

一种新的道路描述子:对称边缘方向直方图

唐亮¹, 谢维信², 黄建军², 黄敬雄²

(1. 清华大学自动化系, 北京 100084; 2. 深圳大学信息工程学院, 广东深圳 518060)

摘要: 基于主要道路物方空间形状特征, 本文提出了一种新的特征矢量——对称边缘方向直方图, 作为较高分辨率航空影像中主要道路的特征描述。图像空间边缘像素的拓扑关系, 该矢量较好地描述了图像的主要形状属性, 并具有对于图像平移、旋转、尺度和光照变化的不变性。模糊 C-均值聚类算法的分割实验表明, 该特征矢量较好地解决了较高分辨率影像中主要道路的特征描述问题, 能有效地从实际航空影像中提取主要道路种子点。

关键词: 主要道路; 对称边缘方向直方图; 不变性; 模糊 C-均值聚类

中图分类号: P237; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 01-0007-05

A New Method for Main Roads Description: Symmetrical Edge Orientation Histogram

TANG Liang¹, XIE Wei-xin², HUANG Jian-jun², HUANG Jing-xiong²

(1. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. School of Information Engineering, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

Abstract: A new shape-based feature vector, symmetrical edge orientation histogram, for description of main roads in higher resolution aerial images is presented. Based on the topology of edge pixels in image, the proposed feature vector describes the major shape properties of images preferably, and performs invariant with respect to translation, rotation, scaling and illumination variations. Experimental results based on the fuzzy C-mean clustering algorithm show that, the proposed new feature vector gives a good solution for description of main roads in higher resolution aerial images, and can be used to extract seeds of main roads efficiently.

Key words: main roads; symmetrical edge orientation histogram; invariance; fuzzy C-mean clustering

1 引言

出于地理信息系统 (GIS) 快速获取和更新数据的需要, 二十多年以来, 由航空影像中自动提取人造结构成为一个重要的研究领域。欧洲实验摄影测量研究组织 (OEEPE)^[1] 关于三维城市模型的调查显示 85% 的相关人员对道路网络的信息很感兴趣, 使得道路提取成为该领域的重要研究方向。已有的文献中提出了大量提取算法^[2,3], 主要分为半自动和自动提取两类。半自动提取方法由人工或地图的指导提供初始道路点 (种子点), 利用决策树、动态规划等方法跟踪提取道路网络。自动提取方法的区别则在于如何自动确定道路种子点, 再进行跟踪验证。这里关键的问题是如何描述道路的特征。例如文献[4]在低分辨率的卫星或航空影像中将道路描述为线性结构, 而文献[5]则在较高分辨率的影像中将道路模型化为满足一些形状、亮度和尺寸条件的均匀区域。但这些方法大都只适应于较低分辨率影像, 或者较高分辨率影像中的一般道路, 此时道路表现为狭窄的亮带或规则的、背景简单的灰度均匀区域。而在较高分辨率的影像中, 具有重要实际意义的主要道

路其路面由于汽车、分道线、车道线等细小结构的存在亮度并不均匀, 城市区域中建筑物 (群) 的轮廓干扰了线性特征的提取, 这给主要道路的模式化特征描述带来了很大的困难。现有文献中提取这类道路的方法较为少见。Hinze 等人^[6] 分析了城市区域主要道路的特点, 结合数字地面模型 (DEM) 提出了一种综合各方面信息的全面而复杂的道路模型, 其方法是先将分道线等子结构检测出来, 再与其它特征综合判断, 但其提取过程相对复杂, 且需要 DEM 数据的辅助。

事实上, 尽管主要道路上的分道线等细小结构使道路的表面特点更加复杂, 造成一些传统的道路假设失效, 但在较高分辨率的航空影像中, 这种分道线带来的表面形状特征也正是主要道路和其它物体的关键区别, 可以用做提取的主要依据。本文在图像检索领域新近提出的边缘方向自相关图^[7] 的启发下, 提出了一种新的特征矢量——对称边缘方向直方图 (Symmetrical Edge Orientation Histogram, SEOH) 来描述主要道路的特殊形状, 并分析了该矢量对于旋转、光照和尺度变化的不变性。然后在图像分块的基础上, 依据 SEOH, 采用改进的模糊 C-均值聚类算法 (FCM) 将影像分割为主要道路区域和非

收稿日期: 2003-07-15; 修回日期: 2004-04-21

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 60172066); 国家 863 计划项目 (No. 2001AA136070)

主要道路区域. 实验结果表明, 该方法能有效地从实际航空影像中提取主要道路种子点.

