

# 基于 D-S 证据理论的城市航拍道路提取方法\*

王莉莉<sup>†</sup>, 郝爱民, 何兵, 赵沁平

(北京航空航天大学 计算机学院, 北京 100083)

## A Method of Roads Extraction from Aerial City Images Using D-S Theory of Evidence

WANG Li-Li<sup>†</sup>, HAO Ai-Min, HE Bing, ZHAO Qin-Ping

(School of Computer Science, BeiHang University, Beijing 100083, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-10-82317645 ext 827, E-mail: lily\_w@vrlab.buaa.edu.cn, <http://vrlab.buaa.edu.cn>

Received 2004-05-31; Accepted 2004-09-29

Wang LL, Hao AM, He B, Zhao QP. A method of roads extraction from aerial city images using D-S theory of evidence. *Journal of Software*, 2005,16(9):1534-1541. DOI: 10.1360/jos161534

**Abstract:** An approach is presented to extract roads from aerial city images based on the Dempster-Shafer evidence theory. A road model is a priori constructed. Aerial images are divided into sub-blocks from which regions consisting of 8-connected pixels with similar gray scales are obtained, and regions with relatively big areas are selected as candidate road segments. Then Dempster rule is applied to compute the fusion of basic probability assignment functions (BPAF) defined respectively on the features extracted from the candidate road segments and on the original road model. Finally, the BPAF fusion is utilized to find the conclusive road segments and these road segments are connected and pruned to form the de facto roads. Experimental results demonstrate the ability of the D-S evidence theory based approach to accurately extract roads from aerial city images.

**Key words:** road extraction; road model; evidence theory; object recognition; image understanding

**摘要:** 针对有复杂场景的城市航拍图像,提出了一种基于 D-S 证据理论的道路提取方法。首先建立道路模型;然后将图像分块,建立灰度连通集,并选取子图像中较大的灰度连通集作为候选道路段;根据道路模型从候选道路段中提取特征来定义多个概率分配函数 BPAF(basic probability assignment functions),并使用 Dempster 合成法则对其进行合成,识别出道路段;最后将已识别出的道路段进行合并,排除错误路段,形成道路。实验结果证明了这一方法的有效性。

**关键词:** 道路提取;道路模型;证据理论;目标识别;图像理解

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

\* Supported by the National Grand Fundamental Research 973 Program of China under Grant No.2002CB312105 (国家重点基础研究发展规划(973))

作者简介: 王莉莉(1977 - ),女,陕西西安人,博士,讲师,主要研究领域为虚拟现实;郝爱民(1968 - ),男,副教授,主要研究领域为虚拟现实,数据库;何兵(1971 - ),男,博士,副教授,主要研究领域为多传感器数据融合和分类;赵沁平(1948 - ),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为虚拟现实,人工智能。

随着数字图像处理技术的发展,航拍图像的处理在地图制作、视觉导航、虚拟现实等领域都有着重要的应用.在航拍图像中,道路是一类非常重要的特征,同时在道路提取的基础上还可以将大幅的航拍图像划分成小块的区域,从而为进一步进行建筑物等较细特征的识别提供便利条件.

目前,道路提取的方法主要有基于边缘提取的方法、基于求解优化问题的方法、基于统计-几何模型的方法和基于地图匹配的方法.基于边缘提取的方法<sup>[1,2]</sup>是在灰度图像中提取边缘信息,然后对边缘信息进行分组等处理,进而达到道路提取的目的.这种方法对特征较为简单的乡村航拍效果很好,而对于一般的城市航拍,由于密集建筑物群和其他地物的存在,大大增加了边缘信息的数量,使得分组变得非常困难.在基于求解优化问题的方法中最常使用的是基于 snake 模型(动态轮廓模型)<sup>[3]</sup>的方法.Snake 方法是一种有效的目标轮廓提取方法,但使用 snake 模型必须解决两个问题:一是定义合适的能量方程;二是给出与目标轮廓距离较近的初始值.现有的基于 snake 模型的道路提取方法根据对道路特征的抽象,确定出不同的道路模型,借助道路模型定义不同的能量方程,而对初始值的给出没有一个较好的方案,一些方法手工给定初始值.基于统计-几何模型的方法<sup>[4]</sup>是根据道路的宽度、灰度分布等特点建立道路的几何模型,将图像分成小块,通过使用基于 Gibbs 分布和 Gauss 分布等概率模型计算后验概率,进行比较,从而达到搜索道路的目的.该方法相对于前面的方法而言具有较高的稳定性,但需要确定的参数较多,实用性受到了一定的限制.基于地图匹配的道路提取<sup>[5]</sup>是在已有与航拍图像相对应的地图的情况下,将航拍图像与地图信息相匹配,发现新路,并在地图中进行添加该内容的过程.

