

DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2017.0057

基于静电感应信号的路面识别方法

朱里程, 李鹏斐, 李孟轩, 唐 凯, 李静楠, 陈 曦

(北京理工大学机电工程与控制国家级重点实验室, 北京 100081)

摘要: 提出了一种基于静电信号测量技术的路面识别新方法, 该方法能够对机器人经常接触的 4 类典型室外路面环境——地砖、沙地、草地、沥青路面——进行有效识别. 分析了机器人足部与路面接触/分离过程中的感应电荷及泄放情况, 建立了感应电荷理论模型. 通过仿真发现, 不同路面材料的表面的电荷泄放特性存在明显差异. 在此基础上, 通过设计模拟测试系统, 模拟金属电极与不同的路面的接触/分离过程. 采集 4 类路面多组静电信号, 并提取信号的特征值作为分类器参量. 使用 k 最近邻分类算法对路面静电信号进行识别分类, 识别结果显示平均正确识别率达 83.3%.

关键词: 路面识别; 静电感应; 放电特性; k 最近邻算法

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2017)-01-0057-06

A Road Identification Method Based on Electrostatic Induction Signal

ZHU Licheng, LI Pengfei, LI Mengxuan, TANG Kai, LI Jingnan, CHEN Xi

(State Key Laboratory of Mechatronical Engineering and Control, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: A novel method for material identification based on electrostatic signal detection technology is presented. 4 kinds of typical roads, i.e. brick, sand, grass and asphalt, which can be often encountered in outdoor environment, are effectively identified using the proposed method. The induced charge change on robot foot is analyzed by establishing an equivalent model for the contact/separation process between the robot foot and the road surface. The simulation result shows that there are obvious differences in the discharge of surface charge of different pavement materials. Based on that, a special structure of measurement platform is proposed for simulation of contact and separation between robot foot and roads. 4 kinds of road surface electrostatic signals are collected, and the feature value of the signal is extracted as the classifier parameter. The k-nearest neighbor classifier is used to classify the road surface electrostatic signals. The result shows that the overall recognition rate is about 83.3%.

Keywords: road identification; electrostatic induction; discharge property; k-nearest neighbor algorithm

1 引言 (Introduction)

路面识别能力是保证足式机器人优异通过性和环境适应性的重要保障. 通过对不同路面的有效识别分类, 能使机器人根据不同路面完成步态落脚点调整和路径再规划等动作, 从而防止机器人打滑或翻倒, 实现多种路面条件下快速稳定通过. 因此, 开展典型的路面识别分类研究对于野外环境下的机器人具有重要意义.

计算机视觉分类是最常用的路面识别分类方法之一. 通过对路面图像颜色和图像纹理进行路面特征提取, 在光线适合、路面无遮盖等情况下均能获得优异的识别效果. 目前很多足式机器人使用这种方法识别路面和感知环境^[1-2]. 但视觉图像识别

方法容易受到光照、烟雾等影响, 尤其在傍晚和夜间, 难以满足机器人的环境感知需求, 且视觉图像信号计算量大, 耗时长. 另一类路面识别技术基于机器人车轮或足部与路面相互作用的振动信号来进行分类. 它通过检测三轴加速度信息^[3], 足部的关节角度和调速电机电流等信息进行路面特征的提取^[4-5]. 融合多类传感器信息进行路面识别分类也是当前的研究热点^[6], 该方法进一步提高了机器人路面识别的正确率和实时性.

当机器人在不同路面上行进时, 由于其接触的各类路面本质上是由不同材料构成, 因此通过对路面材料的有效识别, 机器人将能够获知环境路面的情况. 实际上, 当不同材料相互摩擦时, 材料上会积累静电荷, 且存在电荷极性和量值的差异^[7-8].

