

## 基于地形预测与修正的搜救机器人可通过度

郭 晏<sup>1</sup>, 包加桐<sup>1</sup>, 宋爱国<sup>1</sup>, 唐鸿儒<sup>2</sup>

(1. 东南大学仪器科学与工程学院, 江苏 南京 210096; 2. 扬州大学能源与动力工程学院, 江苏 扬州 225009)

**摘要:** 针对搜救机器人的自主导航问题, 提出了一种新的可过度计算算法. 文中定义的可过度包含预测可过度度和实时可过度度两个部分. 通过图像处理的方法计算前方地面的粗糙度和起伏度从而得到预测可过度度, 机器人向可过度度最大的区域运动, 在运动过程中通过测量车体的姿态变化率和履带与地面的打滑度来修正预测可过度度对机器人的导引带来的偏差, 并通过旋转式超声测距数据获取距离信息, 去除障碍物对纹理信息的干扰. 野外条件下的实际运行实验证明了该导航算法的有效性.

**关键词:** 搜救机器人; 可过度度; 纹理分析; 自主导航

**中图分类号:** TP249

**文献标识码:** A

### Traversability for Search and Rescue Robot Based on Terrain Prediction and Correction

GUO Yan<sup>1</sup>, BAO Jiatong<sup>1</sup>, SONG Aiguo<sup>1</sup>, TANG Hongru<sup>2</sup>

(1. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. School of Energy and Power Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China)

**Abstract:** A new algorithm for computing traversability of search and rescue robot is presented based on terrain prediction and correction to realize autonomous navigation. The traversability in this paper includes pre-traversability and real-time traversability. The pre-traversability is obtained by calculating terrain roughness and waviness in front of the robot with image processing methods, and the robot will follow a trace with maximum pre-traversability. During the running time, the posture variations of robot and the slip between the track and ground are measured to correct the robot navigation errors caused by pre-traversability. The revolving ultrasonic-rangefinder is used to get the distance information and avoid influence of obstacles on texture information. The field experiment demonstrates the effectiveness of this navigation algorithm.

**Keywords:** search and rescue robot; traversability; texture analysis; autonomous navigation

## 1 引言 (Introduction)

近年来自然灾害与人为灾害频发, 搜救机器人因在搜救中具有诸多优点逐渐为人们所熟悉<sup>[1-2]</sup>. 搜救机器人可以有效降低搜救人员所面临的危险, 大大提高搜救人员的反应时间, 可以将搜救范围扩展到搜救人员无法到达的区域, 搜救机器人正在成为机器人应用领域的一大热点. 搜救机器人通常工作在非结构化的环境中, 其自主导航主要是指机器人从起始点出发自主寻找最合理的行进路线并安全抵达操作人员指定的目标点的运动过程, 这也是搜救机器人自主能力最重要的体现.

为了实现非结构化环境下的自主导航, Seraji 第一次提出了可过度度的概念<sup>[3]</sup>, 用来作为地形可过度程度的度量. 文 [3-6] 给出了使用模糊控制方法

测量地形质量来计算可过度度的方法, 其中地形质量包括粗糙度、倾斜度、不连续度和硬度. 这些方法在指引机器人安全地向目标点行进方面有很好的效果, 同时这些方法都着眼于通过视觉或有源测量的方法来建立一个具有严格约束的导航系统. 但是, 搜救机器人工作环境复杂多样, 只依赖于地形估计的可过度度计算方法具有很大的局限性. 例如, 搜救机器人在沙石地表行走, 当某块区域是软沙时, 机器人无法通过视觉或有源测量的方法来发现这一区域, 一旦机器人完全驶入这一区域将发生打滑甚至无法移动.

基于以上分析, 本文提出了一种新的适合于搜救机器人的可过度度计算方法. 该方法定义可过度度由预测可过度度和实时可过度度构成. 预测可通

过度是采用纹理分析的方法来计算地面的粗糙度和起伏度,并通过模糊控制的方法将二者融合,计算得到预测可通过度的输出结果,用来为搜救机器人提供前方路面情况的预测.实时可通过度由车体相对地面的打滑度和车体实时起伏度组成,实时修正搜救机器人对前方路面的预测,避免因预测结果的不准确性和局限性导致搜救机器人失去运动能力.该方法适用于硬质地表,如水泥、碎石等地面.

## 2 预测可通过度 (The pre-traversability)

### 2.1 地表粗糙度

对任意地表区域而言,地表粗糙度都是一个非常重要的特征量.文[4]使用机器人搭载的摄像机拍摄画面中岩石的大小和密度来计算地表的粗糙度.文[6]使用最小二乘拟合法对机器人搭载的摄像机所拍摄的图像进行拟合,从而得到地表粗糙度.

