

无人驾驶车在越野环境中障碍身份识别

赵一兵*, 郭烈, 张明恒, 李琳辉

(大连理工大学工业装备结构分析国家重点实验室, 辽宁大连 116024)

摘要: 针对无人驾驶车越野条件下的环境感知问题, 基于 Dempster 组合规则实现了障碍目标的身份识别. 首先, 基于 CCD 和激光传感器提取 5 个特征作为障碍物特征证据; 然后, 将传感器数据转换到证据空间, 选用模糊插值法求取障碍物身份隶属度进而获取相关系数; 再次选择经验公式, 根据障碍物类型和环境加权系数计算基本概率赋值函数; 最后, 基于 Dempster 的组合规则求得融合后的总概率赋值函数, 制定决策规则并识别障碍身份. 实验结果表明基于 D-S 证据理论识别障碍物身份具有良好鲁棒性和实时性.

关键词: 无人驾驶车; 环境感知; D-S 证据理论; 基本概率赋值函数

中图分类号: TP24 **文献标志码:** A

0 引言

无人驾驶车(UGV)在军事、民用、科学研究、交通、工业制造等各个领域起到越来越关键的作用. 它们的工作环境已从单纯的室内变成了各种复杂的室外环境, 要想在远离公路的环境下实现 UGV 的自动驾驶并完成相关任务, 必须了解树木、礁石、坑洞等的几何特点, 以及植被、水和泥浆等的非几何特点^[1].

对于无人驾驶车在越野环境中的障碍物检测, Matthies 等基于双目立体视觉原理, 提出了一个总共包含 11 个步骤的算法, 通过高度阈值将正确的障碍物检测出来^[2]. 吉林大学也基于双目立体视觉感知月球车周边的障碍物信息^[3]. 另外, 国内外不少学者利用 2D 或 3D 激光测距仪感知 UGV 行驶环境^[4~7]. 项志宇利用不同安装位置、不同分辨率的两个 2D 激光传感器, 将多目标跟踪的理论融入障碍检测软件框架中^[5], 实现了 UGV 在较平坦路面上的环境感知. 3D 激光能提供反射强度数值信息, 也有学者利用强度图进行障碍物检测^[8]. Brenneke 等依据障碍物的定义, 基于三维数据信息提出了一种快速的障碍物识别算法^[9]. 除此之外, Buluswar 等也成功地将彩色

信息应用到 UGV 的障碍物识别领域, 试验证明该方法具有较好的实时性^[10].

由此可见, 充分利用激光三维数据, 再有效融合其他传感器数据信息, 有望解决国内外 UGV 越野环境感知领域技术难题. 本文基于激光和视觉融合系统提取不同障碍物的特征, 并利用 Dempster 组合规则实现障碍物身份的准确识别, 以期为无人驾驶车越野环境感知相关领域的研究提供技术支撑.

1 无人驾驶车环境感知系统简介

本文传感器信息融合系统主要由计算机处理系统、单目视觉 CCD 以及三维激光传感器等组成, 主要功能为进行传感器数据采集与处理, 利用 CCD 和激光传感器提取越野环境中典型障碍物的特征信息, 并对其身份进行有效识别. 图 1 为融合系统采集图片的示意图, 图 2 为融合系统标定界面图.

2 辨识框架 Θ 的建立

辨识框架为一个完备集合, 其元素为互不相容事件, 在数据融合中就可以将辨识框架作为平

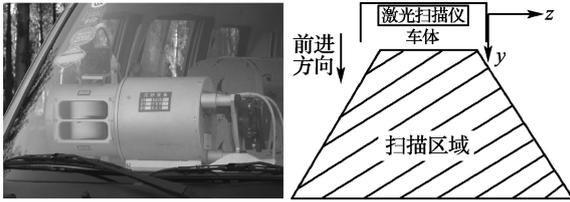


图 1 融合系统采集图片的示意图

Fig. 1 Fusion system used for capturing image



图 2 融合系统标定界面图

Fig. 2 Registering interface of fusion system

台数据库, 这里 Θ 表示可能答案的集合. 在 D-S 证据理论中, 若 Θ 中的元素满足互不相容的条件, 则命题 A 的基本概率赋值函数 $m(A)$ 是集合 2^Θ 到 $[0, 1]$ 的映射, 满足如下条件:

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{A \subseteq 2^\Theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中 $m(A)$ 为命题 A 的基本概率赋值函数, 表示对命题 A 的支持程度; \emptyset 为空集.