研究人员利用静电感应现象开发了应用于机器人的触觉传感器,能够识别出机器人与材料接触和分离的动作^[9-10]。此外,通过静电传感器获取与不同材料接触时的感应电压信号,能够有效识别多种材料材质及其硬度^[11]。最近报道的基于静电和压电效应复合传感器的识别方法,实现了十余种材料的有效识别^[12]。机器人足部在行进过程中会与路面持续地接触/分离,从而使机器人携带一定程度的静电荷。研究者通过直接检测机器人在几种典型材料上(木材、纸板、塑胶以及聚氯乙烯)行走时自身携带的静电荷,实现了对不同路面材料的识别^[13]。但这种通过在机器人机体之外布设感应电极的识别方式难以满足室外环境下机器人的环境感知以及路面识别的要求。

本文提出了一种基于路面静电信号泄放特性的路面识别方法。利用静电传感器检测电极与路面接触/分离时路面表面静电荷泄放的差异性来区分不同的路面。对多种典型路面的静电信号进行了采集,提取了不同路面信号的特征参数,并进行分类器的设计和训练,最终实现了4类典型路面的有效识别分类。

2 识别原理 (Recognition principle)

足部作为机器人直接与路面接触的部位,其底是各种力学传感器常常安置的部位。在本文的研究中,静电传感器也被放置在足部。由于路面表面的电荷分布,机器人的足部将通过感应和接触起电带上静电荷。图1所示的是大狗机器人^[14]及其足部和路面接触的等效模型。

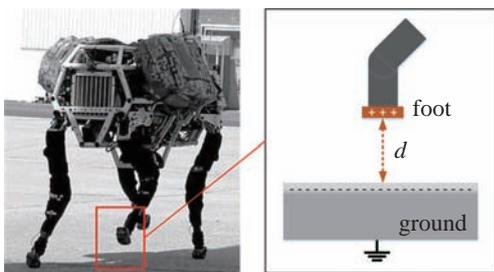


图1 机器人足部与路面的电荷感应等效模型

Fig.1 The equivalent model of charge induction between the robot foot and the road surface

机器人单足的运动方式类似人类,因此在行走过程中足底与路面的间距 d 可以用式(1)近似描述^[15]。

$$d = \frac{D}{2}(1 + \cos 2\pi ft) \quad (1)$$

D 表示机器人足部抬离路面的最大高度, f 表示足部接触路面的动作频率。每个周期开始于足

部抬离路面的最大高度位置处,结束于回到相同位置。在足式机器人的路面特征提取方法中,为了避免机器人的姿态运动对传感器的影响和传感器信息的冗余性,一般通过构建单腿测试平台和不同的路面环境的方法进行等效模拟。本文使用的等效测量模型如图2所示。金属电极代表机器人的足部,通过驱动金属电极与路面重复接触和分离来模拟机器人的足部动作。

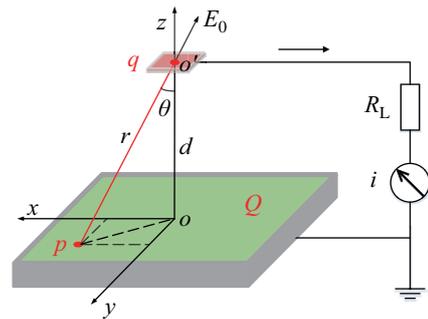


图2 感应电流测量模型

Fig.2 The measurement model for the induced current

假设路面表面电荷均匀分布的电荷量为 Q ,路面模型等效面积为 S ,那么,路面表面电荷密度为 $\sigma = Q/S$ 。建立如图2所示的空间坐标系,路面模型中心位置为 o ,路面为 xy 面。金属电极中心 o' 位于 z 轴上。假定路面有一个点电荷 p , p 点到 o' 的距离为 r ,同时, po' 与 oo' 的夹角为 θ 。因此,点电荷 p 在金属极板中心位置处形成的场强可用式(2)表示:

$$E_0 = \frac{k\sigma}{r^2} \quad (2)$$

路面上所有点电荷共同作用的效果构成了金属极板中心位置总电场强度。由于路面模型的对称性,除去 z 轴方向之外,其余方向的电场强度相互抵消。因此, o' 的总电场强度定义如下:

$$\begin{aligned} E &= \iint_S E_0 \cos \theta dS \\ &= 4k\sigma \iint_0^{\frac{\sqrt{S}}{2}} \frac{d}{\sqrt{(d^2 + x^2 + y^2)^2}} dx dy \end{aligned} \quad (3)$$

金属极板的等效面积为 s ,当其面积远小于路面表面积时,金属电极上其余部位的场强近似等于电极中心场强,因此,金属电极上的感应电荷可以近似表示为

$$q = -E\epsilon_0\epsilon_s \quad (4)$$

金属极板上的总的感应电荷可表示为

$$q = \frac{4k\epsilon_0\epsilon_s Q}{S} \iint_0^{\frac{\sqrt{S}}{2}} \frac{d}{\sqrt{(d^2 + x^2 + y^2)^2}} dx dy \quad (5)$$

