

# 基于振动采用 $k$ -近邻法的机器人地形分类\*

薛开, 李强, 徐贺, 王天龙

(哈尔滨工程大学机电工程学院 哈尔滨, 150001)

**摘要** 由于地形分类对于提高移动机器人的自治移动性能十分重要,尤其在行星表面探测时尤为突出。在四轮移动机器人左前轮轮臂上安装 $x, y, z$ 向加速度计和 $z$ 向传声器,使之在沙、碎石、草、土、沥青地面上分别以6种速度行驶,通过提取车轮与地面相互作用的振动信号来进行地形分类。该方法避免了视觉分类方法受光照变化影响大、易被地形表面的遮盖物蒙蔽的缺陷。对原始信号进行时域幅值分析,采用 $k$ -近邻法及投票决策法实现分类,并提出了票数相同情形下的新算法。实验验证了该算法的有效性。

**关键词** 移动机器人; 地形分类; 振动;  $k$ -近邻法

**中图分类号** TP242; TP391.4

## 引言

行星探测机器人在星球表面移动时会遇到各种地形,保证移动机器人安全穿越地形避免处于危险境地十分重要。以前的研究集中于基于幅度或视觉的地形识别<sup>[1-2]</sup>,这种方法能够识别地形上大的石块、陡坡等障碍物。徐正飞等<sup>[3]</sup>设计了一种移动机器人四杆地形感知机构,能够直接获取障碍的特征,感知三维地形环境中的障碍。许宏岩等<sup>[4]</sup>提出一种基于红外传感器的非接触的局部地形变化检测方法,移动机器人可以检测沟壑、上坡和下坡等地形。这些方法都是为了使机器人避开几何危害,然而地形本身也是有危害的,例如:移动机器人穿越疏松的沙地,可能陷入其中,但穿越压实的土地就不这样危险,这些危害称作“非几何危害”<sup>[5]</sup>。因此,在人有限监督的情况下移动机器人自治识别地形类型对地形分类具有重要意义,它能使机器人采取与地形相适应的驾驶风格,安全穿越不同的地形。

基于振动的地形分类方法通过分析移动机器人车轮与地面相互作用的振动信号来进行分类,不像视觉分类方法受光照变化的影响大、易被地形表面的遮盖物所蒙蔽。Brooks等<sup>[6]</sup>在Iagnemma的基础上提出了更加完善的基于振动的地形分类方法,取移动机器人悬架上加速度计测得的振动信号,采用线性判别分类器分类。DuPont等<sup>[7]</sup>应用微分测量单

元(differential measurement unit,简称DMU)传感器取无人地面车辆垂直轴的加速度( $\ddot{z}$ )、滚转角速度( $\omega_x$ )和倾斜角速度( $\omega_y$ )信号进行快速傅里叶变换,作为特征向量,然后应用概率神经网络(probabilistic neural networks,简称PNN)对地形进行分类。Ojeda等<sup>[8]</sup>采用传声器收集向下的传声器数据并转到频域进行分类,提出了测量不同方向加速度的方法。Weiss等<sup>[9]</sup>测量垂直轴的加速度,采用支持向量机进行地形分类,提出了测量不同方向振动加速度来改善分类性能<sup>[10]</sup>的技术。

笔者提出了一种新的特征提取方法,对原始加速度和声压信号提取特征并进行简单的数据融合,采用 $k$ -近邻法进行多分类。

## 1 地形分类算法

四轮移动机器人以某一速度在沙、碎石、草、压实的土、沥青地面行驶,从安装在左前轮轮臂上 $x, y, z$ 方向的加速度计及 $z$ 向传声器分别取得3组加速度信号和1组声压信号。机器人的振动来源于车轮与地面的相互作用,每种地形都产生特有的加速度和声压信号,把加速度和声压数据分成数据段,每个数据段包含机器人行驶3 cm长距离的数据。对每一段的原始数据进行零均值化处理,在时域内进行幅值分析,提取11个特征并归一化处理形成11维特征向量,再将4个传感器的特征向量简单连接成44