D-S 证据理论算法的计算复杂程度随 Θ 成指数增长, 如果基数 N 不大 (N 为不同待识别目标数), 将有较少个基本概率赋值函数, 如果 N 继续增加, 则计算量和复杂度等均迅速增加, 这使推理几乎不可能, 故如何针对具体问题确定合理的、包含最少元素的辨识框架是解决该类问题的关键所在. 本文针对岩石、水域、树干、灌木丛或高草这 4 类障碍进行身份识别, 故定义辨识框架为

$$\Theta = \{stone, trunk, shrub, water\}$$

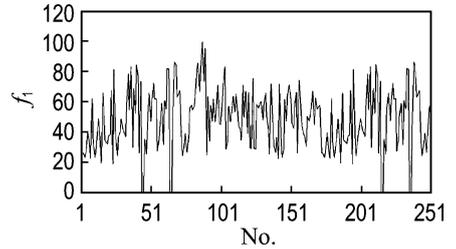
3 特征证据的选取

经过对图像数据库中的障碍物 5 个特征进行统计, 约有 90% 样本特征值满足下述各个特征的

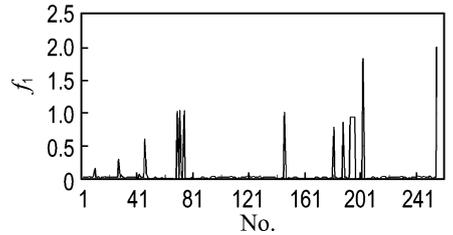
区间范围, 尽管个别障碍物特征值区间没有交集, 可在理想条件下识别其身份, 但无人驾驶车准确有效的环境感知是其安全自主驾驶的必要前提. 为充分提高无人驾驶车的障碍物识别的准确率, 本文融合障碍物各个数据特征, 以准确及时识别其身份.

(1) 距离对比度特征 f_1

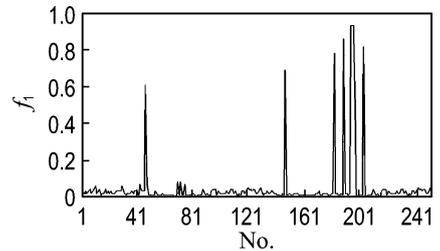
距离对比度表示物体的多孔性, 若物体表面孔隙多 (如灌木丛), 则其距离对比度数值就大, 而岩石等表面孔隙少, 其距离对比度数值就小. 如图 3 所示, 统计结果显示: 灌木丛或高草的距离对比度大致取值范围在 $[18.23, 100.01]$; 岩石在 $[0, 1.5]$, 树干在 $[0, 0.9]$; 由于水域的激光三维信息值全部为零, 其距离对比度值计算结果为 0.



(a) 灌木丛或高草



(b) 岩石



(c) 树干

图 3 f_1 曲线图

Fig. 3 Curve graph of f_1

(2) 平行四边形特征 f_2

Θ 中的 4 类障碍物, 只有 trunk 具有平行四边形特征及较小的宽高比.

(3) 边缘形状特征 f_3

障碍物边缘拐点及其附近点, 曲率值往往较大, 尤其灌木丛或高草等类的障碍物, 其边界多呈“锯齿”状, 本文定义较大曲率值的个数占所有边缘曲率值总个数的百分比为障碍物的边缘形状因子。经统计, 岩石的边缘形状因子一般在 $[0.0235, 0.0328]$; 灌木丛或高草一般在 $[0.0496, 0.0762]$; 水域一般在 $[0.0168, 0.0319]$; 树干一般在 $[0.0090, 0.0228]$ 。

(4) 灰度纹理特征 f_4

在光照均匀时, 通常水域表面光滑且图像灰度均匀, 所以纹理粗糙度就小。而对于纹理相对粗糙的灌木丛及野外曝晒的岩石、斜坡, 它们的表面灰度变化不一, 使得纹理粗糙度较大, 本文采用分形维数作为判断障碍物所属类别的另一重要特征。如图4所示, 野外岩石分形维数在 $[0.452, 0.757]$; 灌木丛或高草在 $[0.521, 0.786]$; 水域在 $[0.346, 0.435]$; 树干在 $[0.497, 0.945]$ 。