上述方法各有利弊,但都不能很好地解决从单张城市航拍图像中提取道路的问题.城市航拍图像中的道路区域影像有着一些明显的特点,本文正是从这些特点入手,确定道路模型,选取候选路段,并完成候选路段是路或非路的判别,以达到道路提取的目的.由于在进行道路段的识别过程中使用了多个特征,这些特征都具有一定的不确定性,因此,本文将 D-S 证据理论应用于道路识别中,提出一种基于 D-S 证据理论的城市航拍图像的道路提取方法.实验结果证明了这一方法的优越之处和有效性.

## 1 Dempster-Shafer 证据理论

Dempster-Shafer 证据理论<sup>[6]</sup>是由 A.P. Dempster 首先提出,并由 G. Shafer 进一步发展起来的一种处理不确定性的理论.在 D-S 证据理论中,首先将待识别对象所有可能结果的集合所构成的空间定义为识别框架,记作  $\Theta$ ,并把  $\Theta$  中所有子集组成的集合记作  $2^\Theta$ .对于  $2^\Theta$  中任何假设集合  $A$ ,有  $m(A) \in [0,1]$ ,并且

$$m(\emptyset) = 0, \\ \sum_{A \in 2^\Theta} m(A) = 1,$$

其中,  $\emptyset$  为空集,  $m$  称为  $2^\Theta$  上的概率分配函数(basic probability assignment functions,简称 BPAF),  $m(A)$  称为  $A$  的基本概率数.

D-S 证据理论定义了信任函数  $Bel$  和似然函数  $Pls$  来表示问题的不确定性,即

$$Bel \ 2^\Theta \rightarrow [0,1], \ Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), \\ Pls \ 2^\Theta \rightarrow [0,1], \ Pls(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B).$$

在有多证据存在的情况下,可以使用 Dempster 合成法则对多个 BPAF 进行合成,即

$$m(A) = K^{-1} \times \sum_{\bigcap_{i=1}^n A_i = A} \prod_{i=1}^n m_i(A_i),$$

其中  $K = \sum_{\bigcap_{i=1}^n A_i \neq \emptyset} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)$ ,  $m_1, m_2, \dots, m_n$  为  $n$  个 BPAF.

## 2 基于 D-S 证据理论的城市航拍图像道路提取方法

### 2.1 道路模型

Barzohar 等人<sup>[4]</sup>对道路特征做了描述,在此基础上,根据城市航拍图像中道路区域的特点,本文对道路的特

征进一步描述如下:道路由有限个道路段互相连接而成;每个道路段内的灰度变化较小,但允许路面有汽车等高频信号的出现;每个道路段都具有自己的方向,且方向应与该道路段所处的局部图像的主要方向具有一定的相似性;每个道路段在一定程度上符合长方形与局部图像相交所形成的模板;相邻道路段之间的宽度变化较小;相邻道路段之间的方向变化较小;相邻道路段之间应该连接。