\* 国家自然科学基金资助项目(60775060);黑龙江省自然科学基金资助项目(F200801);高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(200802171053,20102304110006);哈尔滨市科技创新人才研究专项基金资助项目(2012RFXXG059)

收稿日期:2012-06-02;修改稿收到日期:2012-08-23

维特征向量。

$k$ -邻法就是选择前  $k$  个离新样本最近的已知样本,用它们的类别投票来决定新样本的类别,该方法并不需要利用已知数据事先训练出一个判别函数,而是在面对新样本时直接根据已知样本进行决策。

### 1.1 特征提取

提出了一种新的简单的特征提取方法,对原始振动信号进行时域幅值分析。为了消除数据中的直流分量,将每个加速度计对应的加速度数据进行零均值化处理,即

$$\hat{a}(n) = a(n) - \bar{a}(n) \quad (1)$$

其中: $\hat{a}(n)$ 为零均值数据序列; $\bar{a}(n)$ 为原序列  $a(n)$  的平均值。

平均值对第1个到第  $N$  个的所有样值进行平均,求平均值及零均值化处理分别在每一数据段时间内单独进行<sup>[11]</sup>。

在每一数据段内加速度的特征<sup>[11]</sup>如下。

平均幅值  $|\bar{a}|$  (m/s<sup>2</sup>)

$$|\bar{a}| = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{a}_i| \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (2)$$

方根幅值  $\hat{a}_r$  (m/s<sup>2</sup>)

$$\hat{a}_r = \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|\hat{a}_i|} \right]^2 \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

最大值  $\hat{a}_{\max}$  (m/s<sup>2</sup>)

$$\hat{a}_{\max} = \max\{\hat{a}_i\} \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (4)$$

最小值  $\hat{a}_{\min}$  (m/s<sup>2</sup>)

$$\hat{a}_{\min} = \min\{\hat{a}_i\} \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (5)$$

峰峰值  $\Delta\hat{a}$  (m/s<sup>2</sup>)

$$\Delta\hat{a} = \hat{a}_{\max} - \hat{a}_{\min} \quad (6)$$

极大值  $\hat{a}_{AM}$  (m/s<sup>2</sup>)

$$\hat{a}_{AM} = \max(|\hat{a}_{\max}|, |\hat{a}_{\min}|) \quad (7)$$

均方值  $\bar{a}^2$  (m<sup>2</sup>/s<sup>4</sup>)

$$\bar{a}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{a}_i^2 \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (8)$$

均方根值  $\hat{a}_{RMS}$  (m/s<sup>2</sup>)

$$\hat{a}_{RMS} = \sqrt{\bar{a}^2} \quad (9)$$

峰值因子  $\gamma_a$

$$\gamma_a = \frac{\Delta\hat{a}}{2\hat{a}_{RMS}} \quad (10)$$

最大偏差  $\hat{a}_{MD}$

$$\hat{a}_{MD} = \frac{\hat{a}_{AM}}{\hat{a}_{RMS}} \quad (11)$$

峭度  $\beta_a$  (m<sup>4</sup>/s<sup>8</sup>)

$$\beta_a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{a}_i^4 \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (12)$$

对每一个特征按式(13)归一化处理,将每一个特征值归一到  $[-1, 1]$  之间。 $m_i$  与  $M_i$  是指在若干个训练样本(一个数据段为一个样本)中第  $i$  个特征值的最小值与最大值,测试样本的归一化按训练样本的归一化比例进行。

$$x'_i = 2 \frac{(x_i - m_i)}{(M_i - m_i)} - 1 \quad (i = 1, 2, \dots, 11) \quad (13)$$

其中: $x_i$ 为第  $i$  个特征值; $m_i$ 为第  $i$  个特征值的最小值; $M_i$ 为第  $i$  个特征值的最大值; $x'_i$ 为归一后的第  $i$  个特征值。

$x, y, z$  方向的加速度数据在每一数据段内分别得到11个归一后的特征,传声器对应的声压数据也像加速度数据处理过程一样,先零均值化,然后在每一数据段内计算声压的11个特征,再归一化处理,最后将4个传感器的44个特征值简单连接起来,合成44维特征向量。