(5) 颜色特征 f_5

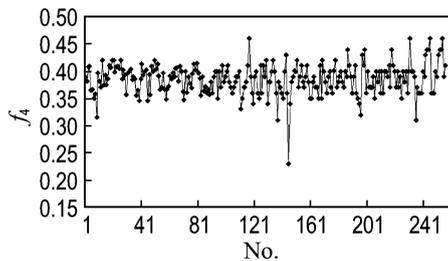
分别统计障碍物样本的彩色图像在 HSV 颜色空间的色值。岩石类障碍物的饱和度 S 取值范围为 $[0, 40]$, 色调 H 的取值范围为 $[30, 60]$; 树干类障碍物 S 取值范围为 $[10, 50]$, 色调 H 取值范围为 $[30, 50]$; 灌木丛或高草类障碍物 $S \in [10, 60]$, $H \in [30, 140]$; 水域的 $S \in [0, 10]$, $H \in [60, 230]$ 。本文选择将 S 和 H 联合起来作为识别障碍物身份的另一个特征依据。

4 构造基本概率赋值函数

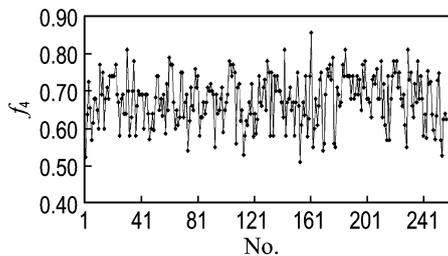
在先验条件下, 选择辨识框架中各类目标的训练子样构成图像模型库, 并分别统计 stone、trunk、shrub 及 water 的 5 个特征值 $f_i (i = 1, 2, \dots, 5)$ 的分布区间, 将对应的各个区间作为辨识框架中障碍目标的特征向量; 再将待识别目标的上述 5 个特征值提取出来, 并与各目标特征向量中的特征值区间进行比较, 计算得出相关系数 $P_i(j)$, j 代表障碍目标类别号 ($j = 1, 2, 3, 4$); 最后由相关系数构造基本概率赋值函数 $m_i(j)$ 。

本文利用特征值 f_i 判断待测目标对模型库中障碍目标的隶属度, 将相关系数的求取转化为求取隶属度问题。隶属度在 $[0, 1]$ 取值, 这里选用

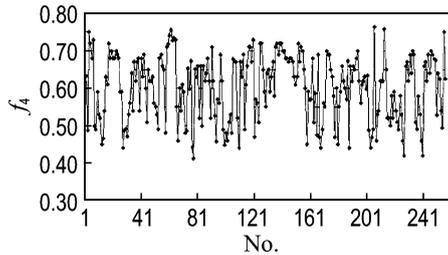
模糊插值法确定隶属度 $m_{ij}^{[11]}$ 。



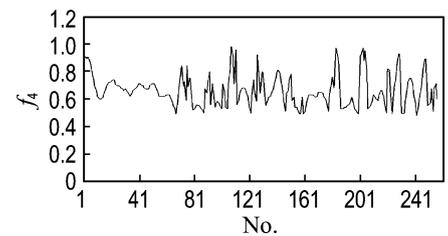
(a) 水域



(b) 灌木丛或高草



(c) 岩石



(d) 树干

图4 f_4 曲线图Fig. 4 Curve graph of f_4

设论域 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 上有 m 个模糊概念 $C_{t,i} (i = 1, 2, \dots, m)$, $C_{t,i}$ 所具有的范例集合为 E_i . $C_{t,i}$ 的范例就是指元素 u_j 完全隶属于 $C_{t,i}$, 即 $\mu_{C_{t,i}}(u_j) = 1$. 故 $C_{t,i}$ 的范例集合 $E_i = \{u_j \mid \mu_{C_{t,i}}(u_j) \equiv 1\}$, 其特征函数为

$$X_{E_i}(u_j) = \begin{cases} 1; & \mu_{C_{t,i}}(u_j) = 1 \\ 0; & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