为了方便说明道路模型,先给出一些符号的定义.令  $R$  为道路;令  $s_i$  为道路段;令  $I$  为整幅图像,  $I_k$  为  $I$  的第  $k$  块子图像,  $\bar{v}_k$  为  $I_k$  的主要方向;令  $p$  为单个像素;令  $P_k$  为  $I_k$  中的像素集合;那么,本文使用的道路模型为

$$R = \{s_i, i = 1, 2, \dots, n, n \in \mathbb{N}\}.$$

$$P_k = \{p_{ij} \mid p_{ij} \in I_k, I_k \subseteq I, i, j, k \in \mathbb{N}\}.$$

$$s_i = \begin{cases} P_k, & \text{if } P_k \text{ satisfies the criterion } T \\ \emptyset, & \text{otherwise} \end{cases}.$$

$T$ :

- 1)  $gray(p_{ij}) \sim gray(p_{xy}), |x-i|+|y-j| \neq 0, |x-i| \leq 1, |y-j| \leq 1, i, j, x, y \in \mathbb{N}$ ;
- 2)  $\bar{v}_k \sim \bar{v}_{I_k}$ ;
- 3)  $f_k \approx 1$ ;
- 4)  $\bar{v}_k \sim \bar{v}'_k, \bar{v}_k \sim \bar{v}''_k$ ;
- 5)  $w_k \sim w'_k, w_k \sim w''_k$ ;
- 6)  $\|P_k - P'_k\| \approx 0, \|P_k - P''_k\| \approx 0$ .

其中,  $gray()$  为获取像素灰度的函数;  $\bar{v}_k, o_k(x, y), w_k, f_k$  分别为  $P_k$  的方向、中心、宽度、填充度;  $I'_k, I''_k$  为  $P_k$  的相邻子图像,  $\bar{v}'_k, o'_k(x, y), w'_k, f'_k, \bar{v}''_k, o''_k(x, y), w''_k, f''_k$  分别对应  $I'_k, I''_k$  中像素集合  $P'_k, P''_k$  的方向、中心、宽度、填充度;  $\sim$  为通用的相似符号,对不同的对象有着不同的相似性度量,在具体算法中将有所体现;  $\| \|$  为计算两像素集中的像素之间的最小距离的符号。

### 2.2 提取方法

本文将道路提取归结为对候选道路段是路或非路的分类问题.首先将图像分块,选取候选道路段;然后根据道路模型定义多个 BPAF 来表示多个特征,为各个候选道路段计算概率分配数;使用 Dempster 合成法则进行合成,结果数据将借助一定的判决准则进行候选道路段是路与否的决策;最后合并所有道路段,排除错误路段.图 1 给出了基于 D-S 证据理论的城市航拍图像道路提取的过程。