### 1.2 k-邻法原理

$k$ -邻法( $k$ -Nearest Neighbors, 简称 kNN)最初由 Cover 和 Hart 提出,是一种在理论上比较成熟的方法<sup>[12]</sup>。其引入投票机制,选择前若干个离新样本最近的已知样本,用它们的类别投票来决定新样本的类别。这种做法可以表述<sup>[13]</sup>为:已知样本集  $S_N = \{(\mathbf{x}_1, \omega_1), (\mathbf{x}_2, \omega_2), \dots, (\mathbf{x}_N, \omega_N)\}$ , 其中,  $\mathbf{x}_i$  为样本  $i$  的特征向量; $\omega_i$  为它对应的类别,设有  $c$  个类,即  $\omega_i \in \{1, 2, \dots, c\}$ 。定义两个样本间的距离度量  $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ , 比如可以采用欧氏距离  $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|$ 。考察新样本  $\mathbf{x}$  在  $N$  个样本中的前  $k$  个近邻,设其中有  $k_i$  个属于  $\omega_i$  类,  $\omega_i$  类的判别函数为

$$g_i(\mathbf{x}) = k_i \quad (i = 1, 2, \dots, c) \quad (14)$$

决策规则为

$$\text{若 } g_k(\mathbf{x}) = \max_{i=1, \dots, c} g_i(\mathbf{x}), \text{ 则 } \mathbf{x} \in \omega_k \quad (15)$$

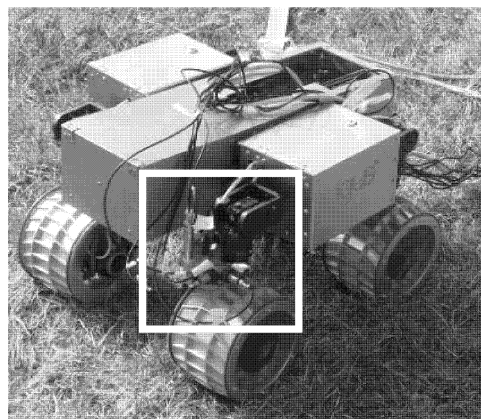
在实际应用中,  $k$  值需要根据样本情况进行选择,通常选择样本总数的一个很小的比例即可。在两类分类问题中通常需要选择  $k$  为奇数,以避免出现两类得票相等的情况。在多类情况下,如果出现两类以上(包含两类)的得票数相同,将难以正确分类。为解决这个问题,笔者采取的算法为:对于地形分类,  $k_1$  取质数,先进行第1轮 kNN 分类,若  $k_1$  个近邻中有  $m$  种(两种以上,包含两种)地形的得票数相同,则在  $m$  种地形中进行第2轮 kNN 分类,  $k_2$  仍取质数,可以与  $k_1$  相等或不相等。如果  $k_2$  个近邻中还有地形

的得票数相同,则采用与第2轮相似的方法进行第3轮、第4轮,……,直至分出惟一的一种地形。在多分类中, $k$ 仅取奇数是不够的,需取质数,例如:取 $k=9$ ,若5种地形中有3种地形得票数均为3,则程序将进入死循环,无法分出惟一的一种地形,本研究中 $k=7$ 。采用以上算法提高了测试的准确率。