2 对称边缘方向直方图

特征矢量选取是各种模式识别任务的关键问题. 通常要求描述一个待识别物体的特征矢量应该具有尽可能好的可分性、独立性和鲁棒性, 以从一定背景中快速有效地提取待识别物体. 设计一种简单有效的描述主要道路的特征矢量, 对于主要道路的提取同样是至关重要的.

2.1 特征矢量描述

物方空间中, 分析主要道路的形状特点可以发现, 主要道路的区域轮廓、分道线轮廓、车道线轮廓等在局部区域表现为一组有一定宽度的相互平行的线段. 而在图像空间中, 若将航空影像分为适当尺寸的图像子块, 在包含主要道路的子块中, 这些平行线段构成了许多具有基本相同(或相反, 若将角度范围规范化在 $[0, \pi)$ 区间中, 则仅需考虑相同方向, 以下相同) 梯度方向的、满足一定拓扑关系的边缘点群. 由此, 一种简单直接的特征矢量构造方法是将边缘点按其梯度方向累积, 主要道路轮廓边缘点群必将在与道路垂直的方向上形成一个突出的峰.

利用边缘点梯度方向描述物体形状特征的方法在图像检索中已有一些成功的应用. Jain 和 Vailaya^[8] 在边缘检测的基础上, 将边缘点按其梯度方向累积形成一种梯度方向直方图 (EDH) 用于基于形状的图像检索. 但是, EDH 仅利用了单个边缘点的信息而忽略了相邻边缘点的相互关系, 因而不能描述道路边缘点的拓扑结构. Mahmudi 等人^[7] 通过累积具有相同梯度方向且距离一定的边缘点对改进了该方法, 构造了一种边缘方向自相关图 (EOAC), 得到了更好的检索性能. 然而, EOAC 也不能准确表达主要道路边缘点群的独特形状特点, 如一条长的直线边缘也具有大量相同梯度方向且距离一定的边缘点对. 这是因为, 仅考虑距离并不足以描述边缘点对之间的拓扑关系, 还需要考虑到两点间的方位关系.

进一步分析发现, 主要道路的轮廓边缘点群具有在一定距离意义上的对称性, 即沿这些边缘点的梯度方向上, 间隔一定距离, 总可以发现其它相同梯度方向的与之对称的边缘点. 因此, 主要道路边缘点群的拓扑结构可以用对称边缘点对来描述, 该点对具有相同的梯度方向、距离在一定范围内、且连线方向与梯度方向基本一致. 在图像中检测对称边缘点对, 并按其梯度方向累积计数, 就形成了一种新的特征矢量, 称之为对称边缘方向直方图 (SEOH). SEOH 与 EOAC 的区别在于它利用相同梯度方向边缘点对之间的距离和连线方向更充分地描述了点对间的拓扑结构, 从而更好地表达了主要道路具有一组一定距离范围内的平行轮廓的独特形状特点. 综上, 特征矢量 SEOH 可由下式表示:

$$SEOH[i] = \left| \left\{ (e_k, e_l) \in Q_i : e_k - e_l = D, \overline{e_k e_l} = i \right\} \right|$$

其中: $Q_i = E_i \times E_i$, $E_i = \{e_j : e_j = i\}$, $i \in [0, \pi)$ (1)

式中 $|\{ \dots \}|$ 表示集合中元素的个数, e_j 表示图像中的边缘点, e_j 为其梯度方向. E_i 表示梯度方向为 i 的边缘点集合, Q_i 是

集合 E_i 与自身的迪卡儿乘积, D 为人为确定的距离范围, 它与图像像素地面分辨率和主要道路大致宽度有关. (e_k, e_l) 为 E_i 中任意一个点对, $e_k - e_l$ 表示点对间的欧拉距离, $\overline{e_k e_l}$ 为点对连线的方向角. 若 $e_k - e_l = D$ 且 $\overline{e_k e_l} = i$, 则 (e_k, e_l) 为方向 i 上的一个有效对称边缘点对, 各方向对应的对称边缘点对数共同描述了图像物体的形状特征. 计算过程中需要将梯度方向按一定间隔离散化, 另外考虑到梯度方向和连线方向的计算误差, (1) 式中的两个等号可以容许一定的偏差.