当金属电极不断接近和远离路面, 但不与路面发生接触时, 定义电极与路面的最小间距为 D_0 , 在这种情况下, 电极与路面间距 d 可以表示为

$$d = \frac{D - D_0}{2} (1 + \cos 2\pi ft) + D_0 \quad (6)$$

结合式 (5) 和 (6), 感应电流的变化为

$$i(t) = \frac{dq}{dt} = \frac{4k\epsilon_0\epsilon_s Q}{S} \left[d \left(\iint_0^{\frac{\sqrt{S}}{2}} \frac{d}{\sqrt{(d^2+x^2+y^2)^2}} dx dy \right) / dt \right] \quad (7)$$

仿真出金属极板与路面不断靠近又分离时的电流信号, 如图 3 所示. 仿真参数分别为: $s = 2 \text{ cm}^2$, $S = 25 \text{ cm}^2$, $f = 2 \text{ Hz}$, $Q = 10^{-7} \text{ C}$, $D = 15 \text{ cm}$, $D_0 = 8 \text{ cm}$, $\epsilon = 4.3$. 仿真结果显示, 金属电极与地表间距越小, 电极上的感应电流值越大; 多次重复的靠近一分离, 感应电流显示周期性的变化, 且峰值保持不变. 表明在这种情况下, 电极上的感应电流仅仅与两者间距有关系.

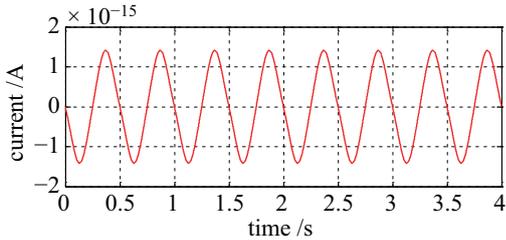


图 3 靠近一分离过程中感应电流仿真波形

Fig.3 The simulation results of induced current in the approaching-separation process

当金属极板与路面不断地接触又分离时, D_0 为 0, 路面表面的部分电荷将通过传感器流向大地深处, 因此表面电荷 Q 将逐渐减少. 根据式 (7), 感应电流也会随着不断接触/分离而逐渐变小, 直到路面电荷全部泄放. 由此可知, 感应电流幅值随着不断接触/分离将表现出衰减的趋势.

不同的路面会存在介质材料、表面状态、空气湿度等差异, 其表面会携带不同的电荷量, 同时表面上的电荷流动性也会不同. 对于介质材料电导率更小的路面, 其表面电荷更不易流动, 因此路面表面电荷泄放得慢. 本文定义一个与路面介质材料的电导率成反比的参数——电荷泄放因子 α , 每次接触/分离后, 路面表面电荷泄放规律近似满足:

$$Q(n) = Q \cdot \alpha^n \quad (8)$$

式中 n 表示接触次数. 综合式 (7)、(8), 接触状态下感应电流公式可以表示为

$$i(t) = \frac{dq}{dt} = \frac{4k\epsilon_0\epsilon_s Q \cdot \alpha^n}{S} \left[d \left(\iint_0^{\frac{\sqrt{S}}{2}} \frac{d}{\sqrt{(d^2+x^2+y^2)^2}} dx dy \right) / dt \right] \quad (9)$$

选定 4 个电荷泄放因子 α , 分别为 0.5、0.25、0.1、0.05, 结合式 (9), 仿真得到 4 条感应电流曲线, 为了与后续实验采集电压信号更好地对比, 在此将电流信号转换为电压信号, 仿真出的电压信号如图 4 所示.

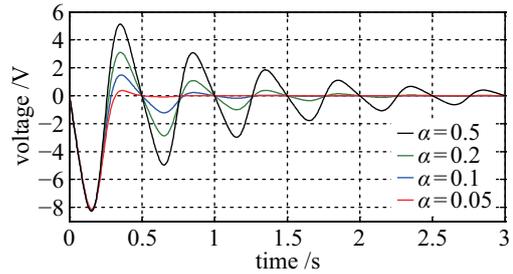


图 4 接触/分离过程中电压信号仿真波形

Fig.4 The simulation results of the voltage signal in contact/separation process

仿真结果表明, 当金属电极和带电路面反复接触和分离时, 由于不同路面表面介质材料的差异, 地表具有不同的电荷泄放因子, 金属电极感应的电压信号表现出明显的差异. 因此, 通过对这几类信号的差异性进行分析, 提取出可以代表信号的特征值, 将可以对不同的路面静电信号进行有效区分.