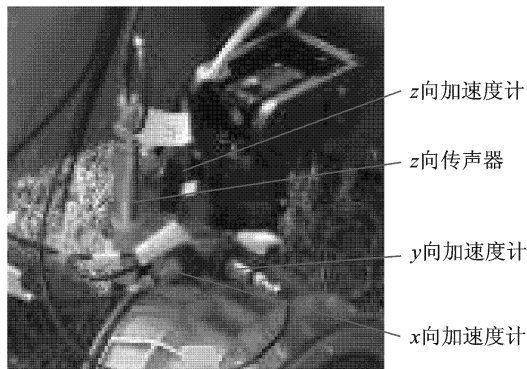
## 2 实验

### 2.1 实验方法

机器人地形分类实验系统包括四轮移动机器人(第5轮暂时拆除了)、加速度计、传声器、DH5922动态信号测试分析系统(包括直流电压放大器、抗混滤波器、A/D转换器等)、1394采集卡和台式电脑等。笔者以四轮移动机器人为实验平台,如图1所示,机器人质量约为17 kg,关于移动机器人的更多信息可参看文献[14]。在机器人的左前轮轮臂上安装 $x$ 向(前后方向), $y$ 向(左右方向), $z$ 向(上下方向)加速度计各一个,安装 $z$ 向传声器一个。随着移动机器人携带加速度计和传声器穿越不同地形,DH5922动态信号测试分析系统对加速度和声压信号进行自动



(a) 四轮移动机器人



(b) 局部的传感器

图1 四轮移动机器人及其局部传感器

采集,DH5922动态信号测试分析系统为江苏东华测试技术股份有限公司生产,如图2所示。

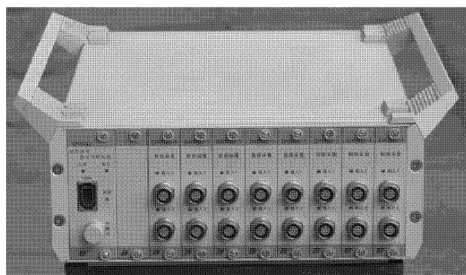
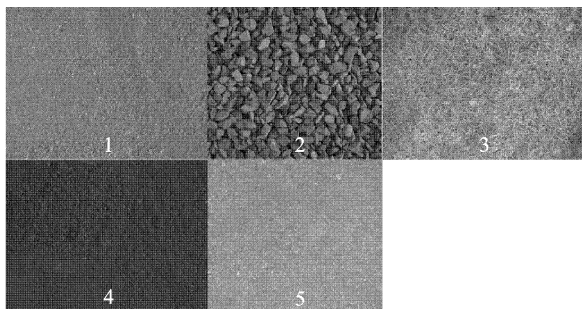


图2 DH5922动态信号测试分析系统

实验地形分为5种:沙(中粒干沙)、碎石(外径1~3 cm)、草、压实的土和沥青。其中:沙、碎石、压实的土地形为人工铺设,分别长为2.1 m,宽为0.7 m;草地和沥青地面为自然地形,实验地形如图3所示。实验是在9月下旬做的,近一半的草发黄了。机器人分别以0.005,0.01,0.02,0.03,0.04和0.05 m/s 6种速度在5种地形上匀速来回行驶,取得加速度和声压的原始数据,采样频率为200 Hz。



1为沙;2为碎石;3为草;4为压实的土;5为沥青

图3 实验中的地形种类

### 2.2 实验结果

机器人在5种地形上行驶时,由于车轮与地面的相互作用,每种地形都产生特有的加速度和声压信号,但让计算机智能地识别每种地形还需对数据进行处理,并用算法来分类。无论机器人以何种速度行驶,对于取得的加速度和声压原始数据均按3 cm长行驶距离分割数据段,以保证每个数据段的距离包含1~3个碎石块(对于其他地形应包含1个周期以上的波形),另外还考虑机器人车轮的凹槽沿圆周方向的弧长为2 cm。对于每种地形,在每种速度下均取54个样本,其中奇数样本作为训练样本,偶数样本作为测试样本,各27个。对原始训练样本及测试样本进行特征提取,生成处理后的训练样本及测试样本,各27个,其中每个样本都是一个44维特征向

量。笔者采用 $k$ -近邻法,在Matlab中编写多分类程序,实现在6种速度下5种地形的分类。分类结果如表1~6所示,其中: $v$ 表示速度;AAR(average accuracy rate)表示平均准确率。

从表1~6可见,机器人在0.005 m/s速度下地形分类平均准确率略低,其中沥青的分类准确率低于50%,原因是在低速下车轮与地面相互作用,激发的振动较弱;其他5种速度下地形分类平均准确率高。在草、土、沙地形之间有少部分误识别的情况,在碎石与沥青地形之间有少数误识别的情况。将