显然, E_i 是 $C_{t,i}$ 的核. 若用行向量 e_i 表示范例集合, 则有 $e_i = (e_{i1} \ \dots \ e_{ij} \ \dots \ e_{im})$, 其中 e_{ij}

$= X_{E_i}(u_j)$, m 个范例集合就组成范例矩阵 E ,

$$E = \begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_m \end{pmatrix} \quad (3)$$

令 m 个 $C_{f,i}$ 的隶属矩阵为 M_{fc} , 这里 $M_{fc} = (m_{fc,1} \cdots m_{fc,i} \cdots m_{fc,m})^T$, $m_{fc,i}$ 为 $C_{f,i}$ 的隶属向量, 即

$$\begin{cases} m_{fc,i} = (m_{i1} \cdots m_{im})^T \\ m_{ij} = \mu_{C_{f,i}}(u_j) \end{cases} \quad (4)$$

这里, 确定 m_{ij} 的方法如下.

(1) 如果 $\mu_{C_{f,i}}(u_j) = 1$, 则 $\bar{m}_{ij} = 1$, 否则令 \bar{m}_{ij}

$$= \frac{1}{t} \sum_{e_{ik}=1} S(u_j, u_k). \text{ 其中 } t = \sum_{k=1}^n e_{ik} = |E_i|, \text{ 为 } C_{f,i}$$

中的范例数; $S(u_j, u_k)$ 为范例集 E_i 中元素 u_j 与 u_k 的相似度, 可取 $S(u_j, u_k) = 1 - d(u_j, u_k)/d_{\max}$. $d(u_j, u_k)$ 表示 E_i 中元素 u_j 与 u_k 的距离, d_{\max} 为 E_i 中任意两个元素的最大距离. 这里, \bar{m}_{ij} 为元素 $u_j \in U$ 与 $C_{f,i}$ 中所有范例的相似度的平均值.

(2) 对相似度平均值 \bar{m}_{ij} 进行模糊滤波得到隶属向量 $m_{fc,i}$ 中的第 j 个分量 m_{ij} , 为使之更符合实际, 可令 $m_{ij} = \bar{m}_{ij}^2$. 实际上, 确定隶属向量的方法就是由 $C_{f,i}$ 的核 E_i , 借助元素之间的相似度对 $m_{fc,i}$ 进行内插, 最终获得整个隶属向量.

如图 5 和 6 所示, 设论域 U 上有 4 个模糊概念 $C_{f,i}$, 即当前障碍可能为辨识框架中的任何一种目标, 提取 5 个特征证据如下:

$$U = \left\{ f_1 = 78.25, f_2 = 0, f_3 = 0.0294, \right. \\ \left. f_4 = 0.638, f_5 = \begin{cases} \bar{S} = 48 \\ \bar{H} = 39 \end{cases} \right\}$$

如若根据 U 中每个特征值 u_j 判断待测目标对 Θ 中障碍目标的隶属度, 需求解 4 个模糊概念 $C_{f,i}$ 的隶属矩阵 M_{fc} . 判断特征值 u_j 是否在 $C_{f,1}$ 、 $C_{f,2}$ 、 $C_{f,3}$ 及 $C_{f,4}$ 对应特征区间的范围内, 确定 $C_{f,i}$ 的范例矩阵, 若 u_j 在 $C_{f,i}$ 的对应区间范围内, 则 u_j 完全隶属于 $C_{f,i}$, 即 $e_{ij} = \mu_{C_{f,i}}(u_j) = 1$; 否则, $e_{ij} = \mu_{C_{f,i}}(u_j) = 0$. 故本例中 $C_{f,i}$ 的范例矩阵为

$$E = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$



图 5 灌木彩色图像

Fig. 5 Color image for shrub



图 6 灌木激光图像

Fig. 6 Laser image for shrub

按照上述确定 m_{ij} 的方法, 得出

$$M_{fc} = (P_i(j)) =$$

$$\begin{pmatrix} 0.250 & 1 & 1 & 1 & 0.250 \\ 0.016 & 0.141 & 0.391 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0.391 & 1 & 1 \\ 0.391 & 1 & 1 & 0.391 & 0.141 \end{pmatrix}$$

$P_i(j)$ 表示传感器特征 i 对目标 j 的相关系数.