3 实验设计 (Experiment design)

根据足式机器人经常接触的室外路面环境情况, 选择了 4 类典型的室外路面, 分别是地砖路面 (brick)、沙地路面 (sand)、草地路面 (grass) 以及沥青路面 (asphalt). 为了方便路面静电信号的采集, 准备了 4 类路面的实物模型, 如图 5 所示. 选择了地砖作为平坦硬质路面, 沙地路面由颗粒均匀的河沙构成, 草地路面覆盖的是草坪草, 沥青路面是由普通沥青材料和石子混合而成. 每种路面通过绝缘硅胶盒盛装, 路面模型的长 \times 宽为 $5 \text{ cm} \times 5 \text{ cm}$, 路面模型深度为 5 cm .

图 6 是路面静电信号的测试系统, 主要由往复的机械结构、检测单元、直流稳压电源、高速 A/D 转换电路构成. 检测单元包括金属电极、电荷放大电路、I-V 转换电路、陷波滤波器电路和低通滤波器电路. 0.5 mm 厚度的金属薄片粘接在实木条上 ($10 \text{ mm} \times 10 \text{ mm} \times 30 \text{ mm}$), 两者共同构成金属电极, 然后将电极安装在能够往复运动的机械结构上. 实验环境温度和相对湿度分别为 25°C 和 35% .

金属极板以固定的频率（2 Hz）与 4 类路面进行反复接触/分离，模拟机器人的足部的运动。

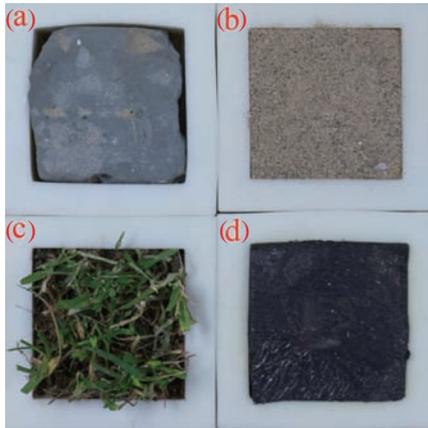


图 5 4 种路面的缩比模型: (a) 地砖(b) 沙地(c) 草地(d) 沥青
Fig.5 Road types used in experiments: (a) brick (b) sand (c) grass (d) asphalt



图 6 路面静电信号检测系统仿真平台
Fig.6 Simulation platform of the road electrostatic signal detection system

使用 LeCroy WaveRunner 6000 A 示波器对静电信号测试系统的输出信号进行采样和存储，每次采样时间为 10 s，采样频率为 500 Hz。并将在 Matlab 中进行随后的离线分析。截取了前 4 s 的 2000 个数据点所画出的原始波形，如图 7 所示。从图 7(d) 能看出当接触/分离频率一致时，草地的感应电压信号衰减最快，只有 1 个明显的负峰。对比沥青路面，1 个主峰后面紧随着很多明显的副峰，信号衰减最慢，沙地和地砖信号的衰减速度介于它们之间。4 类路面感应电压信号衰减顺序为：草地 > 沙地 > 地砖 > 沥青。通过对路面表面介质材质的分析发现，地砖是由块状的硬质硅酸盐和铝酸盐材料构成，草地主要成分是水分子和纤维素，沙地则是由流散状的硅酸盐和二氧化硅材料构成，沥青是由天然沥青和小块的硬质硅酸盐材料构成。4 类材质的电导率大小顺序是草地 > 沙地 > 地砖 > 沥青，表明草地表面的电荷更容易泄放，沥青路面表面的电荷

最难泄放，实测的电压信号衰减趋势验证了这个结论，也符合仿真结果。因此，基于 4 类路面表面电荷的泄放差异，本文接下来设计识别分类算法实现不同路面静电信号的识别分类。

