

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314053

基于小波分析的阵列滑觉信号识别方法^{*}

常路路 韩晶 高志强 范帆帆 任兵

(中北大学机电工程学院 太原 030051)

摘要: 机械手指尖能够更好地感知物体的运动状态信息,对实现类似于人手的稳定抓握至关重要。为了使指尖末端对物体的滑觉信息具有更好的感知能力,提出了一种基于离散小波变换的触滑觉信号识别方法。首先将触觉传感器25个触点的信息,采用相关系数法进行融合;然后将得到的信息进行小波变换,观察切向力信号和法向力信号在频域成分中的不同。最后,采用离散小波算法,通过多次试验,设定合适的小波系数,进行特征值提取,对切向力和法向力进行区分。实验结果表明,在以3 N大小的法向力作用下,分别对刺状球、光滑球、凸点球3种轮廓不同的物体施加干扰引起滑动,其设定的同一小波系数阈值 ± 0.018 仍能很好的区分压觉和滑觉信号。本识别方法可以为机械手实现稳定抓取提供依据和技术支撑。

关键词: 触滑觉感知;稳定抓取;小波分析;阵列触觉传感器

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Wavelet analysis-based method for identifying slip signals in arrays

Chang Lulu Han Jing Gao Zhiqiang Fan Fanfan Ren Bing

(School of Mechanical and Electrical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Mechanical fingertips can better perceive information about the motion state of an object, which is essential to achieve a stable grip similar to that of a human hand. In order to provide better perception of slip information of objects at the end of fingertips, this paper proposes a tactile slip signal recognition method based on discrete wavelet transform. Firstly, the information from the 25 contacts of the tactile sensor is fused using the correlation coefficient method; then the obtained information is wavelet transformed to observe the difference between the tangential force signal and the normal force signal in the frequency domain components. Finally, the discrete wavelet algorithm is used to differentiate between tangential and normal forces by setting appropriate wavelet coefficients and performing eigenvalue extraction through several trials. The experimental results show that the same wavelet coefficient threshold of 0.018 can still distinguish the pressure and slip signals well under the action of normal force of 3 N size, which is applied to three objects with different contours of spiky ball, smooth ball and bumpy ball to cause sliding respectively. The results of this paper can provide the basis and technical support for the robot to achieve stable grasping.

Keywords: tactile perception; stable grasping; wavelet analysis; array tactile sensors

0 引言

目前,随着人工智能与机器人技术的迅速发展,机器人具有的功能越来越像人类一样,能够实现一些复杂环境下的功能。为了使机械手能够像人手一样稳定、安全地抓握各种物体,在执行这种操作时,就需要机械手末端传感器来获得诸如接触位置、接触力和物体运动状态之类的信息^[1],对机械手实现物体的稳定抓取并避免破坏物体,同时防止

物体出现滑动是至关重要的。

针对这一问题,薛腾等^[2]在基于触觉信息的抓取质量评估方法上,建立了视触觉联合数据集并进行学习,稳定抓取成功率有所提高,但采用视觉传感器,在机械手实际抓取过程中局限性较大。美国南加利福尼亚 Chebotar 等^[3]通过强化学习,从预先获得的简单策略中学习更复杂的高维机器人手抓取策略,但前期需要采集足够多的信号才能提高算法的准确性,在实时性方面较差。Yuan 等^[4]则通过检

收稿日期:2023-07-08

^{*} 基金项目:2022年度山西省研究生教育创新项目(2022Y592)、中北大学研究生科技立项基础科学项目(20221801)、中国航天伺服驱动与传动技术实验室开放基金(LASAT-20210302)项目资助

测 Gel Sight 传感器的弹性形变来感知正向力、切向力与扭转载荷从而判断物体的抓取状态。Song 等^[5]在基于法/切向力之比的判断方法基础上,采用手指与物体接触的摩擦特性进行识别的方法,但这种方法必须依赖于接触物体的先验知识。张子超等^[6]采用磁致伸缩触觉传感器建立了摩擦力测试模型,但该传感器与不同轮廓物体表面的接触面积不同,空间分辨率较低,容易出现漏判等情况。刘畅等^[7]、Li 等^[8]采用压电薄膜(PVDF)传感器来获取摩擦力及正向压力的变化状态,但压电响应与热响应同时存在,极易受到温度的干扰。以上方法对滑觉信号检测具有一定的效果,但这些算法的应用需要进行大量的前置工作,实际操作时运算量较大。De 等^[9]提出了一种基于力/触觉感知数据的滑动检测算法,该算法可以在不限制接触几何形状或未知物体物理特性的条件下,应用于真实的物体。

