

# 基于启发式概率 Hough 变换的道路边缘检测方法

王燕清<sup>1,2,3</sup> 辛柯俊<sup>2</sup> 陈德运<sup>1</sup> 吴剑<sup>2</sup>

(哈尔滨理工大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150080)<sup>1</sup> (南京三宝科技股份有限公司 南京 210049)<sup>2</sup>  
(东南大学自动化学院 南京 210018)<sup>3</sup>

**摘要** 针对非结构化道路的边缘检测实时性和鲁棒性的难点,提出了加权 Canny 边缘检测方法和面向加权 Canny 边缘图像的启发式概率 Hough 变换方法;并根据非结构化道路边界不规则的特点和智能车辆路径规划的实际需求,提出了道路边界的双折线模型。与传统的方法相比,不同道路环境下的道路边界检测实验证明了所提算法的有效性和实时性。

**关键词** 边缘检测, Hough 变换, 图像分割, 非结构化道路

**中图分类号** TP242.6+2 **文献标识码** A

## Road Edge Detection Based on Heuristic Probabilistic Hough Transform

WANG Yan-qing<sup>1,2,3</sup> XIN Ke-jun<sup>2</sup> CHEN De-yun<sup>1</sup> WU Jian<sup>2</sup>

(School of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)<sup>1</sup>  
(Nanjing Sample Technology Company, Nanjing 210049, China)<sup>2</sup>  
(College of Automation, Southeast University, Nanjing 210018, China)<sup>3</sup>

**Abstract** Considering the difficulty of real-time, robustness for the edge detection in the unstructured road environment, a weighted Canny edges detection method and a heuristic probabilistic Hough transform method for weighted Canny edges image were proposed in this paper. According to the irregular characteristics of the unstructured road and the requirement of the real-time motion planning for intelligent vehicle, the double line segment models of the roadside were proposed. The experiment results in different road environments demonstrate the validity and real-time of the proposed method.

**Keywords** Edge detection, Hough transform, Image segmentation, Unstructured road

## 1 引言

Otsu 方法作为一种自适应阈值搜索方法,对于复杂环境下的非结构化道路区域分割具有很好的鲁棒性。然而, Otsu 方法本身只能获得道路区域和非道路区域的大致分割结果,而无法获得精确的道路边界。如何使智能车辆知道前方是否有可通行区域,如何控制智能车辆沿着道路的方向行驶等等,这一切都依赖于对路边的检测。而在户外行驶中,道路状况和环境光照对于路边检测的结果影响很大,边缘检测算法是否可以尽可能少地被这些因素干扰。另一方面,要实时地控制智能移动车辆行驶,对于算法的速度也提出了要求。因此,道路检测算法的准确性、鲁棒性和实时性是判断算法优劣的重要准则。

道路边界的识别把道路检测问题转化为边缘检测问题。根据 Marr 视觉理论可知,识别一个对象是从其轮廓开始的,一幅图像不同部分的边缘往往是模式识别最重要的特征。结构化道路的边界可以用规则的直线或曲线来拟合,而非结构化道路则没有规则的形状,边界的形状也变化很大。考虑到

代表道路边界的折线段可能被分布于路面上的裂纹、阴影或复杂线条所污染,从纷杂的折线段中检出道路边界线是非结构化道路检测的核心内容。边界检测的目的主要是实现智能车辆的定位,以便于进一步控制智能车辆的行为,实现对道路的跟踪。而边界的不规则形状和细节不会对定位精度产生很大影响,所以只需用直线或简单的折线粗略近似附近道路的边界就足以满足智能车辆的道路跟踪的要求。为了实现上述功能,拟对智能车辆基于 Canny 边缘的道路边界检测方法进行研究。首先采用一种基于加权 Canny 边缘的启发式概率霍夫变换方法来提高非结构化道路检测的准确性和鲁棒性,然后采用双折线道路边界建模方法,使之适用于智能车辆在直线道路和弯曲道路环境下的行为规划的实时性要求。

## 2 加权 Canny 边缘检测方法

传统 Canny 算法将获得原始灰度图像的二值图像,即所有边缘点都具有相同的赋值。路边检测的任务则是从纷杂的 Canny 边缘中检出属于道路边界的边缘片段。因此有必要根据 Canny 边缘的连续性、流线性以及平均梯度幅度等局部特

到稿日期:2012-11-21 返修日期:2013-03-13 本文受国家科技支撑计划(2011BAF16B01,2011BAK21B00)资助。

王燕清(1977-),女,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为图像处理、模式识别等, E-mail: wyq0325@126.com; 陈德运(1962-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为探测与成像技术、图像处理。