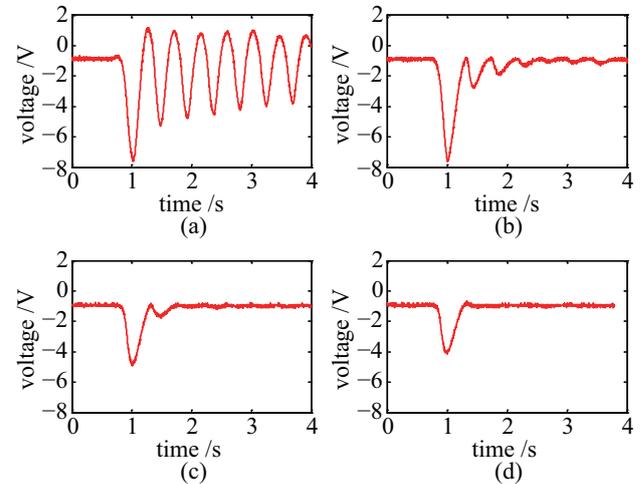


图 7 4 类路面前 4 s 内的实验结果: (a) 沥青(b) 地砖(c) 沙地(d) 草地

Fig.7 Experimental results for 4 road types in 4 seconds: (a) asphalt (b) brick (c) sand (d) grass

4 路面识别 (Road recognition)

4.1 分类算法

k-nearest neighbour (kNN) 是用于构建分类的最简单且广泛应用的学习方法^[16]。为了分类一个未知路面的特征向量 \mathbf{X} ，kNN 在给定的训练集中进行近邻排序，其中 4 类路面特征向量 \mathbf{X}_i ($i = 1, 2, 3, 4$) 分别用 4 个标签 C_i ($i = 1, 2, 3, 4$) 标注，并且使用最相似的近邻的类标签 C_j ($j = 1, 2, \dots, K$) 来预测未知路面样本的类别，这些近邻的标签序号是根据 \mathbf{X} 与每个近邻的相似性决定的。其中相似性通常采用欧氏距离来衡量。通过计算距离寻找与未知路面特征向量 \mathbf{X} 距离最近的 k 个路面样本，计算每个路面类别在 k 个最近邻路面样本中所占的比例，并将比例高的路面样本类别作为未知路面样本的类别。

4.2 信号的特征提取

每类路面采集了 40 组静电信号。所有采集到的信号将通过前期滤波处理。找到每个信号电压峰值绝对值最大时刻，以此时刻为参考点，在每个信号中参考点之前截取 500 个数据点，参考点之后截取 1500 点，组成 2000 个数据点、时长为 4 s 的部分信号进行处理。将处理后的每种类别 40 组信号绘制在同一坐标系中，如图 8 所示。从图中看到，在同种类别之间的电压信号虽然幅值不尽相同，但 40 组信号表现出相似的衰减趋势，信号都具有较好

的重复性. 此外, 各类别之间的信号整体上呈现不同的衰减趋势.

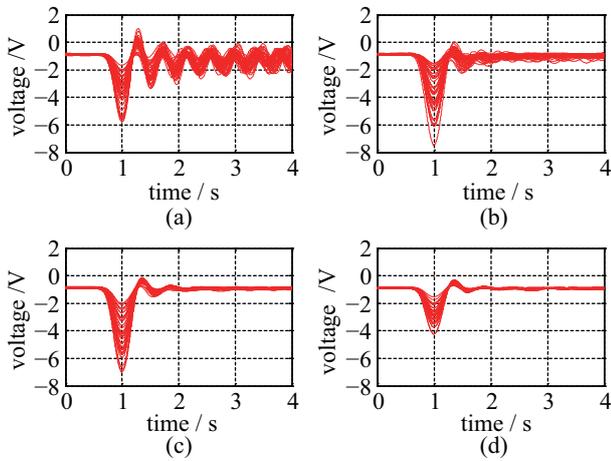


图 8 4 类路面静电信号 (每类 40 组)

Fig.8 Electrostatic signals of 4 kinds of roads (40 signals for every road type)

实测信号表明, 电压信号中最大负峰值代表金属电极与路面未接触时的最大感应电压值, 而与主峰紧邻的负峰值则代表第 1 次接触/分离后路面残余电荷在金属电极上感应出的最大电压值. 电压信号中这 2 个值的比值的倒数反映了电极与路面一次接触/分离后路面电荷泄放的比例, 也就是前文定义的电荷泄放因子 α . 因此, 我们提取出每次实验中不同路面静电信号的电荷泄放因子, 并以此作为 4 类路面静电信号的一种特征值用于识别分类.