由于越野环境复杂, 目标类型数及环境因素对识别影响较大, 可采用经验公式法确定基本概率赋值函数^[12]. 设 N 是目标类型数; M 是传感器总数; λ_i 是传感器特征 i 的环境加权系数; 定义如下变量:

$$\begin{cases} \alpha_i = \max \{P_i(j) \mid j = 1, 2, \dots, N\} \\ \zeta_i = \frac{N\lambda_i}{\sum_{j=1}^N P_i(j)}; i = 1, 2, \dots, M \\ \beta_i = \frac{\zeta_i - 1}{M - 1}; M \geq 2, i = 1, 2, \dots, M \\ R_i = \frac{\lambda_i \alpha_i \beta_i}{\sum_{i=1}^M \lambda_i \alpha_i \beta_i}; i = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (5)$$

则传感器特征 i 对目标 j 的基本概率赋值函数为

$$m_i(j) = \frac{P_i(j)}{\sum_{j=1}^N P_i(j) + N(1 - R_i)(1 - \lambda_i \alpha_i \beta_i)} \quad (6)$$

传感器特征 i 的不确定性为

$$\Theta^i \triangleq m(\Theta) = \frac{N(1 - R_i)(1 - \lambda_i \alpha_i \beta_i)}{\sum_{j=1}^N P_i(j) + N(1 - R_i)(1 - \lambda_i \alpha_i \beta_i)} \quad (7)$$

按照上述原理和方法计算得出本例中的基本概率赋值函数如表 1 所示。

5 基于 Dempster 组合规则识别障碍目标

从表 1 中可以看出,本文提取的融合系统特征 f_i 对当前目标可能所属的 4 种身份类别都做出相应判断,即对每个所属类别都赋予一个概率函数,可通过 Dempster 组合规则求得融合后的总概率函数^[13],进而根据决策规则进行障碍物的身份决策。

使用 Dempster 组合规则时,首先形成一个矩阵,其中的各个元素为基本概率函数值,其第 1 列和第 1 行为将要融合的相应证据的基本概率函数值.若交命题是空集,则该交命题所对应的基本概率函数值应设为 0,其他非空的交命题所对应的基本概率函数值应同乘以一个因子 K^{-1} ,根据

式(8)计算得出 K 值为 0.763.若组合第 3 个特征信息时,先把前一次两特征融合后的交命题及对应的基本概率函数值作为新矩阵的第 1 列,而第 3 个特征的命题及对应的基本概率函数值作为新矩阵的第 1 行.依此类推,融合 5 个特征证据的结果如表 2 所示。

$$m(A) = K^{-1} \sum_{i,j,B_i \cap C_j = A} m_1(B_i)m_2(C_j); A \neq \emptyset, \\ K = 1 - \sum_{i,j,B_i \cap C_j = \emptyset} m_1(B_i)m_2(C_j) \quad (8)$$

最终,基于 Dempster 组合规则融合 5 个特征的身份识别计算结果如下:

$$m_{f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4 \times f_5}(\text{stone}) = 0.217 \\ m_{f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4 \times f_5}(\text{trunk}) = 0.122 \\ m_{f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4 \times f_5}(\text{shrub}) = 0.416 \\ m_{f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4 \times f_5}(\text{water}) = 0.177 \\ m_{f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4 \times f_5}(\Theta) = 0.068$$

本文制定以下 4 条决策规则。

(1) 目标类别的基本概率函数值最大;这里 $m(\text{Obj})$ 按下式计算:

$$m(\text{Obj}) = \max \{m(A), A \subset \Theta\} = \\ m_{f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4 \times f_5}(\text{shrub}) = 0.416$$