2.2 SEOH 的计算方法

依据式 (1), SEOH 的计算方法如下:

- step1 利用边缘检测算子计算边缘点 E 及其梯度方向 $(\theta : [0, \pi))$, 将梯度方向按一定间隔离散化.
- step2 将特征矢量 SEOH 置零, 它是一个一维矢量, 其长度为 π .
- step3 按影像分辨率和主要道路概略宽度确定对称点对距离范围 D .
- step4 依次取离散梯度方向 i , 得具有该梯度方向的边缘点集合 E_i , 考虑到梯度方向计算误差, 集合 E_i 允许有 \pm 的梯度方向偏差.
- step5 计算 E_i 中任意点对 $(e_k, e_l) \in Q_i$ 间的欧拉距离 d_{kl} 和连线方向 θ_{kl} . 若 $d_{kl} = D$, 且 $\theta_{kl} \in [i - \epsilon, i + \epsilon)$ (考虑角度计算误差, 因此容许 $\pm \epsilon$ 误差), 则计为一个有效点对. 设集合中总的有效点对数为 n_i , 则 $SEOH[i] = n_i$.
- step6 重复 step4 ~ 5, 计算 $0 \sim \pi$ 范围内所有离散梯度方向, 得特征矢量 SEOH.

上述过程中, 一个有效点对会被重复计数, 但其影响对于各点对是一致的, 因此并不改变不同方向间的对比, 第 3 节中将 SEOH 规范化, 从而消除重复计数的影响.

图 1 给出了一幅含主要道路图像块和一幅含建筑物图像块的 SEOH 矢量. 影像地面分辨率均为 0.8 米, 子块尺寸 64×64 , 取 $\epsilon = 0.1$ 弧度, $D = 1$, 距离范围为 2 - 30 个像素, 对

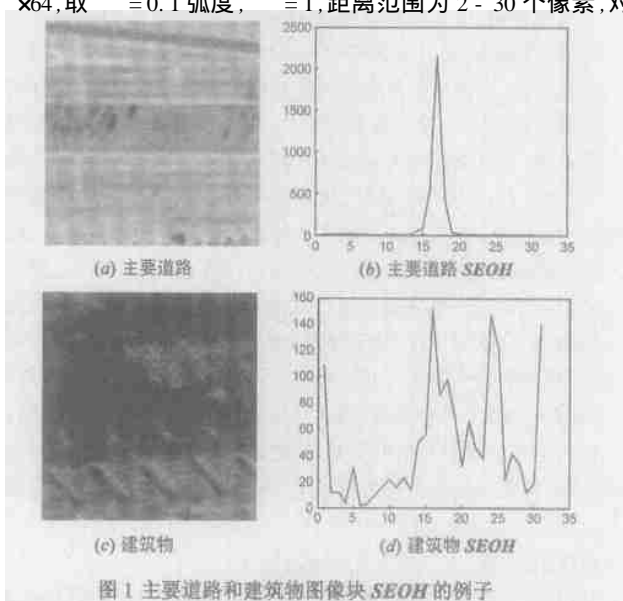


图 1 主要道路和建筑物图像块 SEOH 的例子

应地面距离 1.6 - 24 米(上述参数以下相同). 城市区域航空影像中, 建筑物(群)矩形屋顶形成的平行轮廓对道路假设的检测造成了干扰, 但从图 1 中可以看到, 主要道路的平行轮廓在 SEOH 中形成了一个突出的峰值, 而建筑物图像块的 SEOH 则出现了多个峰值(其中主要的 3 个峰值是由建筑物屋顶矩形轮廓和垂直边缘构成的), 因此 SEOH 可以较好地主要道路和建筑物(群)区分开来.

3 特征矢量规范化

为了适应不同摄影条件和不同物体位置时得到的图像, 一个好的特征矢量应该具有较好的鲁棒性, 包括对图像平移、旋转、尺度变化和光照强度变化的不变性等. 本节通过一些校正, 或称为规范化步骤来使 SEOH 具有上述的不变性. 图像平移不改变边缘点的幅度和梯度方向, 因而 SEOH 必然满足平移不变性.