征对 Canny 边缘是否为路边的可能性进行评估,也即是所谓的加权运算。

与标准 Canny 算法不同,在双阈值检测阶段,将彼此连通的边缘像素进行统一编号,从而形成 Canny 边缘的若干子集。对每一个边缘点子集,首先利用最小二乘法进行直线拟合,求出该点子集的轴线。假定直线的方程为  $L: y=kx+b$ ,则子集中任一点  $(x, y)$  到直线的距离为  $|kx-y+b|/\sqrt{1+k^2}$ ,垂足坐标为  $((ky+x-kb)/(1+k^2), (k^2y+kx+b)/(1+k^2))$ 。假设子集中两点  $P_1, P_2$  在直线  $L$  上的垂足点  $P_{v1}, P_{v2}$  是所有垂足点在轴线上的两个端点,可以很容易证明  $|P_1P_2| \geq |P_{v1}P_{v2}|$  成立。所以,  $P_1, P_2$  到  $P_{v1}, P_{v2}$  的映射为压缩映射,意味着在线段  $P_{v1}P_{v2}$  上的任意一个垂足点都至少可以在边缘点子集中找到一点与之对应。在边缘点子集选取距离最小的点为其对应点,而具有相同垂足的其他点为非对应点。

利用式(1)对边缘点子集中的任一点  $i$  赋权值,其中  $S$  为边缘点子集的规模;  $|P_{v1}P_{v2}|$  为线段  $P_{v1}P_{v2}$  上像素的个数,  $L_h$  为最短线段长度阈值(与图像分辨率有关,在  $320 \times 240$  的分辨率下取值 30)。在式(1)中,边缘点的权值与  $|P_{v1}P_{v2}|/S$  成正比,这意味着一根开放的、弧度小的曲线要比具有相同投影长度的封闭的、弧度大的曲线更能获得较大的权值;

$$w_i = \begin{cases} 1, & \text{非对应点} \\ 1 + \frac{1}{(1 + e^{-\alpha(|P_{v1}P_{v2}| - L_h)})} \cdot \frac{|P_{v1}P_{v2}|}{S}, & \text{对应点} \end{cases} \quad (1)$$

利用加权 Canny 边缘尚不足以检出可能的道路边界,主要原因是 Canny 边缘加权主要依据各图像边缘的局部信息,而忽视了图像中所有 Canny 边缘之间的全局关联。实际的道路边界由于光照、路况原因很容易发生截断和漏检现象,通过 Canny 边缘的全局关联能够获得对道路边界更为详尽、准确的描述。Canny 边缘的全局关联方法与道路边界的建模方法有关,鉴于非结构化道路在近处的道路可以用直线粗略描述,而且有利于规划智能车辆的行为,利用 Hough 变换方法对加权的 Canny 边缘进行关联将是下面要研究的内容。

### 3 启发式概率 Hough 变换

#### 3.1 标准 Hough 变换

自 1962 年标准 Hough 变换 (Standard Hough Transform, SHT)<sup>[2,3]</sup> 由美国的 P. Hough 作为专利发表以来,该算法由于对噪声不敏感、对形状可进行匹配识别、并行实现等优点,得到了极大的关注。SHT 的基本思想是利用点-线的对偶性原则,利用图像全局特征将边缘像素连接起来形成封闭边界的一种连接方法。在离散的数字图像空间(直角坐标系)中,SHT 把图像的每个特征点都映射成参数空间(极坐标系)的一条曲线。图像变换前在图像空间,变换后在参数空间。也就是说,在图像空间中共线的点对应于参数空间里相交于同一点的线,反之亦然。根据这种对偶性,对于图像序列中检测到的道路边缘点,就可以通过 SHT 将这些点连接成直线

方程。利用 SHT 就可以解决从图像的  $n$  个点中确定哪点位于同一条直线的问题。

在图像空间 X-Y 里,所有过点  $(x, y)$  的直线都满足方程:

$$y = kx + b \quad (2)$$

其中,  $k$  为斜率,  $b$  为截距。式(2)也可以写为:

$$b = -kx + y \quad (3)$$

式(3)可以认为是代表参数空间 K-B 中过点  $(k, b)$  的一条直线。图 1 给出了图像空间中两个共线的点在参数空间中的对应过相交于  $(k, b)$  点的两条线。SHT 把直线检测问题转换到参数空间里对点的检测问题,在参数空间里通过进行简单的累加统计完成检测任务。

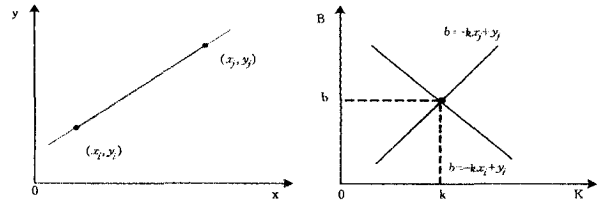


图 1 图像空间和参数空间中的点对点偶性

SHT 在图像中查找直线,把直线上的点的坐标转到过点的直线的系数域,巧妙地利用了共线和直线相交的关系。在实际使用 SHT 时,要根据图像的具体情况采用一些措施来提高精度和速度。一种经典的方法是使用极坐标方程,如图 2 所示。因为,运用式(2)的直线方程时,如果直线接近竖直方向,则会由于  $k$  和  $b$  的值都接近无穷而使计算量大增。此时,可采用极坐标方程,这样,特征点被映射成参数空间的一条正弦曲线,映射关系如式(4)所示。其中,  $\rho$  是原点到直线的距离,  $\theta$  是直线法线与  $x$  轴的夹角。