由于机械手指尖面积较小,所采用传感器要尽可能具有较高的空间分辨率,且受环境因素较小,上述采用基于光学、磁致伸缩、视觉的传感器来进行滑动特征识别,其受光线、噪声等因素影响较大,采用的相关滑动检测算法,依赖于前期大量数据的采集和训练,对新事物的泛化效果较差。

针对以上问题,本文利用物体在滑动时会在指尖表面产生高频率、低幅值的振动^[10],通过对这种高频振动的检测来判断滑动是否产生。基于此,本文提出了相关系数法^[11]和小波分析^[12]相结合的信号特征识别方法。首先计算 5×5 阵列传感器信号固定窗长内数据的相关系数,然后对其相关系数进行小波分析,最后提取小波系数阈值,进而将由物体滑动引起的输出信号与由变化的法向力引起的输出信号进行区分,其传感器不会受到光线等因素的影响,且具有一定的抗噪声能力,空间分辨率较高,提高了信号识别的准确率。

1 滑觉感知系统

本文提出的触觉滑动感知系统框架如图 1 所示。当机械手在抓取物体过程中,其法向力大小小于切向力大小时,物体便会发生滑动,致使物体发生掉落。位于机械手指尖的触觉传感器对物体的运动状态具有一定的感知能力,阵列触觉传感器各个传感单元值由于物体滑动而产生复杂变化时,会导致阵列传感器的压力分布状态发生短暂而剧烈的变化,在前后两个时刻的压力分布序列就会表现出一定的差异性。从阵列触觉传感器感知信息中提取固定窗长内的信息,对其进行相关系数分析,并对其进行离散小波变换,来检测信号的突变能力,进而提取出特征值,为机械手的抓取力调整提供依据,致使物体始终处于稳定状态。

2 滑觉信号识别算法

为了对阵列触觉传感器 25 个触点的信息进行简化处理,利用物体在发生滑动过程中,前一时刻阵列触觉传感器数据与当前时刻阵列触觉传感器数据之间的相关性进行分

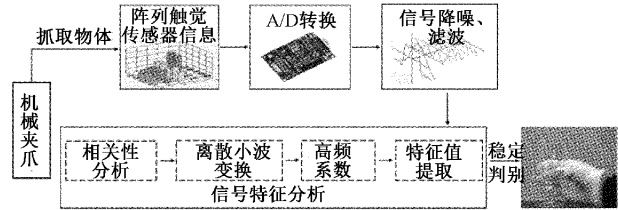


图 1 触觉感知系统

析处理,能有效地降低不同时刻阵列触觉传感器数据的维度。其传感器阵列数据之间的相关系数计算为:

$$r_{x,y} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})^2}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (1)$$

其中, X_i 和 Y_i 均表示将 5×5 的触觉传感器阵列数据重新排列为 1×25,其中 X_i 是初始触觉传感器阵列数据, $X_i = [X_1, X_2, \dots, X_{25}]$; Y_i 是在稍后时刻采样的触觉传感器数据, $Y_i = [Y_1, Y_2, \dots, Y_{25}]$; \bar{X} 和 \bar{Y} 分别是 X_i 和 Y_i 的平均值向量; $r_{x,y}$ 表示传感器数据 X_i 和 Y_i 之间的线性相关程度。

如图 2 所示为某两个相邻时刻,物体发生滑动时,阵列触觉传感器可能产生的变化,图 2(a)中, t_0 为物体处于稳定状态时接触点数据分布,图 2(b)中, t_1 为物体发生滑动时接触点数据分布,这种差异性会导致两组按顺序排列的压力分布序列之间的相关性减弱,从而使得它们的相关系数显著降低。

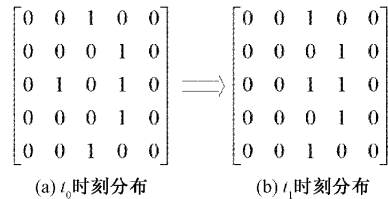


图 2 稳定和滑动状态接触点变化

通过对阵列触觉传感器 25 个触点的信息在相等的间隔内进行相关系数计算,将其融合为一个相关系数量,用来表征机械手在抓取物体时不同的接触状态。

为了对相关性的突变程度和变化趋势进行更好的分析,为后期机械夹爪更好的调整抓取力大小提供理论依据,小波变换可以精确地研究信号的局部特性。通过对小波进行伸缩和平移运算,提供一个随频率变化的窗口对信号进行局部分析,原始信号可以被分解成不同尺度和频率的小波分量,在这些小波分量中,高频分量通常对应着信号的细节部分,低频分量则对应着信号的整体趋势,并且可以提供各个频率子段的频谱能量和频谱信息。

小波变换通过一个小波函数的平移和伸缩^[13],组成一组正交函数,并使用这组正交函数去逼近目标函数,设 $\phi(t) \in L^2(R)$,若 $\phi(\omega)$ 满足:

