

# 非结构化环境下机器人视觉导航的路径识别方法

赵立明\*, 叶川, 张毅, 徐晓东, 陈婧

重庆邮电大学先进制造工程学院先进制造与机器人技术研究中心, 重庆 400065

**摘要** 提出了一种基于模糊粗糙集的非结构化路径识别与机器人引导方法。通过自适应面阵列电荷耦合传感器的图像清晰度控制方法, 获取了最佳信息量图像。构建了模糊粗糙集的非结构化路径识别模型, 借助粗糙集理论预定义图像目标、背景和不确定区域, 融合相对模糊连接度竞争机制对不确定区域的像素进行了模糊重分类, 精确描绘了机器人的导航路径。该模型可实现未知非结构化路径区域的自动识别, 亦可引入灰度先验特征识别指定路径区域。结果表明, 该方法对提高机器人在非结构化环境中的自主探索能力具有实际意义。

**关键词** 机器视觉; 图像处理; 移动机器人; 非结构化路径; 视觉导航; 模糊粗糙集

**中图分类号** TP391.4

**文献标识码** A

**doi:** 10.3788/AOS201838.0815028

## Path Recognition Method of Robot Vision Navigation in Unstructured Environments

Zhao Liming\*, Ye Chuan, Zhang Yi, Xu Xiaodong, Chen Jing

Robotics and Advanced Manufacturing Research Center, School of Advanced Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

**Abstract** An unstructured path recognition and robot vision guidance method based on the fuzzy-rough set is proposed. With the image definition automatic control algorithm based on the self-adaptive surface array charge-coupled device, the images with the best amount of information are obtained. The unstructured path recognition model based on a fuzzy-rough set is built, in which the image target, background and uncertainty area are predefined under the help of the rough set theory and the relative fuzzy connectedness competition mechanism is fused to reclassify the pixels in the uncertain region according to the ambiguity and the robot navigation path is delineated. With this model, the automatic recognition of the unknown and unstructured path areas can be realized, and the gray priori features to recognize the specified path areas can be introduced. The results show that the proposed method has a practical significance for improving the autonomous exploration ability of mobile robots in unstructured environments.

**Key words** machine vision; image processing; mobile robot; unstructured path; visual navigation; fuzzy-rough set

**OCIS codes** 150.5758; 100.3008; 100.4999

## 1 引 言

机器视觉、专家系统和自然语言理解被认为是人工智能最活跃的三大研究领域, 近年来已成为提高工业生产自动化和智能化水平的理论基础和核心技术。其中, 视觉是人类获取信息的主要来源之一<sup>[1-2]</sup>。在移动机器人自主导航或工业机器人工作引导的技术研究中, 视觉传感逐渐成为机器人感知外部信息的重要途径之一和理解环境的主要依据之一<sup>[3]</sup>。尤其在非结构化环境中, 采用视觉引导技术

可有效提高移动机器人的环境认知和自主探索能力, 为移动机器人在不确定环境中作业提供技术支撑<sup>[4]</sup>。非结构化环境路径识别的难点在于路径形状复杂、边界模糊、易受光照变化和路面阴影干扰等<sup>[5-7]</sup>, 因此, 实现机器人对环境的准确感知和可靠引导成为了研究热点之一。近年来, 国内外许多研究者将遗传算法、模糊逻辑、神经网络、支持向量机(SVM)、深度学习等人工智能方法应用于非结构化环境中的路径区域识别<sup>[8-10]</sup>。Häselich 等<sup>[11]</sup>采用颜色均值、颜色直方图及纹理分层变长法对不同的地

收稿日期: 2018-03-22; 修回日期: 2018-06-08; 录用日期: 2018-06-19

基金项目: 重庆教委自然科学基金项目(KJ1500418)、重庆市基础与前沿研究计划项目(cstc2016jcyjA0537)

\* E-mail: zhaolm@cqupt.edu.cn

表物质类型特征进行了描述,旨在对不同地表区域进行识别和认知。Lee 等<sup>[12]</sup>采用尺度不变特征变换(SIFT)、加速稳健特征(SURF)等算法描述了导航区域的局部环境特征,并实验研究了移动机器人室外自定位和路径信息识别方法。为提高算法运行效率和图像感兴趣区域(ROI)特征认知的有效性,王璐等<sup>[13]</sup>采用视觉局部显著区域分析方法对非结构化环境开展了理论和实验研究,在环境感知过程中提取了 ROI 的规则化特征。Jiang 等<sup>[14]</sup>提出了一种基于最小二乘曲线拟合的导航路径识别方法,并利用路径曲线获取导航参数引导机器人行走,该方法在具有显著曲线特征的工作环境中具有较高的可靠性。Song 等<sup>[15]</sup>通过引入图像区域影响因子改进了模糊 C 均值聚类(FCM)算法,并将其应用于非结构化导航路径的检测过程中,该方法在一定程度上提高了路径识别的准确率,具有较高的理论和实用价值。Zhao 等<sup>[16]</sup>开发了一套用于自主车越野的非结构化路径实时识别系统,提出了基于纹理分析的非结构化和不规则道路的识别和跟踪方法,并采用均匀度测量方法进行障碍物检测。Phung 等<sup>[17]</sup>采用改进的边缘像素局部方向消失点估计方法,使用消失点道路边界及表面的几何和颜色特征来描述道路区域。任永新等<sup>[18]</sup>研究了基于模糊控制的实时路径规划和跟踪方法,通过训练神经网络对图像进行分割,获取导航预瞄点,得到了机器人运动的角度偏差和横向偏差。介鸣等<sup>[19]</sup>采用 SIFT 算法提取了地貌特征匹配图像数据库信息,利用匹配点的地理信息,通过二维(2D)/三维(3D)位姿估计检测出了探测器在地理坐标系下的绝对位置和姿态,并以此来引导机器人作业。周值宇等<sup>[20]</sup>提出了一种基于高斯核 SVM 的植被检测方法,主要研究了非结构化环境中的植被检测问题,通过抑制路面不可通行区域提高了机器人在复杂环境的自主避障功能。

本文提出了一种基于模糊粗糙集理论的非结构化环境下移动机器人的自主导航路径识别方法,针对机器人引导路径表面特征复杂、边界模糊、光照不均及存在路边阴影的情况,通过构建模型实现了机器人引导区域精确识别。依据环境特征,基于图像清晰度评价算法的分析和实验研究,建立了以导航显著区域图像空间特征为计算依据的电荷耦合器件(CCD)聚焦状态和光积分时间图像清晰度的自适应控制方法,为后续路径识别模型的建立和图像多目标特征的提取提供了可靠信息。开展了模糊粗糙集的非结构化路径识别模型(F-R 模型)构建方法的研