表1  $v = 0.005 \text{ m/s}$  时地形分类结果(AAR = 66.7%) %

测试地形	训练地形				
	沙	碎石	草	土	沥青
沙	70.3		7.4	18.5	3.7
碎石	3.7	92.6			3.7
草	3.7		66.7	25.9	3.7
土	25.9		18.5	55.6	
沥青	14.8	18.5	18.5		48.2

表2  $v = 0.01 \text{ m/s}$  时地形分类结果(AAR = 83.7%) %

测试地形	训练地形				
	沙	碎石	草	土	沥青
沙	88.9	7.4	3.7		
碎石	3.7	92.6			3.7
草	7.4		92.6		
土	22.2		14.8	63.0	
沥青		18.5			81.5

表3  $v = 0.02 \text{ m/s}$  时地形分类结果(AAR = 80.8%) %

测试地形	训练地形				
	沙	碎石	草	土	沥青
沙	74.1			25.9	
碎石		85.2			14.8
草	3.7		66.7	29.6	
土	14.8			85.2	
沥青		7.4			92.6

表4  $v = 0.03 \text{ m/s}$  时地形分类结果(AAR = 89.7%) %

测试地形	训练地形				
	沙	碎石	草	土	沥青
沙	96.3			3.7	
碎石		92.6			7.4
草	3.7		88.9	7.4	
土	22.2		3.7	74.1	
沥青		3.7			96.3

表5  $v = 0.04 \text{ m/s}$  时地形分类结果(AAR = 88.9%) %

测试地形	训练地形				
	沙	碎石	草	土	沥青
沙	85.2			14.8	
碎石		88.9			11.1
草	11.1		88.9		
土	18.5			81.5	
沥青					100

表6  $v = 0.05 \text{ m/s}$  时地形分类结果(AAR = 83.7%) %

测试地形	训练地形				
	沙	碎石	草	土	沥青
沙	74.1			25.9	
碎石		96.3			3.7
草	14.8		74.1	11.1	
土	22.2	3.7		74.1	
沥青					100

4个传感器的特征值简单连接融合成44维特征向量的分类结果比单一传感器11维特征向量的分类结果高很多,它们之间的比较如图4所示。

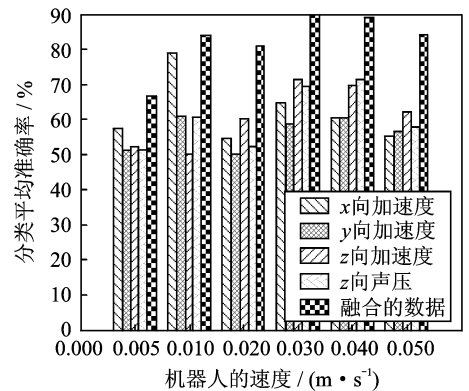


图4 不同传感器数据分类结果的比较

从图4可以看出,单一传感器数据的分类平均准确率均在50%~80%之间,总体来看, $z$ 向加速度的分类平均准确率比 $x$ 向, $y$ 向加速度及 $z$ 向声压的分类平均准确率略高,但均低于4个传感器数据融合后的分类平均准确率。因为4个传感器数据融合后能发挥每个传感器的长处,提高分类平均准确率,如 $x$ 向, $y$ 向, $z$ 向加速度对草地形的分类准确率低,而 $z$ 向声压对草地形的分类准确率高,所以4个传感器数据融合后的数据对草地形的分类准确率提高了,且高于单一 $z$ 向声压对草地形的分类准确率。

### 3 结束语

提出了基于时域幅值分析的特征提取方法,减

少了进入kNN算法的向量维数,提高了分类效率。给出了 $k$ -近邻多分类算法,针对两种以上(包含两种)地形的得票数相同,采取的算法为: $k_1$ 取质数,先进行第1轮kNN分类,若 $k_1$ 个邻近中有 $m$ 种(两种以上,包含两种)地形的得票数相同,则在 $m$ 种地形中进行第2轮kNN分类, $k_2$ 仍取质数,可以与 $k_1$ 相等或不相等。如果 $k_2$ 个邻近中还有地形的得票数相同,则采用与第2轮相似的方法进行第3轮、第4轮、……,直至分出惟一的一种地形。

