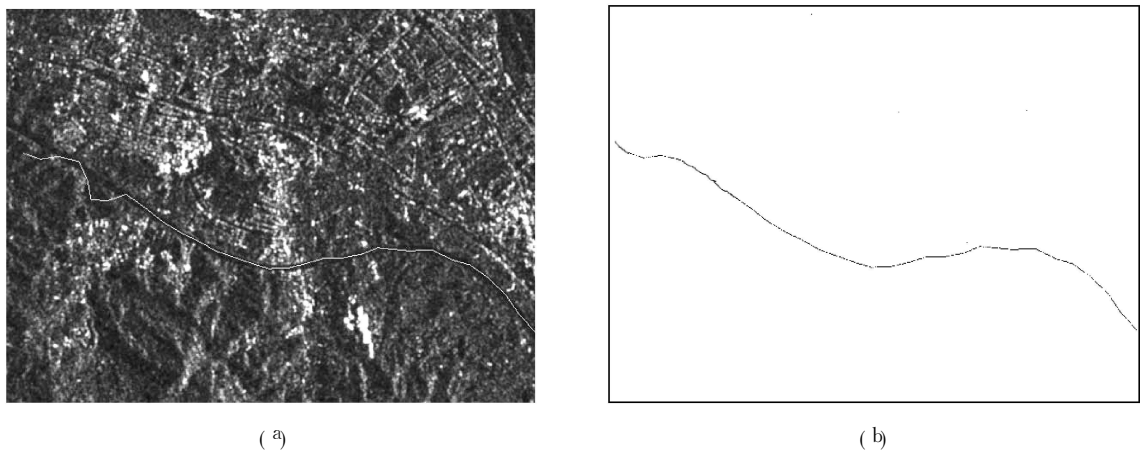


图 7 SAR 图像道路提取结果图和参考数据
Fig 7 Extracted road in SAR image vs reference data

完整性 = $\frac{\text{提取得到的道路段与参考数据的匹配长度}}{\text{参考数据长度}}$ (8)

正确性 = $\frac{\text{提取得到的道路段与参考数据的匹配长度}}{\text{提取得到的道路段总长度}}$ (9)

“完整性”定义为与提取得到的道路网络相匹配的参考数据占全部参考数据的百分比。“正确性”为提取得到的道路网络为正确道路网的百分比。L7、SPOT 和 SAR 图像的“完整性”和“正确性”见表 1。其中缓冲宽度为 3 Pixel (8 邻域距离)。

表 1 道路提取算法效果评估
Table 1 Evaluation of the road extraction algorithm

	L7	SPOT	SAR
完整性 /%	96.3	87.6	88.1
正确性 /%	98.7	93.7	91.5

完整性和正确性更加体现了本算法具有很好的普适性和健壮性,而且识别能够不需要人工干预地全自动进行。对于道路交叉密集的城区道路网和受背景影响严重的山区道路 also 具有很好的识别效果。特别是山区道路背景噪声干扰很大,提取出来的道路段经常存在断裂时,本算法只要求得到部分道路段后确定种子点,然后即可由种子点跟踪得到道路,因此对于山村道路具有很好的效果。此外,对于道路中同时存在城区和山区道路的图像识别效果也很好。

5 结 论

针对低分辨率遥感图像,本文提出了一种主要

道路的自动提取方法。其中包括基于感知编组和道路置信度确定的道路种子点定位算法,可以实现低分辨率遥感图像中的道路种子点自动定位。基于动态规划思想的道路跟踪算法,充分利用了道路在低分辨率遥感影像上的几何特性和辐射特性,道路跟踪准确程度高,速度快,抗噪性能好。运用上述算法对 L7、SPOT 和 SAR 进行道路提取实验,取得了较好的识别效果。后续的工作将围绕如何有效地实现道路段的多尺度自动识别展开。

参 考 文 献 (References)

[1] Guen A, Li H. Road Extraction from Aerial and Satellite Images by Dynamic Programming [J]. SPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1995, 50(4): 11—20.

[2] Donald G, Jedynak B. An Active Testing Model for Tracking Roads in Satellite Images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(1): 1—14.

[3] Guen A, Li H. Semi-automatic Linear Feature Extraction by Dynamic Programming and LSB-snakes [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1997, 63(8): 985—995.

[4] Wen G J, Wang R S. Automatic Extraction of Main Roads from Aerial Remote Sensing Images [J]. Journal of Software, 2000, 11(7): 957—964. [文贡坚, 王润生. 从航空遥感影像中自动提取主要道路 [J]. 软件学报, 2000, 11(7): 957—964.]

[5] Bazochar M, Cooper D B. Automatic Finding of Main Roads Aerial Images by Using Geometric Stochastic Models and Estimation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(7): 707—721.