究,基于粗糙集理论定义了图像目标(路径)、背景(非路径)和不确定区域(模糊边界),通过融合相对模糊连接度(RFC)算法并利用模糊竞争机制对图像的不确定区域像素进行重分类,精确描绘了机器人的导航路径。利用模糊集与粗糙集在处理不确定性问题上的优势互补,提高了粗糙集方法在问题边界区域对不确定性问题的描述能力,并保留了粗糙集理论在处理不确定和不精确问题上无需先验信息的特点。模型中引入的 RFC 方法旨在针对粗糙集定义的不确定边界区域进行模糊重分类,以实现路径的精确识别。

## 2 基本原理和方法设计

### 2.1 图像清晰度的自适应控制方法

在机器人视觉导航过程中,获取高清晰和信息量丰富的图像是提取导航区域有效特征的前提条件之一。以 CCD 作为视觉传感器,在特定景深区间和导航视野范围内,为减少非结构化环境下不确定或随机因素的干扰,建立了 CCD 图像清晰度的自适应控制方法,如图 1 所示。

通过快速调节 CCD 的光积分时间,以图像清晰度评价函数的计算结果作为依据捕捉当前最佳图像,通过分析 CCD 成像原理和不同的图像清晰度评价函数,以导航区间图像作为目标,建立了基于实时信息反馈的全局和局部显著区域最佳图像清晰度的自适应控制方法。在线计算 CCD 不同光积分时间和聚焦(离焦)状态下的图像信息量变化,通过单位时间内(以秒为计算单位)计算不同 CCD 成像参数下图像序列来获取全局或指定区域的最大信息量图像。为提高自适应判断能力,该方法同时以后续 F-R 模型的连续路径识别结果作为反馈参考信息,即在系统中已检测出导航路径区域时,模型通过计算其他图像区域与已确定区域灰度特征的相似性,确定特定区域的最佳清晰度(局部信息量最大化)。基于常用图像清晰度评价函数(包括图像平均梯度、图像信息熵及 TenenGrad 函数等)的分析和实验研究,确定了以 TenenGrad 图像清晰度评价为计算依据的 CCD 光积分时间和聚焦状态的自适应控制方法。TenenGrad 能量梯度函数基于 Sobel 算子梯度幅值,通过纵横相邻点的差分计算一个点的梯度值,单峰性好,可靠性高。其函数表达式<sup>[21]</sup>为

$$f(I) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \{ [I(x+1, y) - I(x, y)]^2 + [I(x, y+1) - I(x, y)]^2 \}, \quad (1)$$

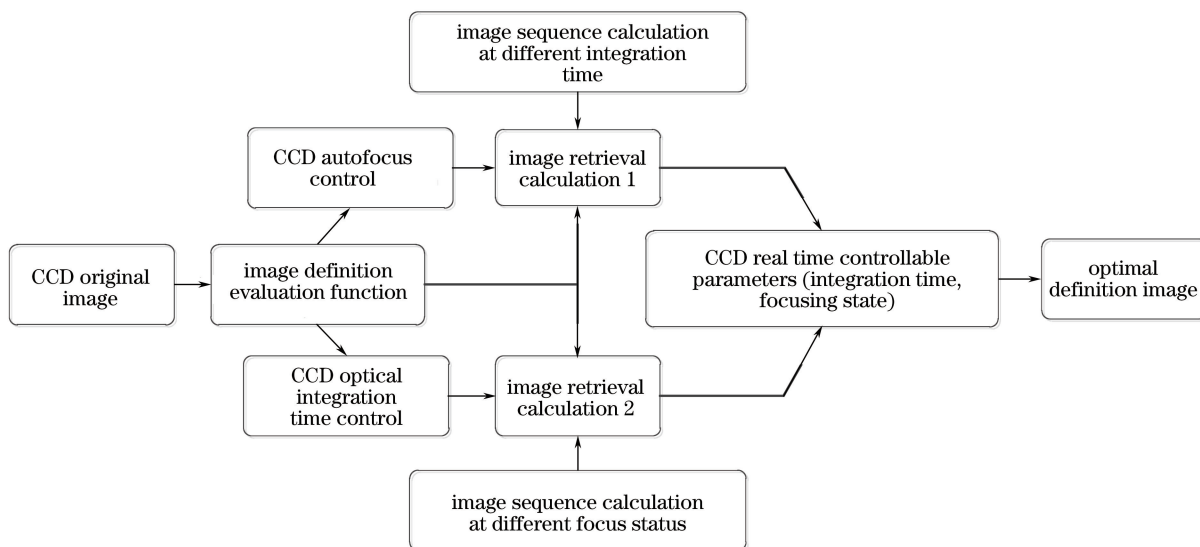


图 1 最佳图像清晰度的确定方法

Fig. 1 Method for determining best image definition

式中  $M \text{ pixel} \times N \text{ pixel}$  为图像分辨率,  $I(x, y)$  为该图像  $(x, y)$  点像素的灰度值,  $f(I)$  为图像  $I$  经评价函数计算后的结果。在实验过程中, 为减少计算量, 通过实时调节 CCD 光积分时间输出最佳图像, 在系统初始化时一次性自动完成聚焦状态调节。为了便于算法和模型测试, 所提方法均以自行设计的实验平台为基础开展理论和实验研究, 平台设计如图 2 所示。



图 2 移动机器人视觉导航测试平台设计

Fig. 2 Design of test platform for mobile robot visual navigation

图 3、4 所示分别为不同 CCD 光积分时间和不同离焦状态下的图像清晰度特征, 通过图像分析可知, 受外界随机因素干扰, CCD 光积分时间或聚焦状态不合适时图像信息量呈衰减状态, 不利于视觉系统对感知环境的精确计算。因此, 通过图像清晰度自适应调节方式可提高系统对 ROI(目标) 的提取和识别能力, 其目的是提高非结构化环境下机器人视觉感知信息的可靠性。图 5、6 所示分别为不同 CCD 光积分时间和离焦状态下最佳图像清晰度的控制曲线, 其中横坐标为不同聚焦状态和 CCD 光积分时间下的图像序列, 纵坐标为图像清晰度评价函数的计算结果, 采用了归一化的数据表示方式。综

合考虑了图像光照、路面阴影及图像清晰度响应曲线的单峰性和实时性, 通过实验研究确定了基于 TenenGrad 图像梯度的清晰度自适应控制方法, 图 7 所示为不同图像清晰度评价函数清晰度指数计算响应结果的对比, 可以看出, 当图像清晰度出现渐变衰减时, TenenGrad 函数的响应灵敏度较高。

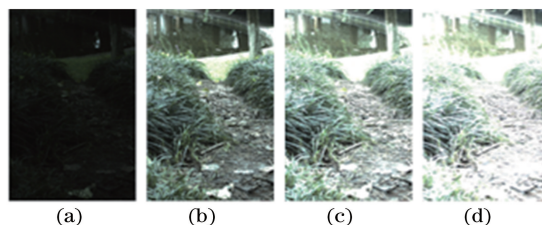


图 3 不同 CCD 光积分时间下的图像清晰度特征。  
(a) 5 ms; (b) 15 ms; (c) 50 ms; (d) 90 ms

Fig. 3 Image definition characteristics under different CCD optical integration time.