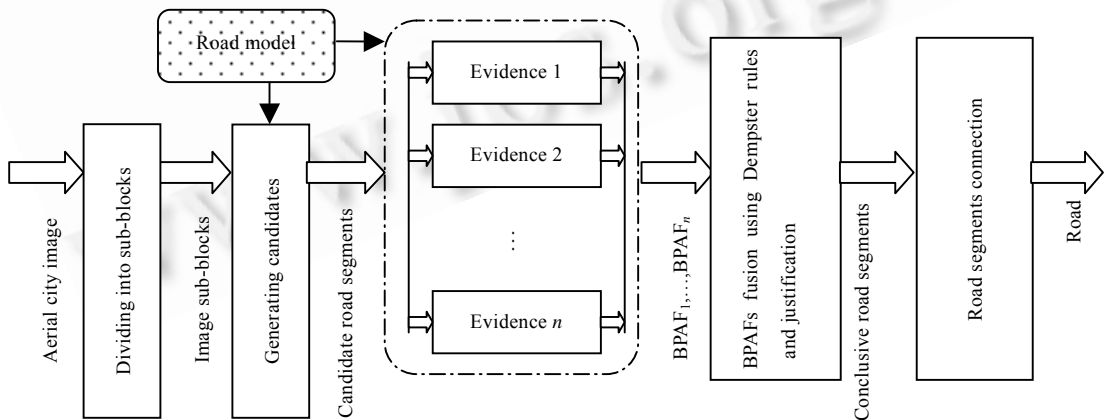


Fig.1 Roads extraction from aerial city images using D-S theory of evidence

图 1 基于 D-S 证据理论的城市航拍图像道路提取过程

#### 2.2.1 选取候选道路段

根据道路模型,道路段是构成道路的基本元素,每一个独立的道路段都存在于局部图像中,所以对整张航拍

图像进行了均匀分块,在子图像中寻找候选道路段,分块的大小一般取所要提取道路段宽度的 6~10 倍.在城市地区中,由于建筑物分布较为密集,且各个建筑物的颜色、形状有很大的区别,所以子图像中建筑物所在区域的灰度变化剧烈,而道路所在区域的灰度变化比较平缓,并且对灰度变化较小的单个建筑物而言,道路段是面积较大的人造地物,因此,在选取候选道路段时,根据  $T$  中的像素灰度相似性要求,将灰度差值小于一定阈值的相邻像素所组成的集合定义为灰度连通集,并将子图像中像素数较大的灰度连通集作为候选道路段.

灰度连通集的生成分以下几个步骤:

Step 1. 初始化.为图像中的每一个像素  $p_{ij}$  分别建立分组标志位  $u$ ,  $u=0$  表示该像素未被划分在任一灰度连通集内,  $u=1$  表示已被划分,初始时所有标志位设置为 0.

Step 2. 按照先列后行递增的顺序,依次对  $p_{ij}$  进行处理:如果  $u=1$ ,重复 Step 2,否则将  $p_{ij}$  添加到一个新的灰度连通集中,将  $u$  置为 1,并将当前灰度连通集的像素数  $num$  置为 1.用  $v$  指示当前灰度连通集内要进行相邻像素检查的像素序号,令  $v=1$ .

Step 3. 当  $v \leq num$  时,对当前灰度连通集内的第  $v$  个像素进行处理,即对所有与该像素相邻的像素进行检查,当某一相邻像素与当前的灰度差小于预先设定的阈值时,将该相邻像素加入当前灰度连通集中,并把与之对应的  $u$  置为 1,  $num=num+1$ .当所有相邻像素都检查完以后,  $v=v+1$ .重复 Step 3 直到  $v > num$ ,返回 Step 2.

为了排除道路段中汽车等影像的干扰,需要对灰度连通集作进一步处理.按照像素个数对灰度连通集进行排序,对所有像素数小于一个给定值的灰度连通集进行噪声检查,即判断该灰度连通集中的像素进行一次八方膨胀操作后所得到的所有新像素是否属于同一个灰度连通集,如果属于,则判断当前灰度连通集中的像素为图像噪声,将这些像素的灰度值置为膨胀操作得到所有的新像素的灰度平均值,并将两个灰度连通集进行合并.

令  $P'_k$  为  $I_k$  中的第  $t$  个候选道路段,可计算  $P'_k$  对应的  $\vec{v}'_k, o'_k(x, y), w'_k, f'_k, I'_k$  和  $I''_k$ .以  $P'_k$  中所有像素为样本进行主成分分析(principal component analysis),  $\vec{v}'_k$  为与最大特征值相关的特征向量,  $o'_k(x, y)$  为样本均值.将  $[o'_k(x, y), \vec{v}'_k]$  称为  $P'_k$  的主轴,那么  $w'_k$  为  $P'_k$  沿其主轴方向的平均宽度,  $f'_k$  为  $P'_k$  对于以  $[o'_k(x, y), \vec{v}'_k]$  为中轴线、以  $w'_k$  为宽度的长方形与子图像相交所得到的模板的填充率,  $I'_k, I''_k$  为与  $P'_k$  的主轴延长线相交的相邻子图像.

### 2.2.2 BPAF 的定义

本文将所有候选道路段作为待识别对象,定义识别框架  $\Theta_s$ :

$$\Theta_s = \{Y, N\},$$

其中  $Y$  表示是道路段,  $N$  表示非道路段,因此  $2^{\Theta_s}$  的非空子集包括  $\{Y\}, \{N\}, \{Y, N\}$ .下面根据道路模型定义 BPAF.