本文中地表粗糙度参数  $R$  采用文[7]中定义的纹理信息来计算,以亮度直方图的统计信息为基础.这样的度量基于统计矩,其中均值的第2阶矩表示为

$$\mu_2 = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 p(z_i) \quad (1)$$

其中  $z_i$  是表示亮度的一个随机变量,  $p(z)$  是一个区域中的灰度级的直方图,  $L$  是可能的灰度级数,而

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i) \quad (2)$$

则是均值亮度.地表粗糙度  $R$  通过式(3)计算

$$R = 100 \left[ 1 - (1 + \mu_2(z))^{-1} \right] \\ = 100 \left[ 1 - \left( 1 + \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 p(z_i) \right)^{-1} \right] \quad (3)$$

当搜救机器人在自然地形中行驶时,机器人搭载的摄像机将机器人前方3m的地面图像传送到机器人内的嵌入式计算机中.然后嵌入式计算机按照图1所示的3个步骤计算地表粗糙度  $R$ : (a) 图像预处理.将摄像机所拍摄的图像进行必要的尺寸压缩以加快机器人内嵌入式计算机的处理速度.然后对尺寸压缩后的图像进行高斯滤波,去除图像中的噪点,使图像更加平滑. (b) 线性分割.高斯滤波后的图像被线性分割成  $M \times N$  的子图像阵,其中的每个子图像是实际计算地表粗糙度  $R$  的最小区域. (c) 地表粗糙度计算.在  $M \times N$  的子图像阵中,使用式(3)所定义的方法计算每个子图像的地表粗糙度,得到  $M \times N$  的地表粗糙度矩阵.

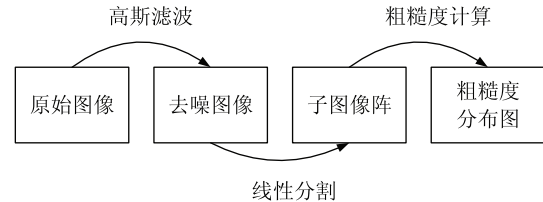


图1 地形粗糙度计算过程

Fig.1 The terrain roughness computation

### 2.2 地表预测起伏度

搜救机器人前方的地表起伏度直接反映了地面的不平整性和起伏性,决定了机器人在行驶过程中的颠簸程度.较大的起伏度,即较大的颠簸,将使搜救机器人的行驶变得困难而危险<sup>[8-10]</sup>,所以本文给出一种预测地面起伏度的新方法,通过计算路面的纹理信息来估计前方道路的预测起伏度.

本文训练一个误差反向传播的神经网络来预测搜救机器人前方的起伏度.搜救机器人搭载的摄像机将机器人前方路面的图像采集到嵌入式计算机中,经过去噪和线性分割后对子图像阵中的每个子图像按照式(1)、(4)~(6)给出的方法分别计算平均亮度度量  $m$ 、平均度量  $\sigma$ 、度量直方图的偏斜  $\mu_3$  和随机性度量  $e$ ,这4个图像的纹理信息参数构成神经网络的输入向量  $\mathbf{v}$ ,如式(7)所示.

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 p(z_i)} \quad (4)$$

$$\mu_3 = 100 \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^3 p(z_i) \quad (5)$$

$$e = - \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i) \quad (6)$$

$$\mathbf{v} = [m \ \sigma \ \mu_3 \ e]^T \quad (7)$$

本文中的误差反向传播神经网络由4个输入节点、10个隐节点和1个输出节点组成,如图2所示.