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (4)$$

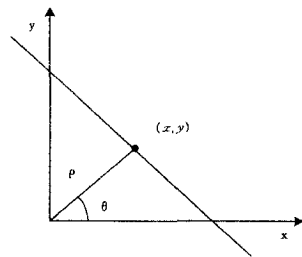


图 2 直线的极坐标表示

检测在图像空间中共线的点需要在  $(\theta, \rho)$  参数空间里检测正弦曲线的交点。具体步骤如下:

1. 对参数空间中参数  $\theta$  和  $\rho$  的可能取值范围进行量化,将  $\theta, \rho$  的值分成若干小段,构成多个单元,每 1 单元设置 1 个累加器,从而构造出 1 个累加数组  $A(\theta, \rho)$ ,并将其初始化为 0;
2. 对图像空间每个点,让  $\theta$  取遍所有可能的值,根据极坐标方程算出相应的  $\rho$ ,根据  $\theta$  和  $\rho$  的值,对累加数组  $A$  进行累加;
3. 由  $A(\theta, \rho)$  的数值可得共线点的个数,也可确定直线。

SHT 的优点与局限性如下:

SHT 具有较强的抗噪性能,对于局部遮挡具有很好的鲁棒性。缺点是 SHT 具有较高的计算复杂性,难以保证直线检测的实时性;SHT 只能检测出图像空间中存在的直线,不能指出它的端点和长度;SHT 以直线上像素的个数为判别阈

值,可能会导致错误的直线检测结果。

自 SHT 算法提出以来,为了降低该算法的计算复杂性、提高用 SHT 算法进行直线提取的效率,国内外研究人员做了大量研究,提出了许多改进的方法,其中最具代表性的有随机 Hough 变换(Randomized Hough Transform, RHT)<sup>[4,5]</sup>、概率 Hough 变换(Probabilistic Hough Transform, PHT)<sup>[6-8]</sup>及其相应的改进算法<sup>[9]</sup>等。

### 3.2 随机 Hough 变换

随机 Hough 变换的基本思想<sup>[10]</sup>是在图像空间中随机抽取两点,计算通过这两点直线的  $\theta, \rho$ , 然后对累加器  $A(\theta, \rho)$  对应的位置进行更新,直到遍历图像空间中所有点为止。显然,随机 Hough 变换对于每一点只进行 0.5 次  $\theta, \rho$  计算;而在 SHT 算法中,假设把累加器  $A(\theta, \rho)$  中的  $\theta$  量化为  $M$  段,对于图像空间中的任意一点,需要对累加器的  $M$  个格子进行计算更新。所以随机 Hough 变换相比于 SHT 大大减少了计算量,但同时也带来了新的问题:对于图像空间中任意一点, SHT 考虑了通过该点的  $M$  条可能直线,而随机 Hough 变换只考虑了其中的一种可能(由随机选择的另外一点决定),所以当图像空间的边缘点足够多时,随机 Hough 变换能够获得较为正确的直线划分结果,而当边缘点得数量较少时,可能会导致错误的直线划分。

通过对随机 Hough 变换算法进行改进,在目标搜索区域(Object Search Area, OSA)而非整个图像空间中随机选取两点更新累加器  $A(\theta, \rho)$  的方式进一步减少计算量,并利用 OSA 范围的动态选择改善算法的整体性能。该算法分为两个阶段:在道路边界的识别阶段使用 SHT 算法找到可能的道路边界,在跟踪阶段则利用随机 Hough 变换提高系统的实时性。随机 Hough 变换的具体步骤如下:

1. 建立并初始化一个累加器  $A(\theta, \rho)$ ;
2. 从 OSA 所有候选边缘点中随机抽取两点,计算由这两点确定的相应参数  $(\theta, \rho)$ , 对相应的参数累加器数组进行累加;
3. 从候选边缘点中随机抽取与上次不同的两点,重复步骤 2, 直至所有候选边缘点抽取完毕;
4. 搜索累加器  $A(\theta, \rho)$  的最大值,由这个极值来确定图像空间上的直线。

### 3.3 概率 Hough 变换

概率 Hough 变换采用空间映射和直线检测交替进行的方式,其基本思想是在整个图像空间中随机取点映射,每次映射后检测累加器  $A(\theta, \rho)$  对应点的数值,当检测到超过特定阈值的直线时,将位于该直线上的所有候选边缘点删除,从而缩小了搜索和计算的空间。

概率 Hough 变换的具体步骤如下:

1. 建立并初始化一个累加器  $A(\theta, \rho)$ , 将图像空间中检测到的所有边缘点放到待处理边缘点集;
2. 判断待处理边缘点集是否为空,如果是则算法结束;否则从待处理边缘点集中随机取一边缘点投射到参数空间,并在待处理边缘点集中删除所取的点,然后在各  $\theta$  值下计算相应的  $\rho$  值,对应的累加器  $A(\theta, \rho)$  加 1;
3. 计算更新后的累加器值  $A(\theta, \rho)$  是否大于阈值,如果是则执行 4, 否则转到第 2 步;
4. 由大于阈值的累加器对应的参数确定一条直线,删除

待处理点集中位于该直线上的所有点,同时将该累加器清零;

5. 转第 2 步。

概率 Hough 变换在图像空间中随机取点,其基本的出发点是较长的直线有很大的可能被首先检测到,通过删除待处理边缘点集中位于已探测直线上的点来减少映射的计算量,从而算法在具有鲁棒性的同时具有较好的实时性。但在待处理边缘点的删除过程中,不可避免会把属于其他直线上的点也强行删除。而我们原则上希望道路边界上的边缘点能够很好地保留,但很多时候道路边界上的边缘点并不是最长的。

所以对概率 Hough 变换方法进行改进,提出一种启发式概率 Hough 变换方法(Heuristic Hough Transform, HHT)。其主要思想是根据道路线在视频图像中的历史关联进行感兴趣区域的判定,并通过属于道路边界上的边缘片段的优先检出的策略来改善道路边界检测的性能。

### 3.4 启发式概率 Hough 变换

智能车辆在行驶过程中,道路边界在图像空间中的位置和角度变化在绝大部分场合是缓慢的、连续的,但也不排除在局部场合道路边界突变的可能:比如超车过程中的车道线跨越,交叉路口进入视野或者图像获取的数据传输延迟都有可能引起道路边界的突变。因此,一种鲁棒的道路检测方法应该既能够有效利用以往的道路跟踪信息,又能够适应道路边界角度和位置的突然变化。

传统 PHT 方法在从图像空间到参数空间的映射阶段,随机从图像空间中选取候选边缘点,没有使用以往的启发式信息(道路边界的角度、位置等检测结果);RHT 方法利用以往的道路检测信息划分目标搜索区域 OSA,但却使 OSA 之外的边缘点没有机会参与映射,当道路边界由于突变位于 OSA 之外时,可能会导致错误的道路检测结果。

根据道路边界线  $L$  的历史识别结果,将整个图像空间分为感兴趣区域和非感兴趣区域,分布于不同区域的边缘点具有不同的概率取值。如图 3 所示,阴影区域为 ROI 区,该区域中的边缘点具有较高的概率取值  $P_2$ , 因此被随机选中的概率较高,而其他区域的边缘点的概率取值为  $P_1$ , 被选中的概率较低。这意味着 ROI 区内的较长边缘线段将有很大的机会被首先选中,而不是选中图像空间中的最长直线。非 ROI 区的候选边缘点尽管被选中的概率较低,但并没有剥夺随机映射的机会,当道路的边界发生突变位于 ROI 时,本算法仍能将道路边界检出。

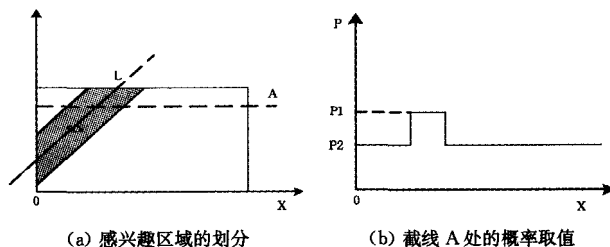


图 3 直线的极坐标表示

HHT 算法的具体步骤如下:

1. 建立并初始化一个累加器  $A(\theta, \rho)$ , 将图像空间中检测到的所有边缘点放到待处理边缘点集;
2. 判断概率分布矩阵  $P(x, y)$  是否存在, 否则初始化概率分布矩阵  $P(x, y)$  为等概率矩阵;
3. 判断待处理边缘点集是否为空, 如果是则算法结束, 对

概率分布矩阵  $P(x, y)$  进行更新; 否则从待处理边缘点集中按照概率分布矩阵随机取一边缘点投射到参数空间, 并在待处理边缘点集中删除所取的点, 然后在各  $\theta$  值下计算相应的  $\rho$  值, 对应的累加器  $A(\theta, \rho)$  加 1;

4. 计算更新后的累加器值  $A(\theta, \rho)$  是否有大于阈值, 如果是则执行 5, 否则转到第 2 步;

5. 由大于阈值的累加器对应的参数确定一条直线, 删除待处理点集中位于该直线上的所有点, 同时将该累加器清零;