道路段一般在子图像中面积较大,在沿着道路的方向有很多边缘存在,所以经傅立叶变换后得到的高能量分布的方向应与原候选道路段方向垂直<sup>[7]</sup>.我们把子图像的傅立叶谱在楔形内能量特征所体现的方向称为该子图像的主要方向,记作  $\vec{v}_{I_k}, \vec{v}'_{I_k}$  由如下公式计算:

$$\vec{v}'_{I_k} = PCA(bw(\log(|fft(I_k)|))).$$

其中  $fft$  为傅立叶变换函数,  $\log$  为自然对数函数,  $bw$  为二值化函数,结果为非零像素的位置.候选道路段  $P'_k$  的方向  $\vec{v}'_k$  与  $\vec{v}'_{I_k}$  的夹角越接近  $\pi/2$ ,  $P'_k$  是道路段的可能性就越大,反之亦然.设有一方向矢量  $\vec{v}_{I_k}$ , 有  $\vec{v}'_k \perp \vec{v}_{I_k}$ , 因此可以用  $\vec{v}'_k$  和  $\vec{v}_{I_k}$  夹角的余弦作为 BPAF1:

$$m_1(\{Y\}) = \frac{|\vec{v}'_k \cdot \vec{v}'_{I_k}|}{|\vec{v}'_k| \times |\vec{v}'_{I_k}|} \times (1 - \alpha_1),$$

$$m_1(\{N\}) = \left(1 - \frac{|\vec{v}'_k \cdot \vec{v}'_{I_k}|}{|\vec{v}'_k| \times |\vec{v}'_{I_k}|}\right) \times (1 - \alpha_1),$$

$$m_1(\{Y, N\}) = \alpha_1.$$

其中  $\alpha_1 \in S, S = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_n\}$  为多条证据不确定度的集合,其值可根据各条证据对判别的重要性和准确性,依经验给出.

对于每一个候选道路段  $P'_k$ , 填充度  $f'_k$  越大,  $P'_k$  中的元素分布越有规律,  $P'_k$  是道路段的可能性也越大;而  $f'_k$

越小,  $P'_k$  中的元素排列越越乱,  $P'_k$  是道路段的可能性也越小, 于是有 BPAF2:

$$\begin{aligned} m_2(\{Y\}) &= f'_k \times (1 - \alpha_2), \\ m_2(\{N\}) &= (1 - f'_k) \times (1 - \alpha_2), \\ m_2(\{Y, N\}) &= \alpha_2. \end{aligned}$$

道路段除了本身具有一些局部特征以外, 道路段之间也有一些可辨识的特征. 道路方向变化较为平缓要求相邻道路段方向相似. 令相邻候选道路段的主轴为  $[o_1(x_1, y_1), \vec{v}_1], [o_2(x_2, y_2), \vec{v}_2]$ , 其共线性计算如下:

$$C = \frac{|\vec{v}_1 \cdot \vec{v}_2|}{|\vec{v}_1| \times |\vec{v}_2|} \times \left( 1 - \frac{|ax_2 + by_2 + c|}{\sqrt{a^2 + b^2}} / \text{MAX\_DISTANCE} \right),$$

其中,  $a, b, c$  为主轴  $[o_1(x_1, y_1), \vec{v}_1]$  的一般式的系数,  $\text{MAX\_DISTANCE}$  是点到直线的最大距离, 为常数, 其大小由子图像尺寸决定(等于对角线的长度), 因为  $C$  在  $[0, 1]$  取值, 可以直接用  $C$  表示 BPAF3.

道路模型要求相邻道路段的宽度应近似相等, 设与  $P'_k$  前后相邻的两个候选道路段的宽度分别为  $w_1, w_2$ , 则宽度相似性测度函数为

$$W = \frac{|w'_k - w_1| + |w'_k - w_2|}{2},$$

那么 BPAF4 可以定义为

$$\begin{aligned} m_4(\{Y\}) &= e^{-\beta_4 W} \times (1 - \alpha_4), \\ m_4(\{N\}) &= (1 - e^{-\beta_4 W}) \times (1 - \alpha_4), \\ m_4(\{Y, N\}) &= \alpha_4, \end{aligned}$$

其中,  $\beta_4$  为常数.