[6] Baumgarner A. Extraction of Roads from Aerial Images Based on Grouping and Local Context [A]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing [C]. Columbus, Ohio, 1998, 32: 196—201.

- [7] Wang M, Luo J C, Zhou C H, et al. Extraction of Road Network from High Resolution Remote Sensed Imagery with the Combination of Gaussian Markov Random Field Texture Model and Support Vector Machine[J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(3): 271—276 [汪 闽, 骆剑承, 周成虎等. 结合高斯马尔可夫随机场纹理模型与支撑向量机在高分辨率遥感图像上提取道路网[J]. 遥感学报, 2005, 9(3): 271—276]
- [8] Fontier A, Zou D, Amenakis C, et al. Survey of Work on Road Extraction in Aerial and Satellite Images. Technical Report [EB/OL]. URL: <http://citeseer.nj.nec.com/fontier99survey.html> 2004-03-04
- [9] Carsten S. An Unbiased Detector of Curvilinear Structures[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Learning, 1998, 20(2): 113—125
- [10] Wang L, Hao A M, He B, et al. A Method of Roads Extraction from Aerial City Images Using D-S Theory of Evidence[J]. Journal of Software, 2005, 16(9): 1534—1541 [王莉莉, 郝爱民, 何兵等. 基于 D-S 证据理论的城市航拍道路提取方法[J]. 软件学报, 2005, 16(9): 1534—1541]
- [11] Zhang R, Wang Y, Yang R. Researches on Road Recognition in Landsat TM Images[J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(2): 220—224 [张荣, 王勇, 杨榕. TM 图像中道路目标识别方法的研究[J]. 遥感学报, 2005, 9(2): 220—224]
- [12] Miriam Am, Fernando Martinez, Margarita Torre. Road Extraction from Aerial Images Using a Region Competition Algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(5): 1192—1201.
- [13] Jia C L, Kuang G Y. Automatic Extraction of Roads from Low Resolution SAR Images[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(10): 1218—1223 [贾承丽, 匡纲要. SAR 图像自动道路提取[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(10): 1218—1223]
- [14] Voseman G, J. de Knecht. Road Tracing by Profile Matching and Kalman Filtering[A]. Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images[C]. Birkhauser Verlag, Switzerland, 1995.
- [15] Offen R J. VLSI Image Processing[M]. Beijing: Science Press, 1989.
- [16] Ren Z Q, Yin D. A Fast Algorithm for Road Searching in Medium Resolution Remote Sensing Images[J]. Journal of Geomatics, 2006, 31(1): 15—16 [任志清, 尹东. 一种中分辨率遥感影像道路的快速搜索算法[J]. 测绘信息工程, 2006, 31(1): 15—16]
- [17] Heipke C, Mayer H, Wiedemann C, et al. External Evaluation of Automatically Extracted Road Axes[J]. Photogrammetric Fernerkundung Geoinformation, 1998, (2): 81—94.

附录 1

记录的线段属性包括以下几个方面: ①线段序号和编组序号; ②线段两端点的像素坐标; ③线段中

点坐标; ④线段两端点的端点方向; ⑤线段长度; ⑥线段两端点之间的直线长度; ⑦线段的弯曲度; ⑧线段在原图像中的平均灰度; ⑨线段的平均梯度。其中线段两端点的方向是由线段上端点附近的几个点拟合而成的角度, 线段的平均梯度为 Canny 算子提取边缘时计算的梯度。

附录 2

设以线段的先后两端点表示一条线段, 线段 $L_1(P_1, P_2)$ 和线段 $L_2(Q_1, Q_2)$ 必须满足下列条件才有可能编组连接:

(1) 两线段相邻

L_2 的端点 P_2 或 Q_1 必须落在 L_1 的连接感知范围内, 感知范围是以 L_1 的中点为圆心, 以 R 为半径的一个圆, 其中 R 的值取决于 L_1 的长度及其周围线段的密度。如图 8(a) 所示, C_1 和 P_2 之间的距离必须小于 R 。

(2) 两线段共线

线段 L_1 和 L_2 之间的方向差和侧向距离都要小于预定的门限值。两线段 L_1 和 L_2 之间的侧向距离定义为由 L_2 的中点到 L_1 的垂直距离, 如图 8(c) 所示。两线段之间的方向差为两线段之间的夹角 θ , 如图 8(b) 所示。