(a) 5 ms; (b) 15 ms; (c) 50 ms; (d) 90 ms

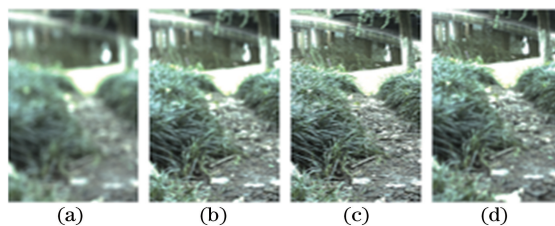


图 4 不同 CCD 离焦状态下的图像清晰度特征。

(a) 离焦状态 1; (b) 离焦状态 2; (c) 离焦状态 3; (d) 离焦状态 4

Fig. 4 Image definition characteristics under different CCD defocus statuses.

(a) Defocused status 1; (b) defocused status 2; (c) defocused status 3; (d) defocused status 4

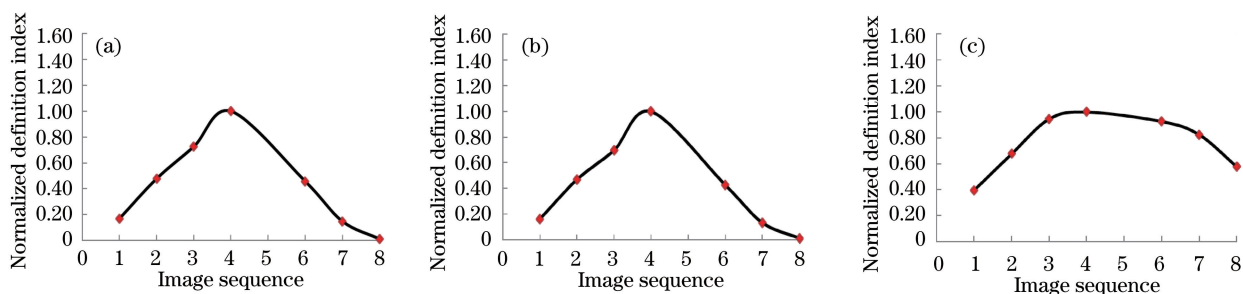


图 5 不同 CCD 光积分时间下最佳图像清晰度的响应曲线。(a) TenenGrad; (b) 平均梯度; (c) 信息熵

Fig. 5 Response curves of best image definition under different CCD optical integration time.

(a) TenenGrad; (b) average gradient; (c) information entropy

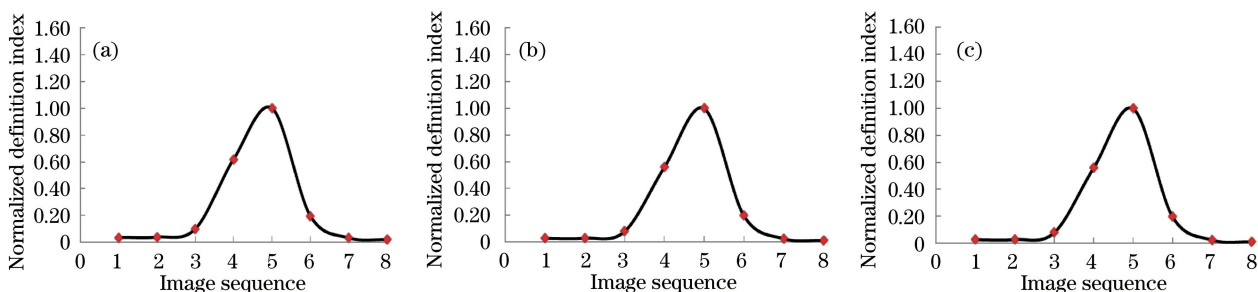


图 6 不同 CCD 离焦状态下最佳图像清晰度的响应曲线。(a) TenenGrad; (b) 平均梯度; (c) 信息熵

Fig. 6 Response curves of best image definition under different CCD defocus statuses.

(a) TenenGrad; (b) average gradient; (c) information entropy

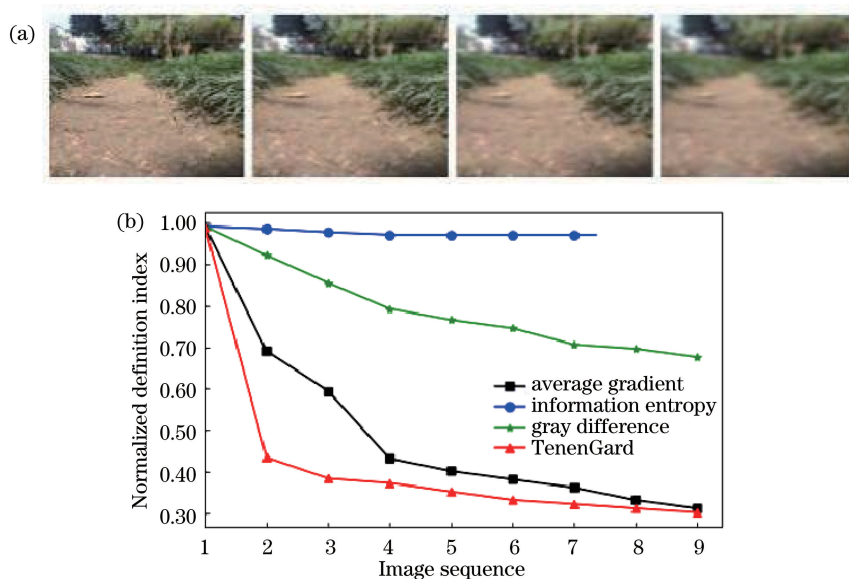


图 7 不同图像清晰度评价函数下清晰度计算响应结果的对比。(a) 图像清晰度变化序列; (b) 清晰度评价函数的响应结果

Fig. 7 Comparison of response results of definition calculation under different image definition evaluation functions.