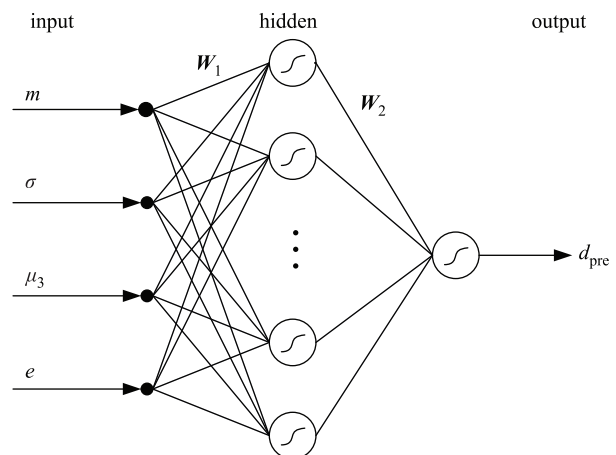


图2 误差反向传播神经网络

Fig.2 Error BP neural network

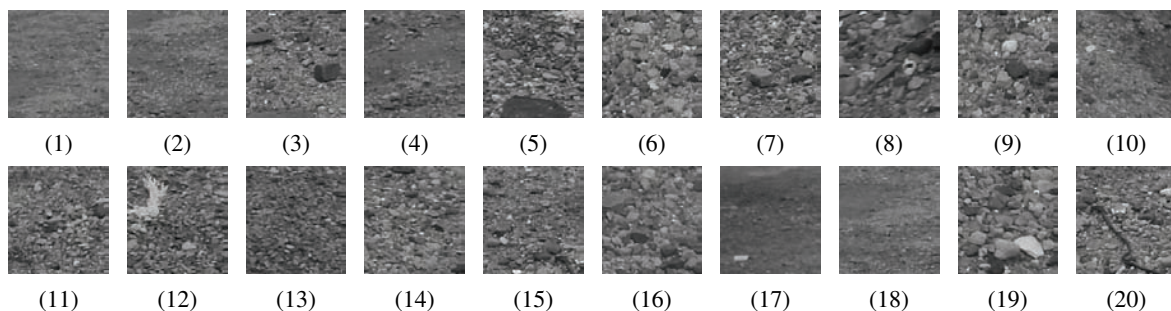


图 3 训练样本图像

Fig.3 The images of training terrain

取如图 3 所示的地形图像做误差反向传播神经网络的训练样本, 如式 (7) 计算输入向量. 然后让搜救机器人分别在这几种地形上行驶, 通过机器人内部的惯性测量器件测量搜救机器人在俯仰角方向的平均变化情况  $d_r$  和横滚角方向的平均变化情况  $d_p$ , 然后按式 (8) 所示计算地表起伏度  $d$ :

$$d = \frac{\sqrt{d_r^2 + d_p^2}}{2} \quad (8)$$

取图 3 中第  $i$  幅地形图像输出向量和地表起伏度的测量结果  $\{v_i, d_i\}$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, 20$ ) 为训练样本对, 其中  $d_i$  为第  $i$  幅地形图像所计算的地表起伏度, 训

练后的神经网络参数矩阵  $W_1$  和  $W_2$  被保存在嵌入式计算机中, 当搜救机器人行驶时, 便采用这组参数来计算地表起伏度的预测值  $d_{pre}$ .

### 2.3 预测可过度集成

对经过图像处理所得到的地表粗糙度和地表预测起伏度, 按照式 (9) 所示方法计算预测可过度  $T_{pre}$ :

$$T_{pre} = \frac{1}{W_R R + W_{d_{pre}} d_{pre}} \quad (9)$$

其中  $W_R$  和  $W_{d_{pre}}$  分别为地表粗糙度  $R$  和地表预测起伏度  $d_{pre}$  的权值系数, 且满足  $W_R \in (0, 1)$ ,  $W_{d_{pre}} \in (0, 1)$ ,  $W_R + W_{d_{pre}} = 1$ , 该系数表征了在预测可过度

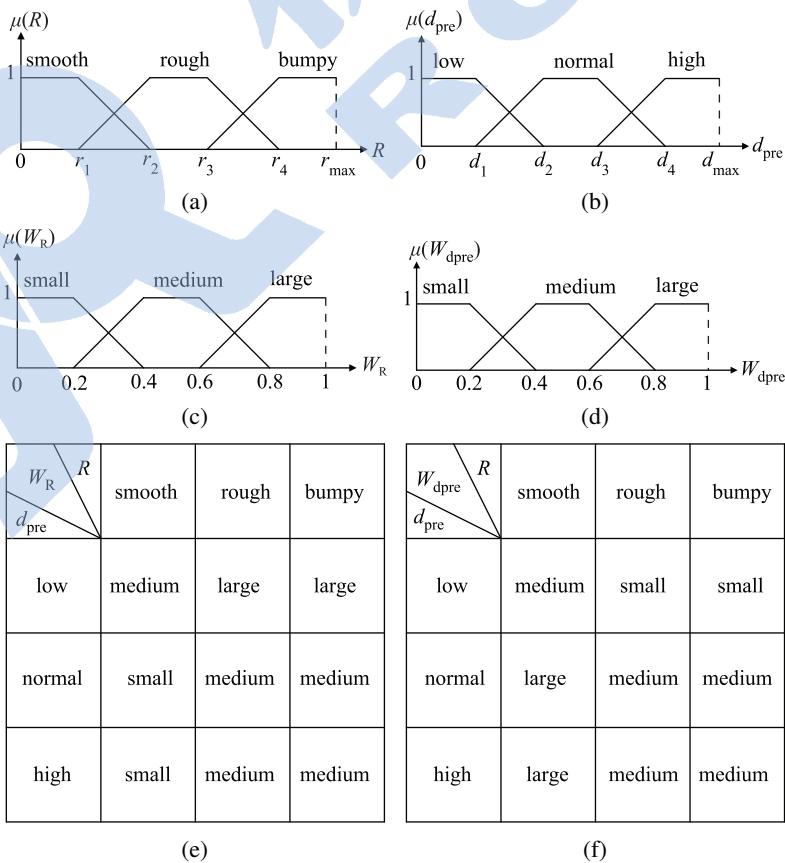


图 4 基于模糊逻辑的权值系数确定

Fig.4 The coefficient decision based on fuzzy logic approach

中地表粗糙度和地表预测起伏度两者各自的影响程度,随着地表情况的不同而变化.本文采用基于模糊逻辑的方法来确定权值参数  $W_R$  和  $W_{dpre}$ .