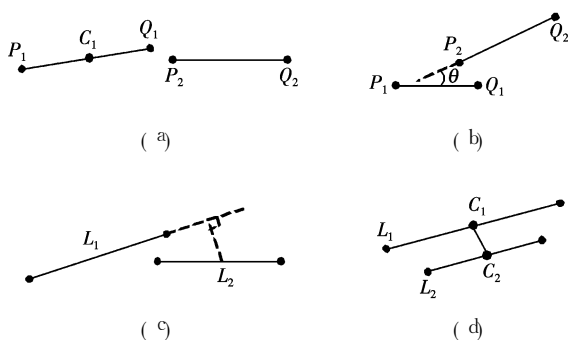


图 8 线段编组条件示意图

(a) 两线段相邻; (b) 方向差; (c) 侧向距离; (d) 两线段平行

Fig 8 Perceptual grouping of line segments

(a) adjacent (b) included angle (c) lateral distance (d) parallel

(3) 除非平行, 否则两线段不能重叠太多

如果线段 L_1 和 L_2 的夹角和侧向距离都小于一定阈值, 则认为两线段平行, 这种情况下线段可以编组, 如图 8(d) 所示。如果两线段不平行, 则两条线段不能重叠太多。

(4) 两线段有相似的平均梯度

线段 L_1 和 L_2 的平均梯度比值要接近于 1。利

用上述约束条件, 图中的每条线段都将有一组待连接的线段。所有在同一个组的线段都被赋予相同的组号, 它们都是该组线段每一端点的可能扩展。同一组里的线段进行合并, 生成一个新的线段作为新的标号进入下一层线段编组, 并改变感知半径 R 同

时编组前的原始线段信息保留。当没有新的线段被编组时, 编组结束, 完成线段层次标号编组。编组结束后, 原始的线段信息中的编组序号都被赋值, 每一个线段都将属于一个编组。

Research on Roads Automatic Extraction from Low Resolution Remote Sensing Image

HONG Ri-chang, WU Xiu-qing, LIU Yuan, YIN Dong

(Department of Electronics Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Anhui Hefei 230027, China)

Abstract: Image understanding is generally defined as the construction of explicit meaningful descriptions of the structure and the properties of the 3-dimensional world from 2-dimensional images. A conceptual framework for image understanding is based on Marr's concept of visual perception as computational process. Marr postulated a hierarchical architecture for vision systems with different intermediate representations and processing levels (low, middle and higher level vision). According to the description of Marr's machine vision theory and the characteristics of low resolution remote sensing images, this paper proposes an automatic main road extraction method, which is based on line segment perceptual grouping and dynamic programming. The method exploits the road model in low resolution remote sensing images at low level and locates the road seeds automatically by line segment perceptual grouping at middle level and then tracks the road seeds to extract the road networks by dynamic programming at high level.

Firstly we illustrate the road model in low resolution remote sensing images based on analyzing road characteristics, such as photometric, geometric, topological and contextual characteristics and so on. To increase the precision of road object recognition and to reduce the effects of noise, source images are preprocessed ahead, which include contrast stretching, edge information detection with canny operator and redundant line segments elimination. Edge detection is crucial to line segment perceptual grouping, thus canny operator is applied because of its characteristics of high position precision, single pixel width and low error rate. In the process of line segments elimination, the length and curvature of line segments are considered as the decisive factors to the elimination of redundant line segments. But the directions of the beginning and end line segments are recorded to assist the decision. At middle level, edge line segments are grouped by perceptual grouping technology based on contextual line segments to generate parent road edge line segments. After that, several road seeds are located by computing the parent road edge line segment groups. The relationship of gray value between the regions shaped by the parent road edge line segment and their background is exploited to locate the road seeds therein. Then a new road tracking approach using dynamic programming is adopted at high level. The approach introduces the concept of minimized cost route and extends the primitive segment which is formed by direct connection of road seeds to the whole road network in light of minimized cost route. Finally false alarms are eliminated by knowledge inference method, in which inference rules are attained based on the geographic characteristics of road networks in low resolution remote sensing images.

We conducted experiments on three datasets of low resolution remote sensing images, which include the Landsat (B80 band) image with 15 m resolution, the SPOT image of San Diego district with 10 m resolution and the SAR (Synthetic Aperture Radar) image with 12.5 m resolution. Correctness and completeness are introduced to make objective evaluation on the effectiveness of the method. In this way, reference data, which means the road network plotted by observer, should be defined ahead. Experimental results show that our proposed method has high correctness, especially in Landsat remote sensing image (98.7%). Meanwhile the completeness criteria gained from all the source datasets is comparatively high.

The lowest value (88.1%) appears in SAR image probably due to the speckle noises. Moreover the followings are proved by the experimental results: (1) the proposed method is effective in low resolution remote sensing images (high resolution remote sensing images can be sampled to generate its low resolution counterpart). Especially the images contain some sparse rural roads and intricate city road networks. (2) the method is completely automatic and shows better computation efficiency than others, especially compared to semi-automatic road detection methods which need human and computer interaction. (3) the method shows robustness and good performance in remote sensing images such as Landsat, SPOT and SAR.

Key words: road model; perceptual grouping; dynamic programming; road extraction; knowledge inference; image understanding