(a) Sequence of image definition change; (b) response results of definition evaluation functions

## 2.2 视觉引导区域的模糊初分割

为精确识别和描绘图像中的导航路径区域,系统中以灰度特征为依据构建了粗糙集上、下近似集及模糊边界区域,初步划分目标和背景特征点。在此基础上引入 RFC 图像分割算法对上下近似集所

构成的模糊边界区域进行重分类,主要利用 RFC 算法的模糊集合竞争分类机制。为将精确的图像区域描绘算法应用于实际导航系统中,利用 Otsu 算子产生 RFC 初始种子集合,将不精确分割的目标与背景区域作为粗糙集的上、下近似区域,将不可分割的

非确定区域作为粗糙集的边界区域。其中, Otsu 阈值  $T$  结合样本先验知识通过在线计算获得, 假设将 CCD 采集图像像素的等级区间划分为  $[1, \dots, T, \dots, L]$ ,  $L$  为灰度等级, 以  $n_i$  和  $N$  分别表示灰度级为  $i$  的像素数和图像总的像素数。  $T^{[22]}$  满足

$$\begin{cases} \mu_b = \sum_{i=1}^T i p_i / \omega_b = \mu(T) / \omega(T) \\ \mu_f = \sum_{i=T+1}^L i p_i / \omega_f = \frac{\mu_t - \mu(T)}{1 - \omega(T)} \end{cases}, \quad (2)$$

式中  $\mu_b$  为背景像素分布均值;  $\mu_f$  为前景像素分布均值;  $p_i = n_i / N$ , 表示像素等级  $n_i$  出现的概率;  $\mu(T) = \sum_{i=1}^T i p_i$ , 表示  $T$  等级下的像素分布均值;  $\mu_t = \sum_{i=1}^L i p_i$ , 表示图像全局像素  $L$  等级概率分布均值;  $\omega_b = \sum_{i=1}^T p_i = \omega(T)$ , 表示背景划分概率;  $\omega_f = \sum_{i=T+1}^L p_i = 1 - \omega(T)$ , 表示前景划分概率。因此, 背景和前景之间类间方差可表示为

$$\begin{cases} \sigma_b^2 = \sum_{i=1}^T (i - \mu_b)^2 p_b / \omega_b \\ \sigma_f^2 = \sum_{i=T+1}^L (i - \mu_f)^2 p_f / \omega_f \end{cases}, \quad (3)$$

式中  $p_b$  为  $[1, T]$  区间内等级划分的总像素数,  $p_f$  为  $[T+1, L]$  区间内等级划分的总像素数。

根据 Otsu 图像分割原理, 最佳分割阈值  $T$  的计算方法为

$$f(T) = \sigma_b^2(T) / \sigma_t^2, \quad (4)$$

式中  $\sigma_b^2(T) = \omega_b (\mu_b - \mu_t)^2 + \omega_f (\mu_f - \mu_t)^2$  为转换的类内方差;  $\sigma_t^2 = \sum_{i=1}^L (i - \mu_t)^2 p_i$  为当前图像帧的总体方差。实际上, 最佳分割阈值  $T$  可通过检索阈值区间  $[1, \dots, T, \dots, L]$  得到, 但需满足

$$T = \max_{1 \leq T \leq L} \sigma_b^2(T). \quad (5)$$

在目标区域初始参考种子集合点确定的前提下, 采用 RFC 模糊分类算法精确描绘导航路径区域。 RFC 可自动生成相对模糊隶属度, 使图像像素在各自所属区域产生不可分辨关系。采用多前景和背景种子集合定义的方法, 亦可实现多目标区域的同步描绘。在算法设计中, 通过实验确定隶属度的函数形式 (常用阶跃函数、斜坡函数、高斯函数等), 并将先验成分引入隶属函数中 (通过对环境图像灰度特征的学习获得)。基于此, 对不同目标进行分割测试, 以优化最佳 RFC 分割参数。

### 2.3 F-R 模型基础算法的融合方法

在 Otsu 初始区域划分的基础上, 构建了 F-R 模糊粗糙集路径边界不确定区域的重分类模型, 旨在将需人工交互的高精度图像分割算法转变为自动的目标分割方式, 在计算过程中无需引入先验知识。以图像中 Otsu 初始划分的两类区域作为不可分辨关系, 定义图像的上下近似集及边界区域 (路径边界), 通过融合 RFC 模糊分类算法精确描绘边界区域 (即边界区域像素的模糊重分类)。 F-R 模型不仅将近似对象从 crisp 集扩展到了模糊集, 而且将论域上的等价关系扩展为了模糊相似关系。虽然两者都可以用来处理模糊和不确定问题, 但着眼点不同。粗糙集理论在处理模糊和不确定性问题时着眼于知识的粗糙性, 强调的是集合对象间的不可分辨性和严格的等价关系; 而模糊集理论主要着眼于知识的模糊性, 强调的是集合边界的不分明性。这两种理论具有一定的相似性, 因此, 所提方法通过构建模糊粗糙集模型, 采用优势互补方式对复杂背景下的目标图像进行识别和分割。粗糙集理论在处理不确定性问题时无需提供问题所需处理的数据集合之外的任何先验信息, 但其不包含处理不精确或不确定原始数据, 因此, 为实现目标边界的精确描绘 (分类), 引入模糊集算法以增强算法的互补性<sup>[23]</sup>。模糊连接度 (FC) 或 RFC 图像分割框架基于图论理论<sup>[24]</sup>, 描述的是事物之间的某种特定关系。若以  $(A, \alpha)$  表示一个无向图并将其与一幅图像矩阵关联:  $I = (A, f)$ , 其中  $A$  为图像中的像素阵列;  $f$  为图像像素的灰度值函数;  $\alpha$  为  $A$  上的邻接关系, 在二维图像矩阵中,  $\alpha$  为 4-邻接关系。基于 FC/RFC 的图像区域描绘算法主要涉及两个基本过程: 1) 在  $A$  上定义局部的模糊关系  $\kappa$  (隶属度); 2) 在定义的隶属度关系之上建立模糊连接度  $\mu$  关系。每一个  $\alpha$ -邻接点  $(c, d)$  指定一个隶属度值  $\kappa(c, d)$ , 该值反映了图像矩阵  $I$  中  $a$  与  $b$  之间依据某种特征构建的关联关系, 而任意两点  $(a, b)$  间的模糊连接度被定义在  $\alpha$ -邻接的模糊隶属度  $(c, d)$  之上。如图 8 所示, 若  $a$  与  $b$  之间

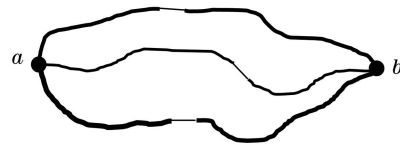


图 8 在  $\alpha$ -邻接的亲密度函数之上的任意两点  $a$  与  $b$  之间的模糊连接度

Fig. 8 Fuzzy connectedness between two points of  $a$  and  $b$  in  $\alpha$ -adjacent affinity function