首先将地表粗糙度和地表预测起伏度模糊化,隶属度函数如图 4(a) 和 (b) 所示.其中地表粗糙度模糊语言值设定为 {smooth rough bumpy},  $r_1, r_2, r_3, r_4$  是该次计算所得到的最大粗糙度  $r_{max}$  的 5 等分点;地表预测起伏度的模糊语言值设定为 {low normal high},  $d_1, d_2, d_3, d_4$  是该次计算得到的最大粗糙度  $d_{max}$  的 5 等分点.权值参数  $W_R$  和  $W_{dpre}$  模糊化后隶属度函数如图 4(c) 和 (d) 所示,两者模糊语言值都被设定为 {small medium large}. 权值参数  $W_R$  和  $W_{dpre}$  的模糊推理规则各有 9 条,其模糊推理规则表见图 4(e) 和 (f),推理的结果采用重心法反模糊化,求出  $W_R$  和  $W_{dpre}$ ,然后根据式 (9) 给出预测可过度.

在自然环境下,单纯依靠纹理信息和预测的起伏度很难把大的障碍物从背景中区分出来.使用如图 5 所示的旋转式超声测距仪建立机器人前方的超声距离图,通过超声距离图来识别机器人前方是否存在影响通过的障碍物.一旦发现存在障碍物,则在子图像阵中将相应的子图像区域的预测可过度属性设置为最低.

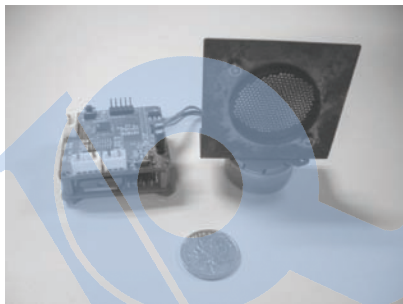


图 5 旋转式超声测距仪

Fig.5 The revolving ultrasonic-rangefinder

### 3 实时可过度 (The real-time traversability)

#### 3.1 打滑度和实时起伏度

打滑是指机器人行走机构在与地面的接触位置发生了相对移动,也就是行走机构的运动并没有转化或完全转化成机器人整体的运动,打滑对搜救机器人而言意味着地表的可通过性降低<sup>[11-12]</sup>.本文将打滑度  $S$  定义为:

$$S = \frac{|r\omega - v_{real}|}{r\omega} \quad \omega \neq 0 \quad (10)$$

其中  $r$  为机器人行走轮的半径,  $\omega$  为机器人行走轮所带的编码器所测量的角速度,  $v_{real}$  为机器人所载的

惯性测量器件测得的实际行驶速度,本文中的打滑并未考虑行走轮的码盘无输出 ( $\omega = 0$ ) 的情况.  $S \in [0, 1]$ ,  $S = 0$  表示机器人与地面完全没有打滑,  $S = 1$  表示机器人与地面存在完全打滑.在自然条件下打滑是一个渐变的过程,打滑度是在其值域上的连续函数.

$$d_{real} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \sqrt{(d_{ri}^2 + d_{pi}^2)} \quad (11)$$

搜救机器人在行驶中,通过机器人搭载的惯性测量器件实时测量所经过安全区域的俯仰角方向的变化  $d_r$  和横滚角方向的变化  $d_p$ ,按照式 (11) 的方法计算得到实时起伏度  $d_{real}$ ,其中  $d_{ri}$  和  $d_{pi}$  为机器人所在安全区域上第  $i$  次采样测量得到的实时俯仰角方向的平均变化情况和横滚角方向的平均变化情况,  $L$  为该安全区域的采样次数.

#### 3.2 实时可过度集成

$$T_{real} = \frac{1}{W_s S + W_{dreal} d_{real}} \quad (12)$$

实时可过度  $T_{real}$  是搜救机器人对所经过的地表进行实时测量的表征,使用式 (12) 定义的方法计算得到.其中  $S$  为所经过地表的粗糙度,  $d_{real}$  为实时起伏度,  $W_s$  和  $W_{dreal}$  分别为地表打滑度和实时起伏度的权值系数,采用前文提到的模糊逻辑方法确定其大小,从而得到实时可过度的结果.