相邻的道路段之间一般都有着良好的连贯性, 这就要求每个道路段有一定的长度, 并且相邻道路段间的最小距离比较小. 那么, 首先将候选道路段的沿其主轴的长度  $l$  与主轴和子图像相交所得到的线段长度  $L$  进行比较, 若  $l < \frac{1}{2}L$ , 则认为候选道路段不是道路段, 否则进行最小距离的计算, 即

$$\|P_k - P'_k\| = \min(|p_{ij} - p'_{kt}|),$$

其中  $p_{ij} \in P_k, p'_{kt} \in P'_k, i, j, k, t = 1, \dots, n$ . BPAF5 的定义方法与 BPAF4 类似.

### 2.2.3 融合、判别及道路段的合并

根据 BPAF 计算每个候选道路段的概率分配数, 使用 Dempster 合成法则对其进行融合, 得到一个表示所有证据共同作用的 BPAF, 并计算相应的  $Bel$  和  $Pls$ , 作为进行判别的基础. 在判别时, 使用的规则如下:

- 1) 判别结果类具有最大的可信度, 且大于一定的阈值;
- 2) 判别结果类的不确定性较小, 且小于一定的阈值.

在所选取的道路段中有时仍然会存在一些误分类的非道路段, 因此需要对所有选取的道路段进行合并, 寻找与其他道路段不连接或和与其相邻道路段的方向、宽度等性质截然不同的误分类道路段, 将它们删除. 由于在每个子图像中只选取较大的灰度连通集作为候选路段, 因此某些被分割于多个子图像中的道路区域将不能作为候选路段参加识别. 例如, 在图 2(a) 中阴影部分指示的道路区域可能识别不到, 这使得提取的道路不完整. 为了解决这个问题, 可以对整幅图像按照图 2(b) 中虚线标示的分块方法重新分块识别, 然后将两种分块方法的结果取并集. 另外, 因为道路上有汽车、道路交通标线等影像的干扰, 所以提取的道路区域中存在着一些孔, 本文的实验中使用了 matlab 中的 `imfill` 函数进行孔填充处理.

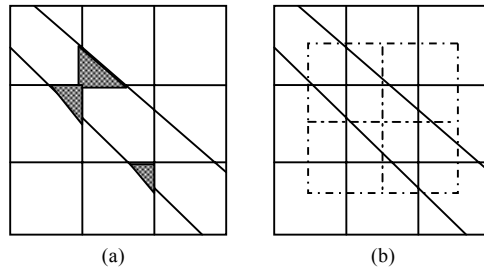


Fig.2 Another method for dividing

图 2 第 2 种分块方法

### 3 实验与分析

为了验证 D-S 证据理论在从城市航拍图像中提取道路的应用中的有效性,使用国内城市航拍作为实验对象,对本文的方法进行测试.在测试之前,首先对航拍图像做了直方图均衡化处理和低通滤波处理,排除了高频噪声的干扰.实验使用的子图像的尺寸为 64×64,建立灰度连通集的阈值为 20,证据的不确定度为 {0.5,0.5,0.1,0.5,0.4},BPAF1 中的二值化的阈值为 0.032,判决的最小可信度的阈值为 0.965,最大不确定度阈值为 0.008 1.另外,在实验中,为了进一步提高道路提取的精度和可靠性,我们以经过合并的道路段为输入,借助 snake 算法对道路边界进行定位.表 1 列出一部分实验数据.图 3 给出了基于 D-S 证据理论的城市航拍图像道路提取的整个过程.其中,图 3(a)给出经过直方图均衡化和低通滤波后的航拍图像;图 3(b)显示第 1 种分块方法下使用 5 个证据的道路段识别结果(圆圈指示错误路段);图 3(c)为第 1 种分块方法下仅使用相邻道路段方向性单一证据识别的结果(圆圈指示比图 3(b)多的错误路段);图 3(d)为第 2 种分块方法下使用 5 个证据的道路段识别结果(圆圈指示错误路段);图 3(e)则是排除错误路段并对两种分块方法下的结果进行合并;图 3(f)为进行小孔填充处理后的结果;图 3(g)和图 3 (h)分别是道路边界的初始化定位和使用 snake 算法提取的结果边界.表 2 给出实验结果的统计数据,识别率为正确分类的候选道路段数量与所有候选道路段数量之比.