3.1 平滑离散误差

为了提高计算效率, 通常希望特征矢量在保持准确描述的前提下尽可能减少信息冗余, 即矢量长度尽可能短. SEOH 的矢量长度与离散间隔 θ 有关. θ 越大, SEOH 越短, 但信息越粗略, 且容易产生离散误差; θ 越小, SEOH 越精确, 但长度增加, 计算量也随之增加. 考虑到边缘检测梯度方向的计算误差, 太小的离散间隔没有实际意义, 所以本文取 $\theta = 0.1$ 弧度, 此时 SEOH 长度为 31. 为了避免角度离散化带来的误差, 本文采用一个长度为 3 的高斯窗函数对 SEOH 进行平滑:

$$SEOH = \frac{1}{a} \cdot (SEOH \odot G) \quad (2)$$

由于角度是循环的, 这里 \odot 指循环卷积算子, a 为窗函数 G 的和. 式(2)可以消除角度离散化可能引起的 SEOH 峰值能量扩散.

3.2 尺度和光照不变性

采用固定的边缘检测算子和阈值, 尺度变化和光照强度变化都将引起图像块中总边缘像素数的变化, 进而使 SEOH 的累积值发生变化. 但边缘点的梯度方向并不改变, 因为尺度和光照变化并不改变形成边缘的不同区域间的相对位置. 因此, 可以将 SEOH 按总的对称点对数归一化来达到尺度和光照不变性:

$$SEOH = SEOH / \text{sum}(SEOH) \quad (3)$$

其中 $\text{sum}(\cdot)$ 指矢量和. 图 2 给出了一个例子, 其中第一行是图像块, 第二行是对应的 SEOH. 图 2a 与图 2b 具有相同的尺度, 但图 2b 的光照要弱得多; 图 2c 与图 2a 具有相同的场景, 但图 2c 的地面分辨率增大了一倍. 可以看到 3 者的 SEOH 形状

类似, 区别仅在于幅度不同, 式(3)所述归一化可消除这类影响.

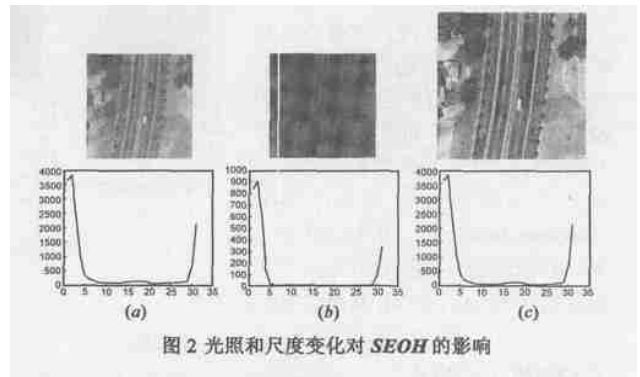


图 2 光照和尺度变化对 SEOH 的影响

3.3 旋转不变性

图像旋转或道路方向不同将造成 SEOH 的峰值不在同一个位置, 虽然它给出了道路的方向信息, 但不利于 SEOH 表达不同方向道路图像块之间的相似性和与其它属性(如建筑物)图像块之间的区别. 一种简单直接的方法是将 SEOH 的峰值平移到一个固定的位置, 本文将峰值平移至矢量中点, 即 $i = 16$ 处. 设规范化前的峰值位置为 k_{peak} (它指出了含主要道路图像子块中的道路方向), 则规范化后:

$$SEOH = \text{circshift}(SEOH(16 - k_{\text{peak}})) \quad (4)$$

式中, $\text{circshift}(SEOH, k)$ 是指将 SEOH 向右循环平移 k 个单元. 图 3 给出了几幅含不同方向主要道路的图像块(第一行)及其 SEOH 规范化前后的例子. 虽然不同方向的道路段形成峰值的不同位置(第二行), 但经规范化后(第三行)它们的 SEOH 具有很高的相似性. 值得注意的是, 图 3d 中的主要道路段受到大量树木及其阴影的遮挡, 其平行轮廓组不能得到有效检测, 造成 SEOH 峰值幅度下降, 并出现了小的旁瓣, 说