6. 转第 2 步。

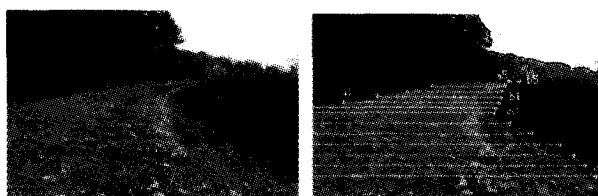
#### 4 道路边界的双折线建模算法

道路边界建模是指道路边界如何表示的问题。道路边界建模的方法也直接决定了图像边缘的评判方法。由于非结构化道路的边界形状可能不规则, 使用折线段的表示方法能够有效保留道路边界的细节信息。图 4 给出了道路边界折线段表示的示意图: 在世界坐标系中等间隔地选择分割线, 把分割线与道路边缘的交点确定为道路边界的某一离散点, 同一边界离散点之间的连线则构成了组成道路边界的折线段。根据左右边界的对称情况, 将离散的边界点分为孤立点和匹配点。如图 4(b) 中的  $c1-c8$  为右边界的孤立点,  $b1-b5$  则为右边界的匹配点, 对应左边界的  $a1-a5$ 。孤立点和匹配点的划分对应了智能车辆的不同路径规划策略: 对于孤立点采用单边规划方法, 即在路宽不变的假设下保持与单边的横向距离; 对于匹配点则对应双边规划策略, 即根据两边的离散对应点选择规划的目标点。将两种情况下生成的路径进行平滑连接, 便生成了完整的规划路径。在世界坐标系中等距分割线在图像中则是变分辨率的: 如图 4(b) 所示, 图像下方的分割线分布较稀疏, 而上部的分割线越来越密集。考虑到道路边界离散点的选取主要在像平面中进行, 如果某一边界的两个点距离太远, 则对该两点求中点, 增加新的分割线以保证离散点在道路边界上的“相对均匀分布”。在数据结构中, 道路边界定义为:

Structure road

```
{
    Int Roadpoint_num;
    CPoint left_side[NUM];
    CPoint right_side[NUM];
}
```

其中,  $Roadpoint\_num$  代表有效离散点的个数,  $left\_side[i]$  取  $(0, 0)$ , 而  $right\_side[i]$  中的元素不全为 0 时, 表示  $right\_side[i]$  为孤立点; 如果  $left\_side[i]$  与  $right\_side[i]$  中的元素都不全为 0 时, 说明这两点为相互匹配的点。



(a) 原始图像

(b) 离散点提取

图 4 道路边界的折线段表示

道路边界的折线表示本质上是对非结构化道路的边界进行了一次平滑。但折线段是否代表道路本来的形状仍然依赖

于离散点的选取。比如某一边缘沿着道路边界的趋势延伸到道路之内, 则该边缘片段显然无法反映道路边界的本来面目。从车辆规划的角度来说, 道路边界的细节内容并不是规划环节所关注的, 相比之下, 道路的大致走势及方向更为重要。鉴于规划环节的实际需求, 提出了道路边界折线模型的简化方法: 双折线模型。

双折线模型将道路边界分为两段: 近处段和远处段, 分别代表了近处道路和远处道路的方向和趋势。该模型的提取方法如下:

1. 对原始图像提取加权 Canny 边缘, 并根据图像边缘的权值大小进行滤波, 产生候选道路边界的边缘族。

2. 利用最小二乘法对候选边缘族的主方向进行估计, 并将所有的边缘点对最小二乘法产生的主轴线进行投影, 根据投影的范围选择边缘族在主轴线上的中心位置  $O$ 。

3. 过  $O$  点且垂直于主轴线的直线将边缘族分为两部分, 首先对近处的边缘族部分进行 Hough 变换, 然后在边缘族中定义进入点和离去点, 如下:

1) 进入点是指边缘族中第一个位于 Hough 直线的特定范围之内, 并且前面连续有多点位于 Hough 直线的特定范围之外, 而后面连续有多点都位于该直线的特定范围的点。

2) 离去点是指边缘族中位于 Hough 直线的特定范围之内, 并且前面连续有多点位于 Hough 直线的特定范围之内, 而后面连续有多点位于该直线上特定范围之外的点。

3) 过去去点且垂直于主轴的直线将边缘族分为两部分, 将重新划分的远处的边缘族进行 Hough 变换, 然后分别计算进入点和离去点。

这样, 近处道路的左右边界可以用线段  $a1a2$  和  $b1b2$  表示, 而远处的道路边界可以用线段  $a3a4$  和  $b3b4$  表示。线段  $a2a3$  和  $b2b3$  则代表了两段道路的连接段。在本文中, 连续段的长度和折线段之间的夹角被认定为是衡量生成的双折线是否合理的依据, 在本文中设定连续段的长度阈值为 2m, 而近处道路与远处道路的夹角应界于 135 度和 178 度之间。大于 178 度且连续段的长度小于 2m 则表示这两段在同一条直线上, 则认定  $a1a4$  为最后的道路边界检测结果。这样, 利用夹角与距离的双重约束, 能够防止远处的道路被错误认定。