有三条路径,以线条最粗路径代表最大连接强度。在两端施加反方向拉力时,连接度为最小隶属度函数值的连接细线处最先断开。因此,基于定义的  $\alpha$ -邻接点的隶属度值,图像中一条路径任意两点  $a$  与  $b$  之间的连接度  $\mu_{ab}(p)$  可表示为

$$\mu_{ab}(p) = \min\{\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_n\}, \quad (6)$$

式中  $\kappa_1, \dots, \kappa_n$  为路径  $p$  中连续邻接点间的隶属度值。

任意两点间  $a$  与  $b$  的模糊连接度可表示为

$$\mu^*(a, b) = \max\{\mu_{ab}(p) \mid p \in P_{ab}\}, \quad (7)$$

式中  $P_{ab}$  为图像中连接任意两点  $a$  与  $b$  的所有路径集合。

如果  $\kappa$  被定义,FC 机制允许在图像中以指定参考点集  $S$  的方式来描绘目标区域,其描绘方法是通过计算图像中所有背景点  $b$  与参考点集  $S$  (种子点) 之间的模糊连接度来实现:

$$\mu^*(S, b) = \max\{\mu_{ab}(p) \mid p \in P_{ab} \& a \in S\}. \quad (8)$$

通过以上分析可知,尽管 FC 机制能有效地分割目标区域,但其需在模糊连接度场中预定义阈值以获得目标区域。在 RFC 分类机制中<sup>[25]</sup>,区域描绘的参考点集被分为  $S_O$  和  $S_B$ ,即目标和背景参考点集,而参考点集以外的图像中的所有点都将被参考点集以竞争方式划分为前景或背景。若连接强度  $\mu^*(S_B, c) > \mu^*(S_O, c)$  (其中  $c$  为图像中任意待分类像素点),则目标点被定义为背景点,反之亦然。如图 9 所示,任何像素的成员隶属关系(以  $c$  为例)在指定区域内根据相对的连接强度被定义为目标或背景,若  $b$  分布在图像背景中的任一位置,那么以参考点  $o$  和  $b$  分别代表目标区域和背景区域,而边界区域中  $c$  的划分判定通过寻找其与参考点间的最大连接强度来确定。

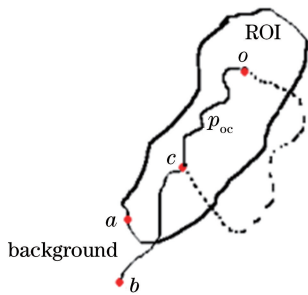


图 9 基于相对模糊连接度的目标和背景区域的描绘方法

Fig. 9 Delineation method of target and background area based on relative fuzzy connectedness

## 2.4 路径识别 F-R 模型的构建方法

在初步确定目标区域和背景区域的前提下,为精确描绘出导航路径边界,采用粗糙集方法预定义图像中的前景、背景和模糊区域,并以此为基础引入 RFC 算法。采用粗糙集方法对图像区域进行预定义,将一幅图像采用信息系统方式<sup>[26]</sup>进行表述,即  $S = (U, A, V, F)$ ,其中  $A$  为有限非空属性集合, $V$  为对象在属性  $A$  上的属性值, $F$  为信息函数。 $S$  可被定义为近似空间形式,即  $F: U \times A \rightarrow V$ ,其中  $U$  在  $S$  中为一个指定的集合,被称为全域。因此,图像中的目标 ROI 可被定义为  $S_{roi}$ ,  $U_{AS1}$  实际上代表了整幅图像,并包含了三个特征区域。 $A_{roi}$  为当前关注的 ROI 的一组属性特征,即  $V_{roi} = \bar{a} \in A_{roi} \cup V_{\bar{a}}^{roi}$ 。对于每一个  $\bar{a} \in A_{roi}$ ,均有  $\bar{a}: U_{ROI_l} \rightarrow V_{\bar{a}}^{roi}$  ( $l$  为区域划分的像素等级)成立, $\bar{a}$  可被认为是在  $U_{AS1}$  中 ROI 的指定唯一的区域属性(如路面)或一组属性集合(特征向量)。因此,根据粗糙集理论,属性子集  $Q_{roi} \subseteq A_{roi}$  和一个等价关系关联,或称不可分别关系,即

$$R_{Q_{roi}} = \{(x, y) \in U_{ROI_l} \times U_{ROI_l} : \bar{a} \in Q_{roi}, \bar{a}(x) = \bar{a}(y)\}. \quad (9)$$

根据一组特定的属性组  $\bar{a} (ROI_l) \in A (ROI_l)$ ,

从机器学习的角度可得到一组基础的分类(基本知识)  $U_O/R_{Q_{roi}}$ ,其中  $U_O$  为目标属性集。考虑属性子集  $Q_{roi}$ ,为量化表述待划分区域,用集合  $X(O_{roi})$  表示  $U_{AS1}$  中的目标区域且  $X(O_{roi}) \subseteq U_{AS1}$ ,  $Q_{roi}$ -lower 和  $Q_{roi}$ -upper 近似集的表达式<sup>[27]</sup>分别为

$$\begin{cases} \overline{Q_{roi}} [X(O_{roi})] = \cup \{Y \in U_{AS1} \mid R_{Q_{roi}} : Y \cap X \neq \emptyset\} \\ \underline{Q_{roi}} [X(O_{roi})] = \cup \{Y \in U_{AS1} \mid R_{Q_{roi}} : Y \subseteq X\} \end{cases}. \quad (10)$$

为直观起见,采用非结构化路面图像描绘出各特征区域,如图 9 所示。通过分析图 9 中的特征区域可知,当模糊区域为空时,该图像可由最佳阈值法对目标进行分割,但仅限于理想状态。整个  $U_{AS1}$  像素集合中只有  $\overline{Q_l} [X(O_l)]$  和  $\underline{Q_l} [X(O_l)]$  子集可近似确定,而最终待提取的目标集合  $X(O_{roi})$  需要进行重分类处理。需要指出的是,  $U_{roi}$  所代表的集合为整幅图像(存在 ROI 的不完整性),而最终的 RFC 图像 ROI 的二维形态描绘在初始分割的图像中进行(具有目标区域二维形态特征的完整性)。图 10 所示为 F-R 模型中导航路径图像不确定区域的预定义和重分类算法的执行流程,其中 seed 表示种子生成区域。