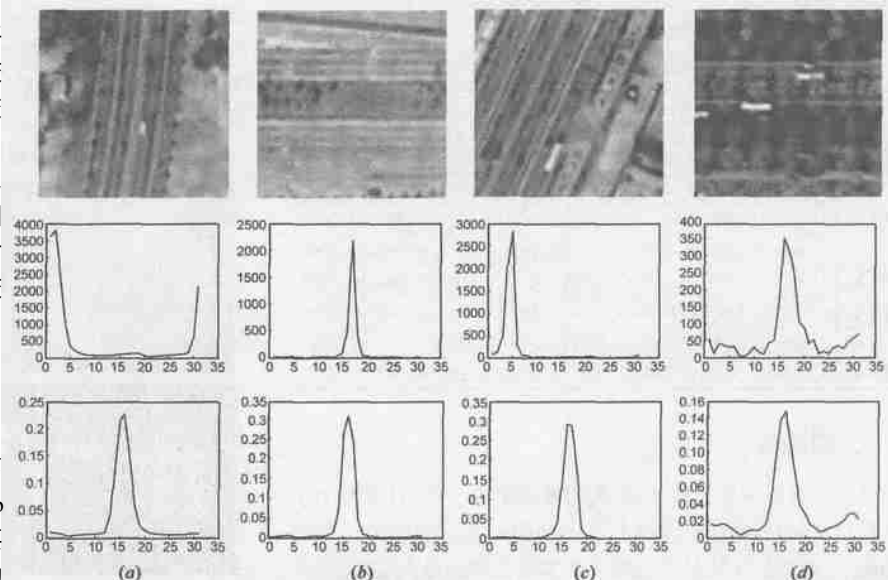


图 3 含主要道路的图像子块及其 SEOH 规范化前后的例子

明 SEOH 仅具有部分的光照不变性。

4 SEOH 的距离度量

为利用 SEOH 进行图像分割提取主要道路区域, 首先必须定义衡量各子块 SEOH 相似程度的度量。由于 SEOH 可看作一种角度范围上的直方图, 因此本文采用图像检索中用于亮度直方图匹配的直方图相交 (Histogram Intersection, HI) 算法^[9] 定义 SEOH 间的相似度量。设有 2 个子块特征矢量, $SEOH_1, SEOH_2$ 其相似程度定义为:

$$S^{HI}(SEOH_1, SEOH_2) = \frac{\min_i(\min(|SEOH_1[i]|, |SEOH_2[i]|))}{\min(|SEOH_1|, |SEOH_2|)} \quad (5)$$

式中 $|SEOH|$ 表示矢量和, 当且仅当两个矢量完全一致时其相似程度为 1。据此, 并考虑到 SEOH 已经过归一化处理 (式(3)), 本文定义 $SEOH_1, SEOH_2$ 间的距离为:

$$d^{HI}(SEOH_1, SEOH_2) = 1 - S^{HI}(SEOH_1, SEOH_2) = 1 - \min_i(\min(|SEOH_1[i]|, |SEOH_2[i]|)) \quad (6)$$

为更清楚地表明不同属性图像块 SEOH 的区别, 图 4 给出含主要道路图像块与含其它物体 (建筑物、绿地、裸地和小型湖泊等) 图像块 (第一行) 之间 SEOH (第二行) 的对比。可以看到, 其它区域的图像子块与主要道路子块的 SEOH 有较大的区别, 主要表现为其它区域中由于存在许多不同方向的对称点对, 其 SEOH 出现多个峰值且峰值幅度较低。

表 1 给出了图 3~4 中各图像子块 SEOH 间的距离, 可以看到除图 3d 外, 含主要道路图像块间 SEOH 距离较小, 而与其它类型物体子块 SEOH 间距离较大, 从数据上说明了 SEOH 的可分性。图 3d 由于大量树木和阴影的遮挡, 其 SEOH 异常, 甚至与其它类型子块 SEOH 间距离更小, 会影响基于 SEOH 提取道路种子点的效果。