其中 Obj 为目标身份的识别结果。

表 1 基本概率赋值函数

Tab.1 Basic probability assignment function

身份类别	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5
stone	$m_1(1) = 0.091$	$m_2(1) = 0.184$	$m_3(1) = 0.205$	$m_4(1) = 0.173$	$m_5(1) = 0.059$
trunk	$m_1(2) = 0.006$	$m_2(2) = 0.026$	$m_3(2) = 0.080$	$m_4(2) = 0.173$	$m_5(2) = 0.236$
shrub	$m_1(3) = 0.362$	$m_2(3) = 0.184$	$m_3(3) = 0.080$	$m_4(3) = 0.173$	$m_5(3) = 0.236$
water	$m_1(4) = 0.141$	$m_2(4) = 0.184$	$m_3(4) = 0.205$	$m_4(4) = 0.067$	$m_5(4) = 0.033$
Θ	$m_1(\Theta) = 0.400$	$m_2(\Theta) = 0.422$	$m_3(\Theta) = 0.430$	$m_4(\Theta) = 0.415$	$m_5(\Theta) = 0.435$

表 2 基于 5 个特征证据的 Dempster 规则融合结果

Tab.2 Dempster fusion results based on five kinds of features

m					
$f_5(\text{stone}) = 0.188$	$f_5(\text{trunk}) = 0.188$	$f_5(\text{shrub}) = 0.188$	$f_5(\text{water}) = 0.012$	$f_5(\Theta) = 0.425$	
$f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4(\text{stone}) = 0.257$	$m(\text{stone}) = 0.025$	$m(\emptyset) = 0$	$m(\emptyset) = 0$	$m(\emptyset) = 0$	$m(\text{stone}) = 0.183$
$f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4(\text{trunk}) = 0.078$	$m(\emptyset) = 0$	$m(\text{trunk}) = 0.030$	$m(\emptyset) = 0$	$m(\emptyset) = 0$	$m(\text{trunk}) = 0.055$
$f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4(\text{shrub}) = 0.345$	$m(\emptyset) = 0$	$m(\emptyset) = 0$	$m(\text{shrub}) = 0.133$	$m(\emptyset) = 0$	$m(\text{shrub}) = 0.246$
$f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4(\text{water}) = 0.224$	$m(\emptyset) = 0$	$m(\emptyset) = 0$	$m(\emptyset) = 0$	$m(\text{water}) = 0.013$	$m(\text{water}) = 0.159$
$f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4(\Theta) = 0.096$	$m(\text{stone}) = 0.009$	$m(\text{trunk}) = 0.037$	$m(\text{shrub}) = 0.037$	$m(\text{water}) = 0.005$	$m(\Theta) = 0.068$

(2) 目标类别的基本概率函数值与最小的基本概率分布值之差须大于一定阈值 $\lambda_1 = 0.25$, 这里:

$$m_{f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4 \times f_5}(\text{shrub}) - m_{f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4 \times f_5}(\text{trunk}) = 0.294$$

(3) 不确定性概率 $m_i(\Theta)$ 须小于一定阈值, 该阈值为 $\lambda_2 = 0.15$. 即

$$m_{f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4 \times f_5}(\Theta) = 0.068 < 0.15$$

(4) 目标类别的基本概率函数值一定大于不确定性概率值 $m_i(\Theta)$, 这里:

$$m(\text{Obj}) = 0.416 \gg m_{f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4 \times f_5}(\Theta) = 0.068$$

按照上述 4 条决策规则, 本文对当前待测目标的身份识别结果为 shrub, 符合该障碍的实际身份。

准确无误的障碍物识别结果对 UGV 在越野环境中的安全自主行驶起着至关重要的作用。若当前目标为岩石类障碍, UGV 根据三维高度信息决策是否需要越障, 当岩石高度低于 0.40 m, UGV 越障后继续前行, 而当岩石高度超过 0.40 m, UGV 则不进行越障而需绕道行驶; 若当前目标为水域, UGV 一旦陷入水中, 将容易损坏其系统发动机以及电子器件, 这严重影响车辆的任务完成, 其自主行驶通过水域的代价也将远远大于障碍物为高草或灌木丛时的计算值, 则 UGV 需采取避障措施; 若当前目标为树干, 则 UGV 无法越过该类障碍, 需采取避障措施; 若当前目标为灌木丛或高草, UGV 越障与否取决于 UGV 是否“无路可走”, 是则强行通过, 但其越障的代价较高, 否则避开该类障碍, 重新选择最佳路径。如上所述, 对障碍物身份的准确识别感知是确定 UGV 可通过性(避障或越障代价函数)及其自主导航控制的必要前提, 故 UGV 越野环境感知技术研究意义深远。