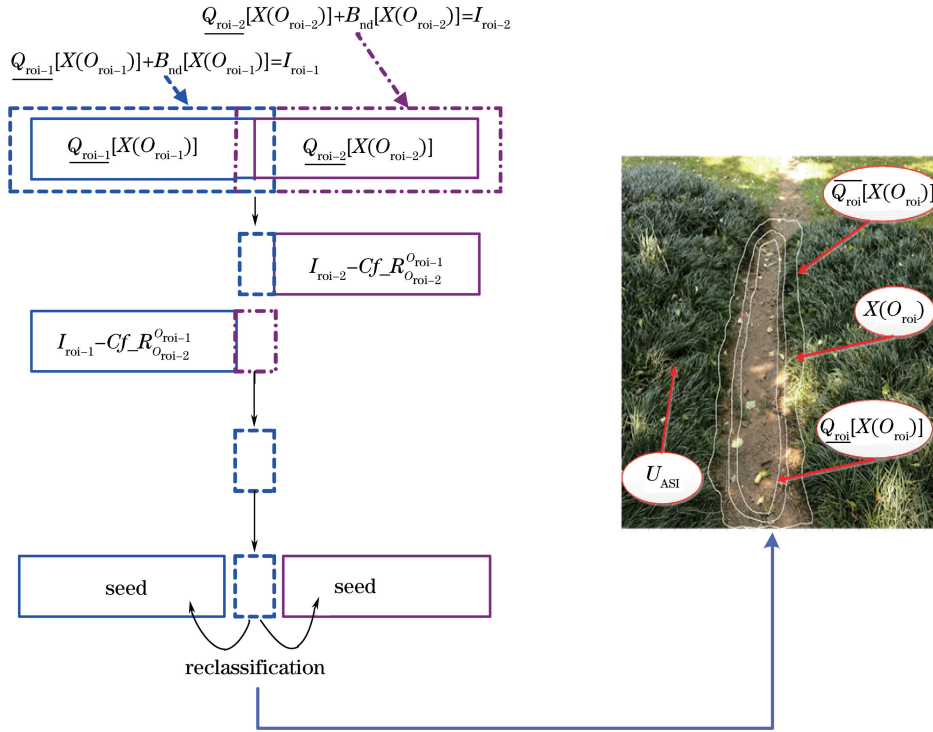


图 10 F-R 模型中图像不确定区域像素的重分类方法

Fig. 10 Reclassification method of pixels in undefined area of images in F-R model

因此,通过定义非结构化路面图像中的模糊区域可给出图像待分类的 C-Region,即

$$B_{nd} [X(O_l)] = \overline{Q_l} [X(O_l)] - Q_l [X(O_l)]. \quad (11)$$

通过(11)式可量化模糊区域,该区域在非结构化路面图像中是普遍存在的,而采用传统的方法并不能达到很好的路径边界识别效果,因为该区域大部分为背景信息,可能包含多个颜色区域特征。由粗糙集理论可知,当图像可通过灰度值精确分割前景和背景区域时(实际中不存在),可认为图像所代表的近似空间是精确的,其精确性可量化表示为

$$\eta_{ASI} [X(O_{roi})] = \frac{Q_l [X(O_l)]}{\overline{Q_l} [X(O_l)]}. \quad (12)$$

当  $\eta_{ASI} [X(O_{roi})]$  越接近于 1 或  $B_{nd} [X(O_l)]$  越接近于 0 时,图像的区域划分结果越精确,此时 ROI 形态在图像中明显区别于背景区域,图像各描绘区域的特征具有完整性,且边缘处有相对较为明显的阶跃灰度分布特征(理想状态)。权衡  $\eta_{ASI} [X(O_{roi})]$  和  $B_{nd} [X(O_l)]$  的输出结果来确定最佳的 RFC 分割参数。

### 3 实验结果分析

基于粗糙集理论的图像分割算法,对于边界区

域的不确定性问题,鉴于粗糙性和模糊性分类知识方面不具有等价处理能力,采用模糊集与粗糙集理论优势互补的方式,构建了 F-R 模型,改进后的道路检测算法具体工作流程如图 11 所示。

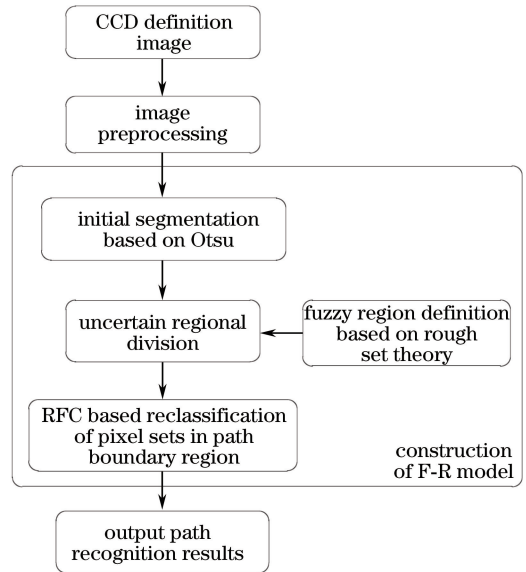


图 11 基于模糊粗糙集模型的 ROI 检测流程

Fig. 11 Flow chart of ROI detection based on fuzzy-rough set model

为验证算法有效性,对常用的 K-均值聚类算法(聚类个数  $k=2$ )、分水岭算法以及所提方法进行了实验对比,结果如图 12、13 所示。其中,图 12(a)、

(b)所示为测试图像,图 12(c)、(d)所示分别为 K-均值聚类算法( $k=2$ )和分水岭算法的路径提取结果,可以看出,路面存在光照不均、阴影或路面边界不清时,常规算法对不确定问题的处理能力较差。

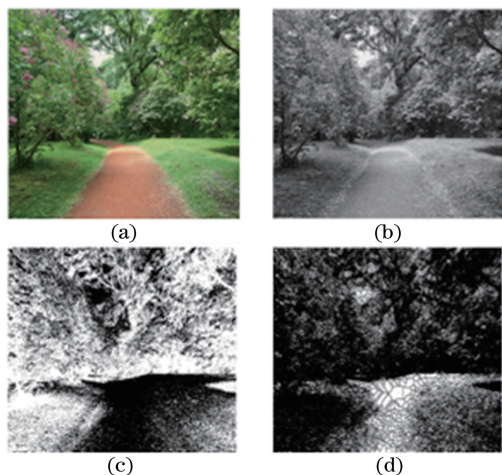


图 12 图像 ROI 的分割对比实验。(a) CCD 高清晰度图像; (b)原灰度图;(c) K-均值聚类算法结果( $k=2$ ); (d)分水岭算法结果

Fig. 12 ROI segmentation and comparison experiment of image ROI. (a) CCD high definition image; (b) original gray image; (c) result by K-means clustering algorithm( $k=2$ ); (d) result by watershed algorithm

图 13(a)、(b)所示分别为种子定义区域和最终 ROI 的描绘结果(来自模糊连接度场),其中,蓝色点集为背景定义区域( $S_B$ ),黄色点集为前景区域( $S_T$ )。为便于最终结果分析,计算过程中直接将描绘得到的背景区域像素置零。从实验对比结果可以看出,所提目标检测算法可有效抑制干扰,提高目标检测精度。