#### 3.3 地形预测的修正方法

搜救机器人的地形预测方法来源于对人类行走经验的总结和汲取,是对人类思维方式的模拟和仿真.当人需要向一个指定地点运动时,首先会面向目标点并观察前方的道路,然后判断怎样的路线是安全的、合理的,然后就按照已经在大脑中形成的路线前进.在前进的过程中,一旦发现所认为的安全合理的路线中存在错误判断,则马上停下来重新观察并思考,找出新的合理路线继续前进.而所经过的判断错误区域将被记录,再次经过时就不会再把它误判为安全区域.

搜救机器人也采用同样的方法.文 [12] 表明,机器人在行驶过程中驶入危险区域从而丧失运动能力的过程是渐变的,搜救机器人需要在完全丧失运动能力之前停止运动,并逃离这些危险区域,同时将这些危险区域判定为不可通过的区域,并在搜救机器人行走过程中建立的全局地图中标记这些区域,机器人将不会再驶入这些区域.

具体过程如下:

Step1: 搜救机器人获得操作员为其指定的目标点位置,然后调整机器人朝向目标点,然后采用前

文提到的图像处理方法计算前方路面区域的预测可过度的分布, 将线性分割后的子图像阵每一行中预测可过度最大的区域设置为合理区域, 将每一行中的合理区域链接成安全合理的规划路径, 如图 6(a) 所示.

Step2: 搜救机器人沿着规划路径前进, 搜救机器人在行驶过程中不停地计算自己走过区域的实时可过度, 如图 6(b) 所示. 如果实时可过度  $T_{real}$  与预测可过度  $T_{pre}$  满足  $\left| \frac{T_{real} - T_{pre}}{T_{pre}} \right| > N$ ,  $N$  为给定误差限, 通过多次试验得到, 则转入 Step3, 否则转入 Step1.

Step3: 搜救机器人感知自己所在区域的实时可过度与预测可过度的偏差过大, 即运动能力的损失已超过预期值, 则认为通过此路面的难度已经大大超过对该路面的预测, 为避免机器人继续行驶直至完全失去运动能力, 机器人停止前进, 同时将该区域标记为不可通过区域, 如图 6(c) 所示.

Step4: 机器人向前进方向的水平垂直方向移动一段距离避开不可通过区域, 重新计算前方路面的预测可过度, 得到新的安全合理的规划路径, 继续前进, 如图 6(d) 所示.

#### 4 试验与结果 (Experiment and result)

实验中采用东南大学机器人传感与控制技术实验室研制的“PATROL”搜救机器人, 如图 7(a) 所示, 该机器人为履带式结构, 携带有广角摄像机、超声转动测距仪和惯性测量单元 (IMU Crossbow VG400), 处理器为 600 MHz 高性能嵌入式计算机系统. 图 7(b) 所示的试验场地大小为 10 m×10 m, 场地中设有障碍物. 搜救机器人将沿着起点、第 1 目标点和第 2 目标点前进. 在第 1 目标点处铺有软沙, 模拟不适合机器人通过的区域.

首先, 机器人经调整使自己面向第 1 目标点, 机器人搭载的广角摄像机拍摄机器人前方的地面照片, 如图 8 所示.