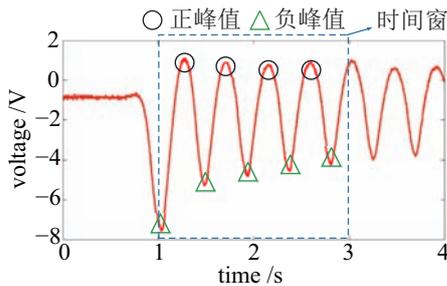


图 9 时间窗内正、负峰值

Fig.9 Positive and negative peak values within the time window

除此之外, 对于 4 类路面的静电信号, 其信号的峰值是一个较明显的参数. 提取 4 类路面静电信号的正、负峰值信息可以充分地利用所采集的数据. 因此在本文中, 通过给信号加上一个 2 s 时长的时间窗, 并提取出时间窗内信号的正峰值与负峰值, 再分别对正、负峰值求方差, 最后从每个信号中提取出一个 2 维向量作为判断信号类别的第 2 类特征值. 时间窗及正、负峰值的选定如图 9 所示.

在对地面静电信号提取上述 2 类特征值之后, 将其整合为一个特征向量作为分类器的输入参数, 采用设计的 kNN 识别分类算法对 4 类地面静电信号进行识别分类.

5 结果与讨论 (Result and discussion)

通过对 4 类路面静电信号 2 类特征值的计算, 并将其组合成一个特征向量, 最终得到 160 组信号的特征向量 (其中每种路面 40 组), 将其中的 100 组 (即每种路面 25 组) 用于训练分类器, 60 组用于测试分类器的识别正确率. 采用 kNN 识别算法, 在 Matlab 中编写多分类程序. 在对分类器进行训练之后, 对测试集进行识别分类. 由于涉及 4 类路面的识别分类, 且考虑 k 值取奇数时对分类更有利, 因此 k 值的选择区间为 3 ~ 15. 4 类地面识别正确率结果如图 10 所示.

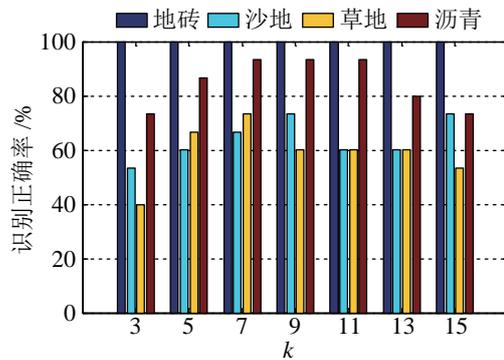


图 10 不同 k 值下 4 类路面的识别正确率

Fig.10 The correct recognition rate of 4 kinds of road surfaces under different k values

从图 10 的识别结果可以看出, 随着 k 值的增大, 整体识别正确率先增大再减小, 当 k 值为 7 时, kNN 分类算法对 4 类路面的识别效果最佳. 地砖路面完全正确识别, 沙地路面 66.7% 的识别, 草地 73.3% 的识别, 以及沥青路面 93.3% 的识别. 平均识别正确率为 83.3%. 由于构成地砖路面与沙地路面的材料十分相似, 可以看到两类路面不能同时取得优异的识别结果. 而对于构成材料的差异性更明显的沥青与地砖路面, 识别效果更佳.

当环境相对湿度较大或路面积水时, 路面电荷的产生和积累效果将会减弱. 为了明确路面积水时电荷的分布情况, 将 4 类路面分别用水润湿, 再进行静电信号的测量. 测量结果如图 11 所示.

如图 11 所示, 当 4 类路面存在积水时, 实测的 4 类路面静电信号都十分微弱, 信号主峰值的绝对值基本在 0.5 V 以下, 且没有明显的副峰. 此时, 4 类路面的静电信号都将被识别于同一类信号. 实际

上,当路面有积水时,尤其对沙地和草地而言,足式机器人的行进能力将会受到较大影响,甚至可能因为地面积水导致机器人出现行走打滑和侧翻,影响机器人正常行进,因此都需要对机器人的步态进行特殊调整.我们结合路面静电信号特征,从机器人实际应用角度出发,当路面湿度极大、甚至存在积水时,将此类路面统一归类为湿滑路面.