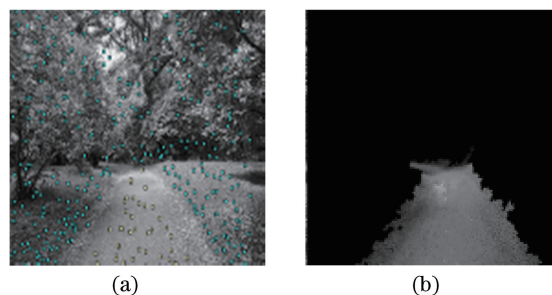


图 13 F-R 模型导航路径识别结果。  
(a)种子定义区域;(b)最终 ROI

Fig. 13 Navigation path recognition result based on F-R model. (a) Seed definition area; (b) final ROI

图 14 所示为不同路径状态下的测试结果,可以看出,所提方法对非结构化环境下复杂路径的识别完整性较好,且计算时间复杂度与对比算法的相近。

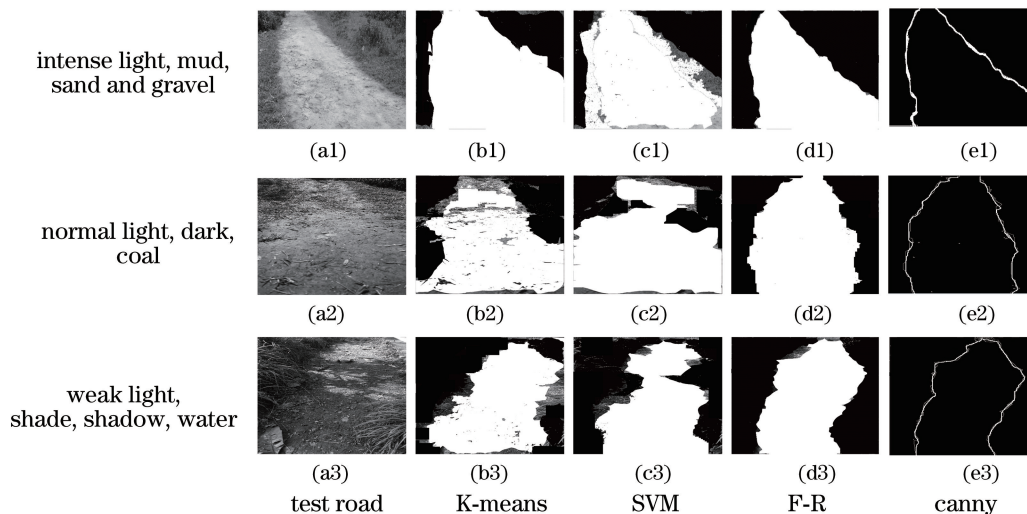


图 14 F-R 模型导航路径识别结果对比

Fig. 14 Comparison of navigation path recognition results based on F-R model

图 15(a)所示为选取的两条室外机器人导航测试路径,路径 1 接近直线,路径 2 为较弯曲形态。图 15(b)所示为机器人在坐标系 X-Y 下的运动控制方式,定义偏航角为  $\theta = \arctan[(d_s + W - |x_p|)/y_p]$ ,偏移距离为  $d = (d_s + W) \cos \theta - |x_p|$ ,其中  $W$  为机器人二分之一宽度, $d_s$  为机器人

到路径边缘的安全距离, $x_p$  为  $x$  方向偏移量, $y_p$  为  $y$  方向偏移量。机器人运动过程中主要以被识别路径的中心线为参考追踪行走,如图 16(a)、(b)上下对应图所示,下图中黑色线为路径中人工描绘的中心线,其他为基于 F-R 模型识别结果而计算的机器人行走轨迹。可以看出,通过重复性实验,所提算法具



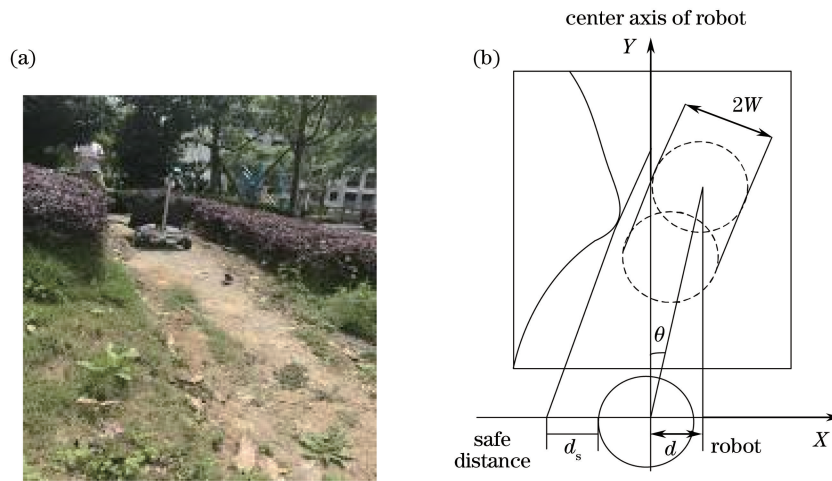


图 15 移动机器人的路径导航轨迹图。(a)测试路径;(b)机器人行走控制

Fig. 15 Path navigation trajectory of mobile robot. (a) Test paths; (b) robot walking control

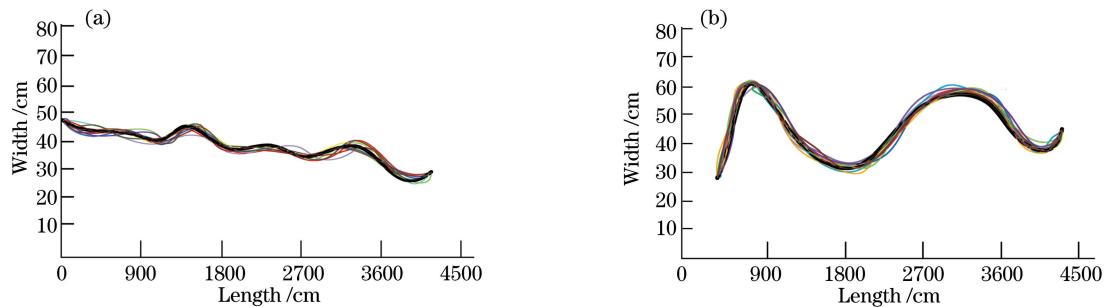


图 16 移动机器人的路径导航轨迹图。(a)路径 1;(b)路径 2

Fig. 16 Path navigation trajectory of mobile robot. (a) Path 1; (b) path 2

有较高的识别能力和可靠性。

## 4 结 论

为实现非结构化环境下移动机器人导航路径的可靠检测,并将精确的目标区域描绘算法应用到基于视觉的移动机器人导航领域,针对非结构化路面的精确提取和形态描绘,提出了一种基于模糊粗糙集理论的非结构化道路识别算法,构建了 F-R 模型。建立了机器人所处环境的 CCD 自适应图像清晰度的控制方法,获取了导航空间区域的最大信息量图像;基于粗糙集方法预定义目标(路径)、背景(非路径)和不确定区域(模糊边界),通过融合 RFC 模糊竞争机制对图像不确定区域的像素进行了模糊重分类,精确描绘了机器人导航路径并引导机器人行走。

## 参 考 文 献

[1] Tan M, Wang S. Research progress on robotic[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(7): 963-972.  
谭民,王硕. 机器人技术研究进展[J]. 自动化学报,

2013, 39(7): 963-972.