表 1 各图像块之间 SEOH 的距离

	图 3a	图 3b	图 3c	图 3d	图 4b	图 4c	图 4d	图 4e
图 3a	0	0.0883	0.2477	0.3662	0.6070	0.6209	0.7086	0.5328
图 3b	0.0883	0	0.1885	0.4211	0.6262	0.6443	0.7202	0.5687
图 3c	0.2477	0.1885	0	0.4229	0.6475	0.6520	0.7221	0.5988
图 3d	0.3662	0.4211	0.4229	0	0.3125	0.3130	0.3934	0.2946
图 4b	0.6070	0.6262	0.6475	0.3125	0	0.2580	0.2440	0.3415
图 4c	0.6209	0.6443	0.6520	0.3130	0.2580	0	0.2925	0.2085
图 4d	0.7086	0.7202	0.7221	0.3934	0.2440	0.2925	0	0.3973
图 4e	0.5328	0.5687	0.5988	0.2946	0.3415	0.2085	0.3973	0

5 分割实验

为了提取主要道路区域, 先将航空影像分块, 计算每个子块的特征矢量 $SEOH_i$, 为使每个子块包含相对完整的道路段和减少计算量, 子块尺寸应略大于主要道路的最大宽度。另外为减小方块效应, 块间有 50% 重叠。依据式 (6) 定义的 SEOH 距离, 本文采用著名的非监督分类方法——FCM 算法将图像

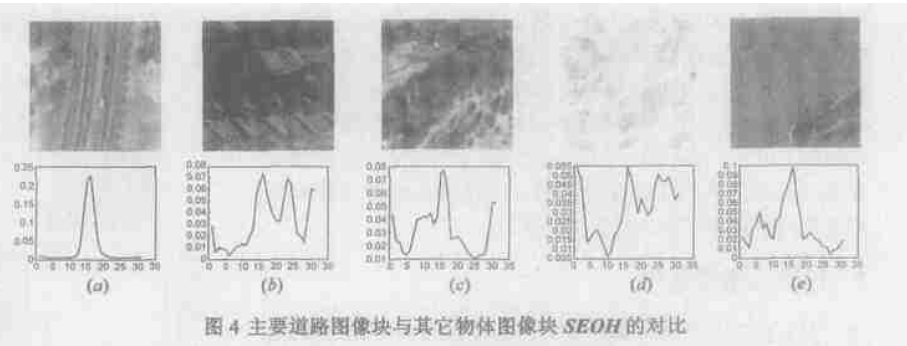
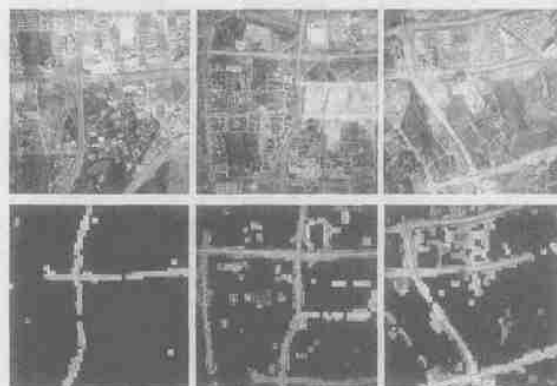


图 4 主要道路图像块与其它物体图像块 SEOH 的对比

子块分为 2 类, 一类为主要道路区域, 一类为非主要道路区域, 分类结果的类中心中, 峰值较大的一类即为主要道路区域。不过, 在实验发现, FCM 的分类结果将大量非主要道路区域划分为主要道路区域, 造成了很多误检。分析认为, 主要道路区域图像子块的 SEOH 之间相似度较高, 样本间距离较小, 且样本量 (子块数) 较少, 在特征空间中形成一个体积较小的团; 而非主要道路区域子块的 SEOH 散布较广, 且样本量较多, 因此该类的样本团在特征空间中体积较大。Bezdek^[10] 指出, 对于团状的、每类样本数相差较大的数据集, FCM 有对数据集进行每类所含样本数都相等的划分趋势, 导致了可能把较大样本量的类中的样本误分到含有较小样本量的类中, 使得聚类中心位置与实际的聚类中心位置偏差较大, 很难得到正确的分类。因此, 本文采用一种顾及数据空间分布特性的改进 FCM 算法 (NLFCM)^[11] 进行分类。NLFCM 借助加权 Voronoi 图的概念, 为“空间大小”不等的类加以不同的权值, 使各类在加权距离的意义上“空间大小”趋于相近, 进而以加权距离对样本集做非线性模糊划分。图 5 给出了几个实际的实验, 图中上面一行为三幅国内某城区的航空影像, 下面一行为 NLFCM 分割提取主要道路区域的结果。可以看到绝大部分主要道路片断得到了有效提取。虽然有一部分道路段由于树木、阴影的遮挡 (a 图左端部分、b 图左上角和左下角部分、c 图左中部分) 或道路子结构不明显 (a 图右下角部分) 等原因没能形成峰值较强的 SEOH 而导致漏检, 并且还有一些次级道路因较强的线性而产生误检, 但得到的结果为整个主要道路网络的提取提供了良好的初始条件。更为全局意义上的跟踪和连接