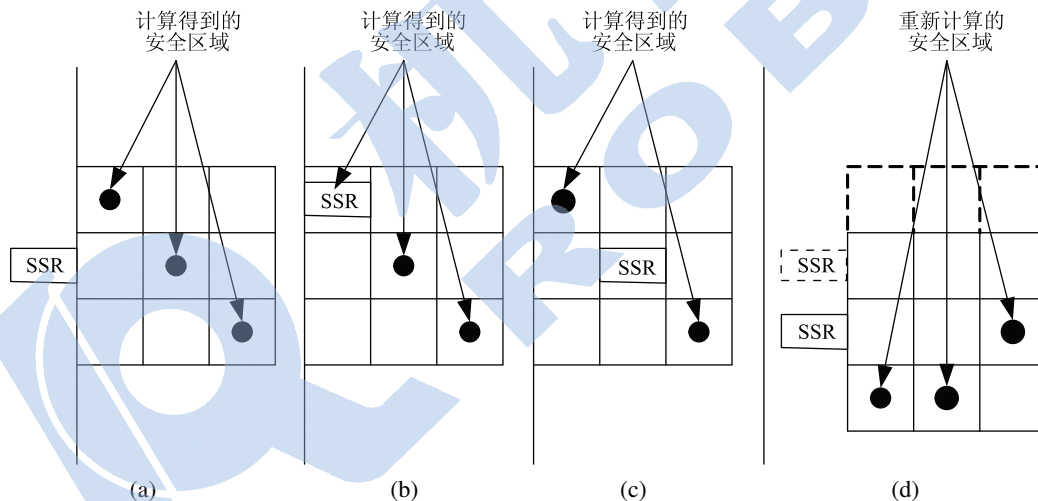


图 6 地形预测的修正方法

Fig.6 The correction method for terrain prediction



图 7 试验用搜救机器人和试验场地

Fig.7 The search and rescue robot for the experiment and environment

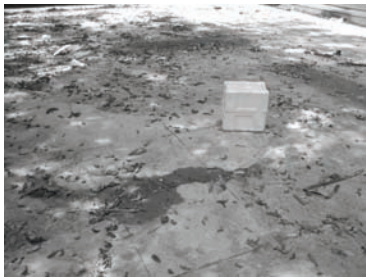


图8 机器人前方地面照片

Fig.8 The terrain photo in front of the robot

经过尺寸压缩和高斯滤波去噪,地面图片被线性分割为 $4 \times 4$ 的子图像阵,采用 top-left 坐标结构.图 9(a) 所示为子图像阵中子图像粗糙度分布图,图 9(b) 所示为误差反向神经网络输出的起伏度预测

值,使用模糊逻辑的方法得到地表粗糙度和地表预测起伏度的权值系数,然后计算出子图像阵的预测可过度分布图,如图 9(c) 所示.将子图像阵中每一行预测可过度最大的区域选定为安全区域,从而标记出如图 9(d) 所示的导引路径.

子图像阵中坐标为 (2, 3) 的子图像区域虽然根据预测可过度被确定为安全区域,但是根据机器人前方搭载的超声转动测距仪测得的图 9(e) 所示的超声距离图判断,该区域存在大的障碍物,所以选取该行子图像所在行的次最大预测可过度区域为安全区域.最终的导引路径如图 9(f) 所示.

搜救机器人沿着所得到的最终导引路径前进,如图 10 所示.

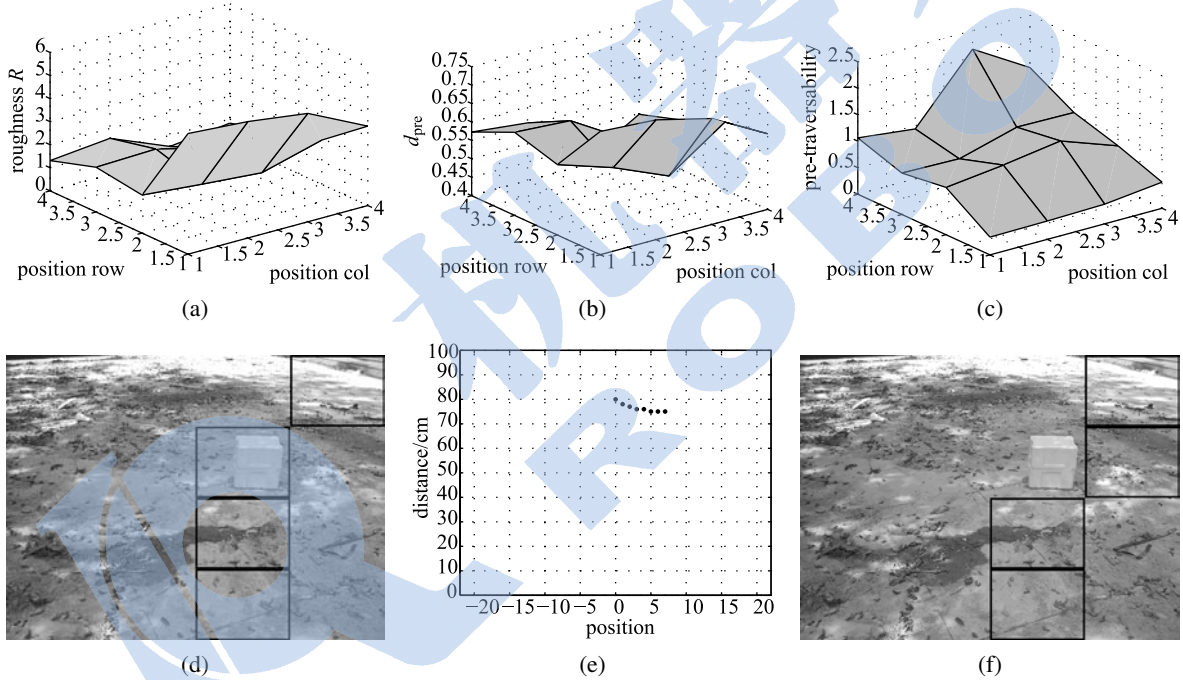


图9 预测可过度计算结果

Fig.9 The result of pre-traversability computation



图10 搜救机器人行进过程

Fig.10 The movement of the search and rescue robot

在搜救机器人行驶过程中,搭载的惯性测量单元测量其俯仰角和横滚角的变化情况,如图 11(a) 和 (b) 所示,然后根据前文提出的方法计算实时的起伏度,结果如图 11(c) 所示.图 11(d) 和 (e) 为机器

人驱动轮所带的光电码盘测量的车轮转速和机器人搭载的惯性测量单元测量到的机器人的实际行驶速度,根据它们计算出机器人的打滑程度,其结果如图 11(f) 所示.