[2] Lin L, Ye T, Tan M. Present state and future development of mobile robot technology research[J]. Robot, 2002, 24(5): 475-480.  
李磊,叶涛,谭民. 移动机器人技术研究现状与未来[J]. 机器人, 2002, 24(5): 475-480.

[3] Hou Z Q, Han C Z. A survey of visual tracking[J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(4): 603-617.  
侯志强,韩崇昭. 视觉跟踪技术综述[J]. 自动化学报, 2006, 32(4): 603-617.

[4] Munguia R, Nuno E, Aldana C I. A visual-aided inertial navigation and mapping system[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2016, 13: 94.

[5] Wang Y, Chen D, Shi C. Unstructured road detection and tracking based on monocular vision[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2011, 32(3): 334-339.

[6] Hou K, Sun H, Jia Q. An autonomous positioning and navigation system for spherical mobile robot[J]. Procedia Engineering, 2012, 29(4): 2556-2561.

[7] Zhuang Y, Chen D, Wang W. Status and development of natural scene understanding for

- vision-based outdoor mobile robot[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(1): 1-11.  
 庄严, 陈东, 王伟. 移动机器人基于视觉室外自然场景理解的研究与进展[J]. *自动化学报*, 2010, 36(1): 1-11.
- [8] Liu H L, Luo Y Y, Li C G. Fuzzy controller for mobile robot navigation under unknown environments[J]. *Computer Simulation*, 2011, 28(1): 201-205.  
 刘宏林, 罗杨宇, 李成荣. 基于模糊控制器的未知环境下移动机器人导航[J]. *计算机仿真*, 2011, 28(1): 201-205.
- [9] Gao F, Huang Y M, Lin Y Z. Fuzzy intelligent navigation of autonomous mobile robot[J]. *Journal of Xi'an University of Technology*, 2005, 21(4): 337-341.  
 高峰, 黄玉美, 林义忠. 自主移动机器人的模糊智能导航[J]. *西安理工大学学报*, 2005, 21(4): 337-341.
- [10] Jia L, Gu S, Chen Q J. An autonomous navigation procedure for mobile robot on image-based visual servoing[J]. *Huazhong University of science and Technology (Natural Science Edition)*, 2011, 39(s2): 220-222.  
 贾林, 顾爽, 陈启军. 基于图像视觉伺服的移动机器人自主导航实现[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2011, 39(s2): 220-222.
- [11] Häselich M, Arends M, Wojke N, *et al.* Probabilistic terrain classification in unstructured environments[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2013, 61(10): 1051-1059.
- [12] Lee H, Park J, Chung W. Localization of outdoor mobile robots using curb features in urban road environments[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014, 2014: 368961.
- [13] Wang L, Lu X X, Cai Z X. Local salient regions based natural scene recognition[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2008, 13(8): 1594-1600.  
 王璐, 陆筱霞, 蔡自兴. 基于局部显著区域的自然场景识别[J]. *中国图象图形学报*, 2008, 13(8): 1594-1600.
- [14] Jiang H, Xiao Y, Zhang Y. Curve path detection of unstructured roads for the outdoor robot navigation[J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2013, 58(4): 536-544.
- [15] Song H, He D, Xin X. Unstructured road detection and obstacle recognition algorithm based on machine vision[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2011, 27(6): 225-230.
- [16] Zhao Y, Wang H, Yan R. Unstructured road edge detection and initial positioning approach based on monocular vision[J]. *AASRI Procedia*, 2012, 1: 486-491.
- [17] Phung S L, Le M C, Bouzerdoum A. Pedestrian lane detection in unstructured scenes for assistive navigation[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2016, 149(C): 186-196.
- [18] Ren Y X, Li W, Chen X. Path following control for mobile robot based on machine vision in unstructured environment[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2008, 34(10): 1021-1025.  
 任永新, 李伟, 陈晓. 非结构环境下基于机器视觉的机器人路径跟踪方法[J]. *北京工业大学学报*, 2008, 34(10): 1021-1025.
- [19] Jie M, Huang X L. Vision navigation based on lunar terra in matching[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2007, 28(1): 11-30.  
 介鸣, 黄显林. 基于月貌匹配的视觉导航方法[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2007, 28(1): 11-30.
- [20] Zhou Z Y, Yang M, Xue L J. Vegetation detection approach based on Gaussian kernel support vector machine in unstructured road environment[J]. *Robot*, 2015, 37(6): 702-707.  
 周植宇, 杨明, 薛林继. 一种基于高斯核支持向量机的非结构化道路环境植被检测方法[J]. *机器人*, 2015, 37(6): 702-707.
- [21] Guojin C, Miaofen Z, Kesong Z. Image definition evaluation function in auto-focusing process[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2009, 24(2): 165-169.
- [22] Zhang J, Hu J. Image segmentation based on 2D Otsu method with histogram analysis[C]. *IEEE International Conference on Computer Science and Software Engineering*, 2008, 6: 105-108.
- [23] Hu Q, Yu D, Pedrycz W. Kernelized fuzzy rough sets and their applications[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2011, 23(11): 1649-1667.
- [24] Ciesielski K C, Miranda P A V, Falcão A X. Joint graph cut and relative fuzzy connectedness image segmentation algorithm[J]. *Medical Image Analysis*, 2013, 17(8): 1046-1057.
- [25] Udupa J K, Odhner D, Zhao L. Body-wide hierarchical fuzzy modeling, recognition, and delineation of anatomy in medical images[J]. *Medical Image Analysis*, 2014, 18(5): 752-771.
- [26] Bejar H H C, Miranda P A. Oriented relative fuzzy connectedness: Theory, algorithms, and its applications in hybrid image segmentation methods[J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2015, 2015(1): 21.
- [27] Wang G Y, Yao Y Y, Yu H. A survey on rough set theory and applications[J]. *Journal of Computers*, 2009, 32(7): 1229-1246.  
 王国胤, 姚一豫, 于洪. 粗糙集理论与应用研究综述[J]. *计算机学报*, 2009, 32(7): 1229-1246.