部分识别结果如图 7 和 8 所示。试验结果表明, 依据本文方法提取的 5 个相关特征, 有助于正确获取基本概率赋值函数, 既能减少身份识别的不确定性, 也能提高证据对目标真实身份的支持程度, 该方法是切实有效和可行的。

6 结 语

针对室外复杂的越野条件下的环境感知问题, 本文基于彩色视觉和三维激光信息, 提取不同



图 7 灌木丛识别结果

Fig. 7 Shrub identification results



图 8 树干识别结果

Fig. 8 Trunk identification results

障碍物的不同传感器的 5 个数据特征, 利用模糊插值法获得各特征对模型库中障碍目标的身份隶属度, 并求取传感器特征对目标的相关系数, 再基于经验公式准确获取融合后的总基本概率赋值函数, 最后应用 Dempster 组合规则准确识别障碍目标。

在后续科研工作中, 作者将综合利用多种传感器, 准确提取各种相关特征, 并重点研究准确获取基本概率赋值函数的理论方法, 为准确识别无人驾驶车在越野环境中的障碍物提供理论支持。

参考文献:

- [1] 马飒飒, 刘玉宇, 赵守伟. 未来战争新星: 无人地面作战系统[J]. 国防科技, 2004(7): 6-10
- [2] MATTHIES L, KELLY A, LITWIN T, *et al.* Obstacle detection for unmanned ground vehicles: A

- progress report [C] // **Proceedings of the 1995 Intelligent Vehicles Symposium**. Piscataway: IEEE, 1995:66-71
- [3] 张明恒. 基于面部朝向的驾驶员精神分散监测方法研究[D]. 长春:吉林大学, 2007
- [4] 李斌. 智能车辆前方车辆探测及安全车距控制方法的研究[D]. 长春:吉林大学, 2002
- [5] 项志宇. 针对越野自主导航的障碍物检测系统[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2005, **35**(s2):71-74
- [6] MACEDO J, MATTHIES L, MANDUCHI R. Ladar-based discrimination of grass from obstacles for autonomous navigation [M] // **Lecture Notes in Control and Information Sciences**. London: Springer-Verlag, 2000
- [7] HUANG J, LEE A B, MUMFORD D. Statistics of range images [J]. **Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**, 2000, **1**:324-331
- [8] HANCOCK J A. Laser intensity based obstacle detection and tracking [D]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 1999
- [9] BRENNEKE C, WAGNER B. A scan based navigation system for autonomous operation of mobile robots in man-made environments [C] // **International Conference of Systems Engineering (ICSE)**. Coventry:[s n], 2003:88-93
- [10] BULUSWAR S D, DRAPER B A. Color machine vision for autonomous vehicles [J]. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, 1998, **11**(2): 245-256
- [11] 姚敏. 数字图像处理[M]. 1版. 北京:机械工业出版社, 2006
- [12] 孙锐, 孙上媛, 葛云峰. 基于 D-S 证据理论的基本概率赋值的获取[J]. 现代机械, 2006(4):22-23
- [13] 杨万海. 多传感器数据融合及其应用[M]. 1版. 西安:西安电子科技大学出版社, 2004

Obstacle identification in cross-country environment for unmanned ground vehicle

ZHAO Yi-bing*, GUO Lie, ZHANG Ming-heng, LI Lin-hui

(State Key Laboratory of Structural Analysis for Industrial Equipment,
Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Aiming at the problem of cross-country environment perception of unmanned ground vehicle, Dempster fusion rules are applied to identifying obstacle. Firstly, five kinds of representative features are selected based on CCD and laser sensor. Secondly, sensor data is transformed to evidence space, and the obstacle identification membership is computed by using fuzzy interpolative method, then correlation coefficient is obtained. Thirdly, according to obstacle identity and weight correlation, experimental formula is selected to compute basic probability assignment function. Finally, based on Dempster fusion rules, the ultimate basic probability assignment function is acquired, the identification and decision-making rules are set to determine obstacle classification. Test results show the good robustness and real-time property by using D-S theory to identify obstacle.

Key words: unmanned ground vehicles; environment perception; D-S theory of evidence; basic probability assignment function