四轮移动机器人在6种速度下5种地形的实验结果证明了振动数据较高的分类准确率及算法的效力。 $z$ 向传声器作为单一传感器具有较高的分类准确率,尤其是分类草地形时表现更佳,不容忽视,适用于噪声较小的环境中( $z$ 向传声器只对垂直方向声音敏感,对其他方向噪声不敏感)。测量不同方向的加速度以及不同类型传感器数据的融合会显著改善分类准确率。

#### 参 考 文 献

- [1] Vandapel N, Huber D F, Kapuria A, et al. Natural terrain classification using 3-D lidar data[C]// Proceedings 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004:5117-5122.
- [2] 朱江,王耀南,余洪山,等.未知环境下移动机器人自主感知斜坡地形方法[J].仪器仪表学报,2010,31(8):1916-1920.  
Zhu Jiang, Wang Yaonan, Yu Hongshan, et al. Mobile robot autonomous perceiving slope terrain under unknown environment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(8): 1916-1920. (in Chinese)
- [3] 徐正飞,杨汝清,翁新华.移动机器人四杆地形感知机构的设计[J].机械工程学报,2003,39(4):44-48.  
Xu Zhengfei, Yang Ruqing, Weng Xinhua. Design of four-link terrain perceptual mechanism for mobile robot[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2003, 39(4): 44-48. (in Chinese)
- [4] 许宏岩,付宜利,王树国.局部地形变化检测与移动机器人的行为决策[J].控制与决策,2005,20(8):951-954.  
Xu Hongyan, Fu Yili, Wang Shuguo. On local terrain changes detection and reactive behavior of mobile robot [J]. Control and Decision, 2005, 20(8): 951-954. (in Chinese)
- [5] Wilcox B H. Non-geometric hazard detection for a mars microrover[C]// Proceedings of the Conference on Intelligent Robotics in Field, Factory, Service, and Space. Washington D C, USA: NASA, 1994: 675-684.
- [6] Brooks C A, Iagnemma K D, Dubowsky S. Vibration-based Terrain Analysis for Mobile Robots[C]// Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005:3415-3420.
- [7] DuPont E M, Roberts R G, Moore C A, et al. Online terrain classification for mobile robots [C] // 2005 ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition. New York, USA: ASME, 2005: 1643-1648.
- [8] Ojeda L, Borenstein J, Witus G, et al. Terrain characterization and classification with a mobile robot[J]. Journal of Field Robotics, 2006,23(2):103-122.
- [9] Weiss C, Fröhlich H, Zell A. Vibration-based terrain classification using support vector machines[C]//2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006:4429-4434.
- [10] Weiss C, Stark M, Zell A. SVMs for vibration-based terrain classification[C]// Autonome Mobile Systeme 2007. Heidelberg, Germany: Springer, 2007:1-7.
- [11] 李舜酩,李香莲.振动信号的现代分析技术与应用[M].北京:国防工业出版社,2008:2-5.
- [12] Cover T M, Hart P E. Nearest neighbor pattern classification[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 1967,IT-13(1):21-27.
- [13] 张学工.模式识别[M].3版.北京:清华大学出版社,2010:120-122.
- [14] Xu He, Zhang Zhenyu, Alipour K, et al. Prototypes selection by multi-objective optimal design: application to a reconfigurable robot in sandy terrain[J]. Industrial Robot, 2011,38(6):599-613.



**第一作者简介:**薛开,男,1964年10月生,教授。主要研究方向为现代集成制造系统。曾发表《板壳结构加筋布局的仿生脉序生长算法》(《哈尔滨工程大学学报》2011年第32卷第9期)等论文。  
E-mail:xuekai@hrbeu.edu.cn