(a) 影像一及其实验结果 (b) 影像二及其实验结果 (c) 影像三及其实验结果

图 5 基于 SEOH, 利用 NLFCM 分割提取主要道路片断

判断可以补偿漏检的道路段,也可去除较短且方向不连贯的误检道路段。值得注意的是,本文方法不仅提供了主要道路种子点的位置,各图像子块 SEOH 的峰值坐标 k_{peak} 还表明了道路的方向,这对于后续的跟踪处理极为有利。

6 小结

在图像检索领域边缘方向自相关图的启发下,本文提出了一种对称边缘方向直方图描述主要道路特征,用于描述较高分辨率航空影像中主要道路的形状特征。SEOH 较好地描述了图像边缘点的拓扑关系,并具有对于图像平移、旋转、尺度和光照强度变化的不变性。利用 FCM 分割的实验表明,该方法能在较高分辨率影像中为城市区域主要道路自动提取提供良好的初始条件(种子点位置和道路方向)。SEOH 是一种基于局部区域分析的特征矢量,在此基础上,利用一定的跟踪算法并综合全局化的道路结构信息和多尺度信息,可以进一步得到主要道路的完整网络和更加准确的位置,这一部分内容将另文阐述。

参考文献:

- [1] C Fuchs, E Gülich, W. F rstner. OEEPE Survey on 3D-City Models [Z]. Frankfurt:OEEPE Official Publication, Bundesamt f ü Kartographie und Geodäsie. 1998, (35) :9 - 123.
- [2] 史文中,朱长青,王昱.从遥感影像提取道路特征的方法综述与展望[J].测绘学报,2001,30(3):257 - 262.
- [3] 林宗坚,刘政荣.从遥感影像提取道路信息的方法评述[J].武汉大学学报(信息科学版),2003,1:90 - 93.
- [4] F Tupin, H Maître, etc. Detection of Linear Features in SAR Images: Application to Road Network Extraction[J]. IEEE Trans On Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(2) :434 - 453.
- [5] J Trinder, Y Wang. Knowledge-Based Road Interpretation in Aerial Images[A]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing [C]. stuttgart, germany: GIIC. 1998, 32(4) ,part 1 :635 - 640.
- [6] S Hinz, A Baumgartner. Automatic Extraction of Urban Road Networks from Multi-View Aerial Imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Feb. 2003, 58(1 - 2) :83 - 98.
- [7] F Mahmoudi, J Shanbehzadeh, et a. Image Retrieval Based on Shape Similarity by Edge Orientation Autocorrelogram[J]. Pattern Recognition, 2003, 36:1725 - 1736.
- [8] A K Jain, A Vailaya. Image Retrieval Using Color and Shape[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(8) :1233 - 1244.
- [9] M J Swain, D H Ballard. Color Indexing[J]. International Journal of Computer Vision, 1991, 7(1) :11 - 32.
- [10] J C Bezdek. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms [M]. New York, Plenum Press, 1981.
- [11] 唐亮,黄培之,谢维信.顾及数据空间分布特性的模糊 C-均值聚类算法研究[J].武汉大学学报(信息科学版),2003,4.

作者简介:



唐亮 男,1975年4月生于四川达州,2004年于西安电子科技大学获工学博士学位,当前主要研究兴趣为计算机视觉、图像处理、模式识别等。E-mail:tl@singhua.edu.cn.



谢维信 男,深圳大学信息工程学院教授、博士生导师、深圳大学校长,主要从事信号和图像处理、智能信息处理、模糊信息处理等方面的研究,已发表学术论文百余篇,出版学术专著数部,并获多项科研奖励。