图 3(b)和图 3(c)的对比表明,使用多证据融合进行识别减少了错误识别的数量,其结果优于单一证据识别结果.图 3(f)航拍图像中的主要道路都被正确提取.图 3(h)显示了较为合理、准确的边界定位.统计数据显示,该方法可以达到较高的识别率.而且,在提取前需要进行人工设定的参数较为简单,只有子图像尺寸、灰度连通集阈值、证据不确定度、BPAF1 中的二值化阈值和判别阈值,整个提取过程自动完成,有较好的处理效率.

Table 1 Experiment data

表 1 实验数据

Candidates BPAF	Cand.1	Cand.2	Cand.3	Cand.4	Cand.5	Cand.6	Cand.7	Cand.8	Cand.9
$m(\{Y\})$	0.986 4	0.477 7	0.975 0	0.965 7	0.881 1	0.978 1	0.960 1	0.970 4	0.644 2
$m(\{N\})$	0.007 4	0.502 9	0.016 8	0.026 2	0.106 4	0.014 4	0.031 9	0.021 5	0.339 0
$m(\{Y,N\})$	0.006 2	0.019 4	0.008 2	0.008 1	0.012 5	0.007 5	0.080 0	0.008 1	0.016 8
Justification (Yes/No)	Yes	No	No	Yes	No	Yes	No	Yes	No



Fig.3 Demonstrate the whole process of this algorithm  
图3 演示算法的整个过程

**Table 2** Statistical result of experiment**表 2** 实验统计数据

Number of candidates	Number of correct detections (road segments)	Number of correct detections (not road segments)	False detections	Detection rate (%)
166	26	140	13	92.1

#### 4 结 论

本文针对城市航拍图像的特点,提出了一种基于 D-S 证据理论的城市航拍图像道路提取方法,它充分而合理地利用了道路的多种特征,重点是使用 D-S 证据理论对候选道路段进行是道路段、非道路段的判别.由于 D-S 证据理论为目标识别提供了一个既考虑根据各种特征进行分类的不确定性,又考虑多种特征共同作用的框架,所以这种方法的效果优于只依据某一特征进行识别的方法,具有较好的实用性和鲁棒性.同时,这一方法还具有良好的扩展性,如果有新的道路段特征,可以直接形成新的证据与其他特征共同作用,以提高识别的正确率.

#### References:

- [1] Jeon BK, Jang HJ, Hong KS. Road detection in spaceborne SAR images using genetic algorithm. *IEEE Trans. on Geoscience Remote Sensing*, 2002,40(1):22–29.
- [2] Wen GJ, Wang RS. Automatic extraction of main roads from aerial remote sensing images. *Journal of Software*, 2000,11(7): 957–964 (in Chinese with English abstract).
- [3] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1987,1(4):321–331.
- [4] Barzohar M, Cooper DB. Automatic finding of main roads in aerial images by using geometric-stochastic models and estimation. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996,18(7):707–720.
- [5] Stilla U, Hajdu A. Map-Aided structural analysis of aerial images. In: Ebner H, Heipke C, Eder K, eds. *Spatial Information from Digital Photogrammetry and Computer Vision*, ISPRS Commission III Symp., Int'l Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol 30. Bellingham, SPIE, 1994. 769–775.
- [6] Ruthven I, Lalmas M. Using Dempster-Shafer's theory of evidence to combine aspects of information use. *Journal of Intelligent Information Systems*, 2003,19(3):267–301.
- [7] Milan S, Vaclav H, Roger B. *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*. 2nd ed., Florence: Brooks Cole Press, 2002. 649–650.

#### 附中文参考文献:

- [2] 文贡坚,王润生.从航空遥感图像中自动提取主要道路. *软件学报*,2000,11(7):957–964.