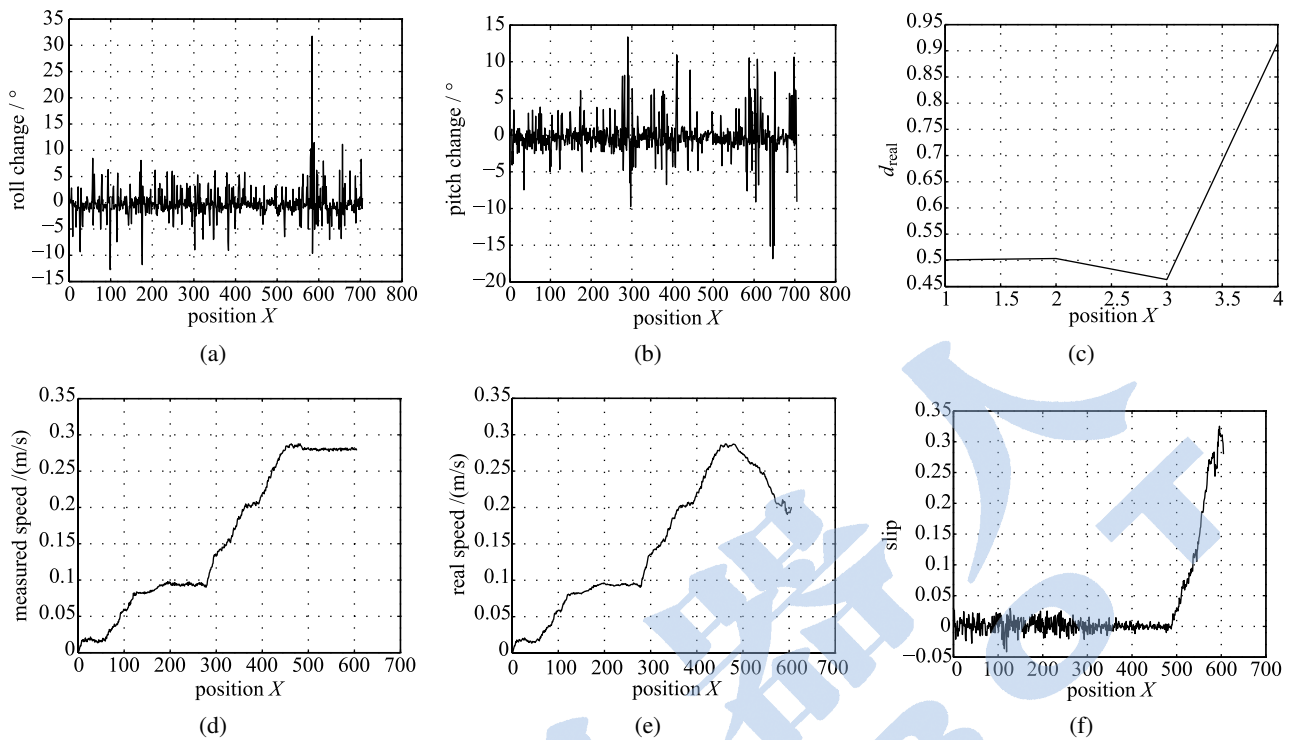


图 11 机器人实时测量结果

Fig.11 The robot real-time measurement result

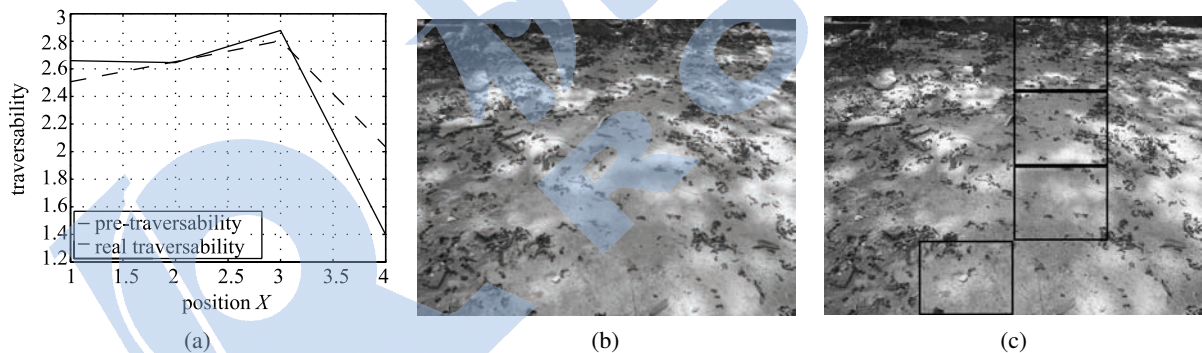


图 12 地形预测的修正

Fig.12 The correction of the terrain prediction

图 12(a) 给出了根据所经过安全区域计算得到的实时可过度度和保存在机器人搭载的嵌入式计算机中的预测可过度度之间的对比结果，发现在图 10(d) 所示的位置，即铺有软沙的第 1 目标点处，两者的差别超过了给定误差限  $N = 10\%$ ，此时机器人停止前进，并向右侧移动 0.5 m，重新确定导引路径，图 12(b) 为重新获得的地面图像，图 12(c) 为重新计算得到的导引路径。

在同样的起始点和目标点的情况下重复进行了 10 次试验，其中成功 8 次，失误 2 次。经过分析，这 2 次失误都是由于阳光在特定角度时地面的某些局部区域光照过强，导致使用图像灰度统计信息计算该区域的粗糙度时产生错误，使得到的预测可过度

与实际情况不相符，造成对机器人引导失误。

### 5 结论 (Conclusion)

本文提出了一种新的适合于搜救机器人的可过度度计算方法，该方法把可过度度分解为预测可过度度和实时可过度度，通过图像处理技术和误差反向传播神经网络方法计算机器人前方地面粗糙度和预测起伏度，从而得到预测可过度度。通过机器人搭载的光电编码器和惯性测量单元测量机器人相对地面的打滑度和实时起伏度，从而得到实时可过度度。通过实时可过度度对预测可过度度的修正使机器人安全可靠地行驶。文中所提出的可过度度计算方法实现方便，方法简单，计算量小，适合于使用嵌入式计算机的搜救机器人实时导航。

由文中所述方法可以看出,基于地形预测与修正的搜救机器人可通过度方法适合于较硬的地面条件,这样的地面条件下测量得到的打滑度可准确反映该区域实时可通过程度的大小.另外,强光的干扰可能会导致算法对机器人引导失误,今后会进一步完善此算法.

#### 参考文献 (References)

- [1] Editorial. Search and rescue robot[J]. *Journal of Field Robotics*, 2008, 25(1): 1-2.
- [2] David A. Urban search and rescue robots: From tragedy to technology[J]. *IEEE Intelligent Systems and Their Applications*, 2002, 17(2): 81-83.
- [3] Seraji H. Traversability index: A new concept for planetary rover[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1999: 2006-2013.
- [4] Poppinga J, Birk A, Pathak K. Hough based terrain classification for realtime detection of drivable ground[J]. *Journal of Field Robotics*, 2008, 25(1/2): 67-88.