由于道路中的纹理不同, 可能会产生多个符合要求的边缘族, 其对应多个可能的道路边界, 会通过道路边界的跟踪方法选择概率最大的作为道路边界结果。

道路边界的跟踪主要依据近处的折线段。称进入点和离去点之间的线段为有效线段, 计算有效线段的长度和有效线段的平均边缘强度。这样, 图像中的一条折线可以表示为一个三元组  $L(\rho, \theta, A)$ ,  $A$  为有效线段的平均边缘强度,  $\rho$  为车辆中心到折线的最近距离,  $\theta$  为折线与  $x$  轴正方向所成的夹角。由于智能车辆在行驶过程中的连续性, 当前状态  $L_t(\rho, \theta, A)$  与历史状态  $L_{t-1}(\rho, \theta, A)$  之间的变化也是连续的。通过关联当前状态与历史状态(见式(5)), 能够对候选边缘族是否为道路边界做出评价, 将可能性最大边缘族对应的双折线认定为最后的道路边界结果。式中  $(\rho_t^{j2})'$  为根据智能车辆的运动学模型对  $t-1$  时刻第  $j$  条候道路边线到车辆中心的距离的预测,  $(\theta_t^{j2})'$  为对  $t-1$  时刻第  $j$  条候道路边线到车辆  $x$  轴正方向的角度预测,  $A_t^{j2}$  为  $t-1$  时刻第  $j$  条候道路边线所在边缘的平均梯度幅值<sup>[11]</sup>。

$$Bel(L(\rho, \theta, A)) = \arg \max_j (Bel(L_r^{(j)}(\rho, \theta, A)) \cdot (1 - \arg \min_j (\frac{|\rho^{(i)} - (\rho^{(j-1)})'| \cdot |\theta^{(i)} - (\theta^{(j-1)})'| \cdot |A_r^{(i)} - A_r^{(j-1)}|}{\sum_j (|\rho^{(i)} - (\rho^{(j-1)})'| \cdot |\theta^{(i)} - (\theta^{(j-1)})'| \cdot |A_r^{(i)} - A_r^{(j-1)}|)}))) \quad (5)$$

## 5 道路边界检测实验

为了验证本文算法的有效性,在不同的道路环境下做了道路边界检测实验,并采用双折线模型对道路边界进行表示。实验在智能车辆的信息处理计算机上进行,具体参数为主频 2.4G 的双核 CPU,内存 2G,图像分辨率为  $320 \times 240$ 。在实验中,碎石路、泥土路、水泥路等不同路况的路边检测时间均低于 60ms,而对于智能车辆而言,每秒 10 帧便能满足车辆最高速 80Km/h 的道路跟踪需求,所以本文算法能够满足实时性要求。

图 5 给出了枯草背景下碎石路的道路边界检测结果:图 5(a)为原始图像,图 5(b)为 Canny 边缘图像,图 5(c)为加权 Canny 边缘中权值较高的边缘族,图 5(d)则给出了提取的左右近处折线和远处折线。可以看出,路面上的碎石块产生的混乱边缘没有对本文的算法产生影响,右边界对应的边缘族延伸到道路内部的边缘也没有对本文的算法产生影响。

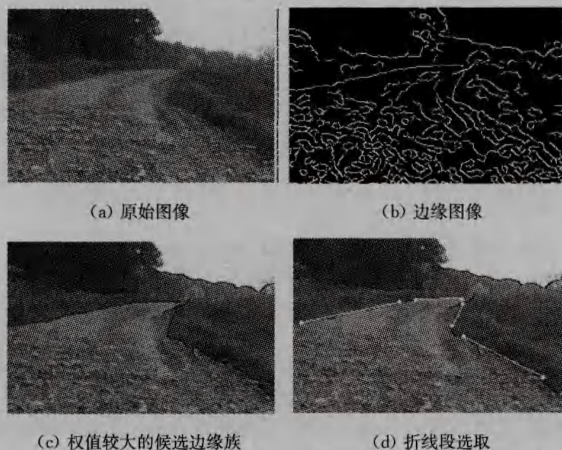


图 5 枯草背景碎石路边检测结果

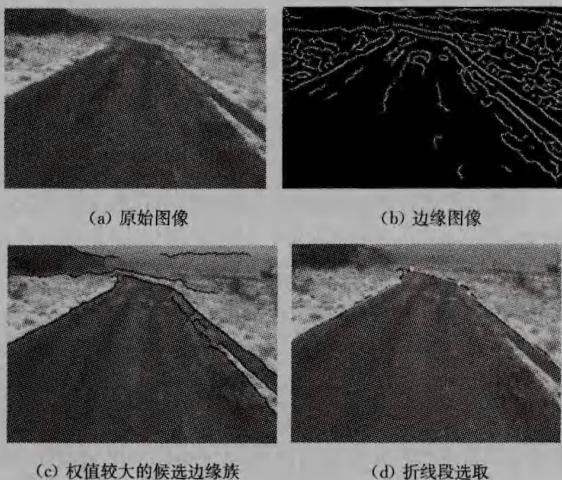


图 6 雪地背景泥土路边检测结果

图 6 给出了雪地环境中的道路边界检测结果:图 6(a)为原始图像,图 6(b)为 Canny 边缘图像,图 6(c)为加权 Canny

边缘中权值较高的边缘族,图 6(d)则给出了提取的左右近处折线和远处折线。与图 5 所示的环境相比,路面上的混乱边缘不多,边界的提取相比而言就容易了很多。本实验的左边界用线段表示,而右边界则用折线段表示。可以看出,该分割结果与人类对于该场景的道路认知结果比较符合。