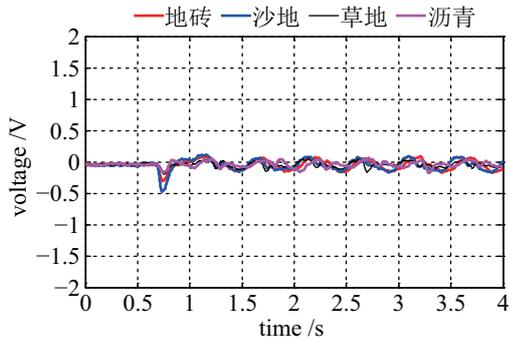


图 11 地表有积水时 4 类地面的静电信号

Fig.11 Electrostatic signals of 4 kinds of roads under water-covered condition

利用本文提出的基于静电信号的路面识别方法,当路面积水时,测量得到的路面静电信号幅值微弱,与各种类型的干燥路面静电信号存在明显差异,此类情况统一判定为湿滑路面.将路面识别结果反馈给机器人控制系统,为机器人的行进速度、脚步落点、行进方式等提供重要参考依据.

6 结论 (Conclusion)

本文通过建立金属极板与不同路面接触/分离时的感应电流模型,设计静电传感器来检测接触和分离过程中的感应电流,并利用调理电路将该感应电流转化为可观测的电压值波动,进而在反复的接触/分离状态下得到电压衰减的规律.通过对电压衰减规律的分析发现,其波形衰减时间及比例与路面介质材料的电导率存在关系,这为利用静电进行路面识别提供了可能.基于静电测量技术的路面识别方法不受光照条件影响,具有更加简单的测量原理和结构设计,能够实现机器人对典型路面以及湿滑路面环境的识别分类,为机器人的自主导航和控制提供有价值的参考信息.

参考文献 (References)

[1] Filitchkin P, Byl K. Feature-based terrain classification for LittleDog[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 1387-1392.
 [2] Khan Y N, Komma P, Bohlmann K, et al. Grid-based visual terrain classification for outdoor robots using local features [C]//IEEE Symposium on Computational Intelligence in Ve-

hicles and Transportation Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2011: 16-22.

- [3] 李强, 薛开, 徐贺, 等. 基于振动采用支持向量机方法的移动机器人地形分类[J]. 机器人, 2012, 34(6): 660-667.
 Li Q, Xue K, Xu H, et al. Vibration-based terrain classification for mobile robots using support vector machine[J]. Robot, 2012, 34(6): 660-667.
 [4] Kim K, Ko K, Kim W, et al. Performance comparison between neural network and SVM for terrain classification of legged robot[C]//49th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 1343-1348.
 [5] Hoepflinger M A, Remy C D, Hutter M, et al. Haptic terrain classification for legged robots[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 2828-2833.
 [6] 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.
 [7] Lowell J, Rose-Innes A C. Contact electrification[J]. Advances in Physics, 1980, 29(6): 947-1023.
 [8] Lowell J, Akande A R. Contact electrification - Why is it variable?[J]. Journal of Physics D: Applied Physics, 1988, 21(1): 125-137.
 [9] Tada Y, Inoue M, Kawasaki T, et al. A flexible and stretchable tactile sensor utilizing static electricity[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 684-689.
 [10] Tada Y, Inoue M, Kawasaki T, et al. A principle and characteristics of a flexible and stretchable tactile sensor based on static electricity phenomenon[J]. Journal of the Robotics Society of Japan, 2008, 26(2): 210-216.
 [11] Kimoto A, Ichinose Y, Shida K. A new sensing method using contact voltage for material discrimination[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2009, 149(1): 1-6.
 [12] Kimoto A, Sugitani N. A new sensing method based on PVDF film for material identification[J]. Measurement Science and Technology, 2010, 21(7): No.075202.
 [13] Kurita K. New approach to estimate friction caused by biped robot walking based on electrostatic induction[C]//International Conference on Advanced Mechatronic Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 680-683.
 [14] Raibert M, Blankespoor K, Nelson G, et al. BigDog, the rough-terrain quadruped robot[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2008, 41(2): 10822-10825.
 [15] Chen X, Zheng Z, Cui Z Z, et al. A novel remote sensing technique for recognizing human gait based on the measurement of induced electrostatic current[J]. Journal of Electrostatics, 2012, 70(1): 105-110.
 [16] Xue K, Li Q, Xu H, et al. Vibration-based terrain classification for robots using k-nearest neighbors algorithm[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2013, 33(1): 88-92.

作者简介:

朱里程 (1992-), 男, 硕士生. 研究领域: 静电传感器, 静电介质识别.

李鹏斐 (1980-), 男, 博士, 副教授. 研究领域: 静电感知与测量, 静电介质识别.