- [5] Seraji H, Howard A. Behavior-based robot navigation on challenging terrain: A fuzzy logic approach[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2002, 18(3): 308-321.
- [6] Kim D, Oh S M, Rehg J M. Traversability classification for UGV navigation: A comparison of patch and superpixel representations[C]//*Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 3166-3173.
- [7] Gonzalez R C, Woods R E, Eddins S L. *Digital image processing using MATLAB[M]*. New Jersey, USA: Prentice Hall, 2003.
- [8] Angelova A, Matthies L, Helmick D, et al. Fast terrain classification using variable-length representation for autonomous navigation[C]//*Proceeding of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 1-8.
- [9] Wang M, Liu J N K. Fuzzy logic based robot path planning in unknown environment[C]//*Proceedings of the International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 813-818.
- [10] Antonelli G, Chiaverini S, Fusco G. A fuzzy-logic-based approach for mobile robot path tracking[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2007, 15(2): 211-221.
- [11] Angelova A, Matthies L, Helmick D, et al. Learning and prediction of slip from visual information[J]. *Journal of Field Robotics*, 2007, 24(3): 205-231.
- [12] Yoshida K, Hamano H. Motion dynamics of a rover with slip-based traction model[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002: 3155-3160.

#### 作者简介:

郭 晏 (1984-), 男, 博士生. 研究领域: 移动机器人, 机器人视觉.

包加桐 (1983-), 男, 博士生. 研究领域: 移动机器人, 机器人视觉.

宋爱国 (1968-), 男, 博士, 教授, 博士生导师. 研究领域: 机器人传感与控制.