图 7 给出了绿色植被背景中的道路边界检测结果:图 7(a)为原始图像,图 7(b)为 Canny 边缘图像,图 7(c)为加权 Canny 边缘中权值较高的边缘族,图 7(d)则给出了提取的左右近处折线和远处折线。与图 5 和图 6 所示的环境相比,路面上的混乱边缘不多,但是候选的边缘族却很多,必须借助于当前场景与历史识别结果的关联才能正确检测出道路边界。本实验的右边界为折线融合后的结果,与检测出的 Canny 边缘差距很大,但使得后续的路径规划变得较为容易;而左侧边界依据本文融合条件却无法合并,这是以后需要改进的地方。

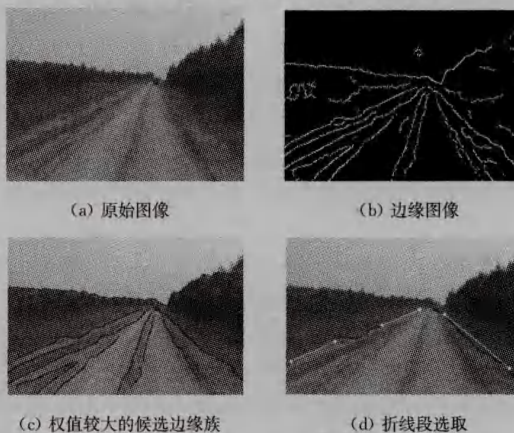


图 7 绿色植被背景泥土路边检测结果

图 8 给出了水泥路边检测结果:图 8(a)为原始图像,图 8(b)为 Canny 边缘图像,图 8(c)为加权 Canny 边缘中权值较高的边缘族,图 8(d)则给出了提取的左右近处折线和远处折线。由实验结果可知,本文算法对于水泥道路也非常有效。

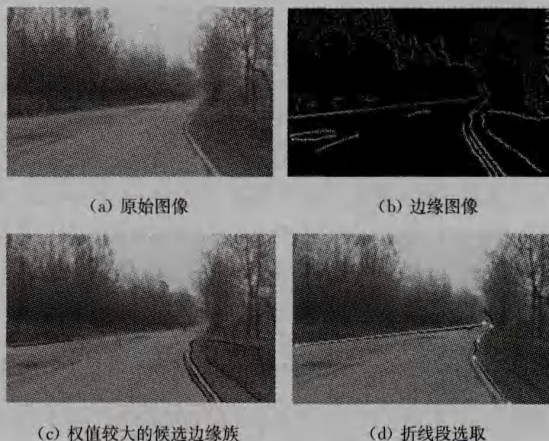


图 8 水泥路边检测结果

**结束语** 本文基于边缘的非结构化道路边界检测方法进行研究,采用了一种基于加权 Canny 边缘的启发式概率霍夫变换方法,提高了非结构化道路边界检测的准确性和鲁棒性,然后采用双折线道路边界建模方法,使之适用于智能车辆在直线道路和弯曲道路环境下的行为规划的实时性要求。

(下转第 287 页)

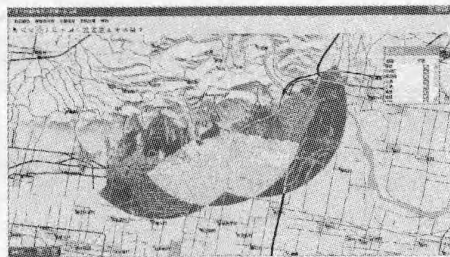


图7 多个视点可视域分析效果(黄色部分为同时被两个视点探测,浅绿色部分为被3个或3个以上视点探测)

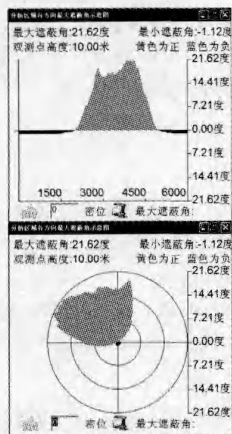


图8 6000个密位方向上最大遮蔽角示意图(直角坐标与极坐标形式)

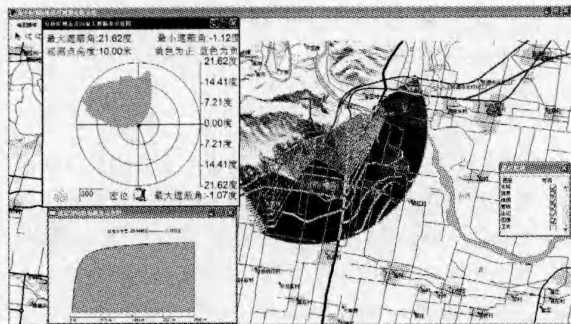


图9 单方向上遮蔽角效果图(红色为方向线,示意图表示单方向上遮蔽角变化)

结束语 本文所述方法虽然实现了基于DEM数据的单

个和多个视点的地形可视域分析,但是还存在一些局限性:由于原始的DEM数据在构建金字塔数据模型时会产生不同等级的DEM数据之间的跳跃性,这样就造成了探测半径不同时,分析所动态加载的DEM数据计算出来的可视域效果图可能会不一致,考虑解决方法是利用相同或相近时期的系列比例尺地形数据生成金字塔结构的DEM数据。此外对于可视化表达的效果还有待改进,目前还是采用传统的二维形式,随着计算机硬件的升级和图形图像开发的进一步发展,三维的表现方式逐渐在GIS中占据一定的地位,将地形分析的结果进行三维形式的表达,也是下一步所需要做的工作。

地形可视域分析基础算法虽然简单,但目前还只能单一地依靠地形数据进行可视域分析,在实际应用中,针对某些具体应用,受天气、自然灾害、电磁环境等的影响,如何将这一些动态因子引入可视域分析的算法中,也促使着对本算法做进一步的研究和完善。

### 参考文献

- [1] Franklin W R, Ray C K. Higher Isn't Necessarily Better: Visibility Algorithms and Experiments[C]//Proceedings of the 6th International Symposium on Spatial Data Handling, Advances in GIS Research. [S. l.]; Taylor & Francis, 1994(1/2):751-770
- [2] Van K M. Variations on Sweep Algorithms; Efficient Computation of Extended Viewsheds and Class Intervals [C]//Proceedings of Symposium on Spatial Data Handling, Delft; Taylor & Francis, 1996, 13A:15-27
- [3] 应申,李霖,梅洋,等.增量法地形可视计算与分析[J].测绘学报,2007,36(2):192-197
- [4] 周杨,谭兵,徐青.基于3维地形图的空间分析算法[J].测绘学院学报,2001,18(1):39-43
- [5] 华一新,吴升,赵军喜.地理信息系统原理与技术[M].北京:解放军出版社,2001:119-265
- [6] Turner A. Analysing the Visual Dynamics of Spatial Moreology[J]. Environment and Planning B: Planning and Design, 2003,30(5):6572576
- [7] 张宏,温永宁,刘爱利,等.地理信息系统算法基础[M].北京:科学出版社,2006:219-249
- [8] 应申,李霖.空间可视分析方法和应用[M].北京:测绘出版社,2007:61-81
- [9] Lindstorm P. Visualization of large terrains Made Easy[C]//Proceedings of IEEE Visualization 2001, San Diego, California; IEEE Press, 2001:363-370

(上接第283页)

### 参考文献

- [1] 陈德运,王燕清.基于自适应边缘检测的非结构化道路检测[J].高技术通讯,2012(03):13-18
- [2] 滕今朝,邱杰.利用Hough变换实现直线的快速精确检测[J].中国图象图形学报,2008(02):234-237
- [3] Mingworth J, Kittler J. A survey of the Hough transform Computer Vision, Graphics[J]. Image Process, 1998, 44:87-116
- [4] Hare A R, Sandler M B. Improved performance randomized Hough transform [J]. Electronics letters, 1992(28):1678-1680
- [5] Xu Lei, Erkki O J A, Kultanen P. A new curve detection method: Randomized Hough Transform [J]. Pattern Recognition Letters, 1990, 11:331-338
- [6] Kalviainen H, Hirvonen P. Probabilistic and non-probabilistic

Hough transforms; overview and comparisons [J]. Image and Vision Computing, 1995, 13(4):239-252

- [7] Kiryati N, Eldar Y, Bruckstein A M. A probabilistic Hough transform [J]. Pattern Recognition, 1991, 19(4):303-316
- [8] Shaked D, Yaron O, Kiryati N. Deriving Stopping Rules for the Probabilistic Hough Transform by Sequential Analysis [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1996, 63(3):512-526
- [9] 金术玲,梁彦,等.两极Hough变换航迹起始算法[J].电子学报,2008(03):45-50
- [10] 时银水,姬红兵,王学青.基于随机Hough变换的航迹起始方法[J].模式识别与人工智能,2011(05):34-39
- [11] Wang Yan-qing, Chen De-yun, Tao Li-yuan, et al. Vision-based road detection by hidden markov model [C]//PIAGENT 2009; Image Processing and Photonics for Agricultural Engineering, 2009:130-139