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty \quad (2)$$

则 $\psi(t)$ 为一个基本的小波母函数,式(2)为小波函数的可容许性条件,把小波母函数 $\psi(t)$ 平移和伸缩得到小波基函数:

$$\psi_{a,\tau}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right), a, \tau \in R, a \neq 0 \quad (3)$$

其中, a 为尺度参数, τ 为平移参数。

选取合适的小波基对绘制小波时频图^[14]至关重要,与信号处理后的特征提取准确性紧密相关,会影响最终识别效果。小波基的种类很多,由于小波变换是小波函数与被处理信号的卷积变换,当信号的局部波形与小波基函数波形相似时,相似部分的小波系数大,不相似部分的小波系数小,实现了突变特征的捕捉。信号发生突变可以视作产生了脉冲信号,小波基与脉冲信号的相似系数表示为:

$$\delta = \sum_{i=1}^k x_i \frac{m_i^2}{s_i} \quad (4)$$

其中, δ 是相关系数; S_i 为小波基函数取绝对值后每个峰的面积; m_i 为小波基函数取绝对值后每个峰的最大值; k 为小波基函数取绝对值后的峰数。本文选取 5 种常用的小波基函数 Daubechies6 (Db6)、Morlet、Coiflet5 (Coif5)、Meyer、Haar, 上述小波基函数的相似系数 δ 如表 1 所示。

表 1 小波基相似系数

小波基	Db6	Morlet	Coif5	Meyer	Haar
δ	7.0	7.2	6.3	6.5	7.5

Haar 小波的相关系数最大,因此本文选取 Haar 小波来作为小波变换(wavelet transform, WT)的母小波。

在实际的信号分析中,往往将连续的小波信号进行离散化处理^[15],方便计算机进行处理,以获取信号在非平稳的变化过程中的特征成分。它是一种时间—尺度分析方法,是对连续小波变换的平移因子、尺度按照 2 的幂次进行离散化得到的,离散小波变换(discrete wavelet transformation, DWT)分解实现了信号在不同尺度下(2, 4, 8, ...)的小波变换。

分别对小波函数 $\psi_{a,\tau}(t)$ 的尺度因子 a 、平移因子 τ 二进制离散化,其中, $a = 2^m, \tau = 2^m n, m, n \in Z, Z$ 表整数域。得到离散小波变换

$$\psi_{m,n} = 2^{-m/2} \psi(2^{-m}t - n) \quad (5)$$

由 Mallat 算法可知,信号 $s(k)$ 在第 m 级分解时有:

$$A_{m,n} = \sum_k s(k) 2^{-m/2} \hat{\varphi}(2^{-m}k - n) \quad (6)$$

$$D_{m,n} = \sum_k s(k) 2^{-m/2} \varphi(2^{-m}k - n)$$

其中, $\hat{\varphi}(k)$ 是尺度函数, $A_{m,n}$ 和 $D_{m,n}$ 分别称为尺度系

数和小波系数,且满足:

$$A_{m+1,n} = \sum_k h(k-2n) A_{m,k} \quad (7)$$

$$D_{m+1,n} = \sum_k g(k-2n) A_{m,k}$$

其中, $h(k)$ 和 $g(k)$ 是一对具有不同频率响应的正交镜像滤波器 $H(\omega)$ 和 $G(\omega)$ 的系数。

若信号做两层 DWT 分解,即 $s(k) = A_2 + D_1 + D_2$, 其流程如图 3 所示。由多分辨分析思想可知,当分解级数 $m \rightarrow \infty$ 时, $s(k) = D_1 + D_2 + \dots + D_n$, 即各级细节信号 D_1, D_2, \dots 张成的空间是 $s(k)$ 的完备空间。因此,信号做有限层 DWT 分解后,任意一层的分解信号均可在一定特征维度上代表 $s(k)$ 。

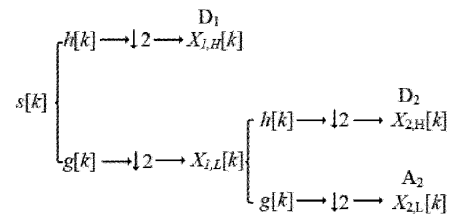


图 3 离散小波分解图

小波变换中的尺度因子 a , 通过控制小波母函数 $\psi(t)$ 的压缩和扩展,实现对不同中心频率、不同时宽带的分析,因此尺度因子 a 与分析的中心频率存在一一对应关系。在小波分析中,需要建立起尺度与频率之间的关系。在不同的尺度下,对应的小波基函数 $\psi_{a,\tau}(t)$ 的中心频率 f_a 与基本小波 $\psi(t)$ 的中心频率 f_c 的关系为:

$$f_a = \frac{f_c}{a} \quad (8)$$

为实现对信号高频和低频成分的分析,采用不同分辨率的时域和频域窗口进行处理,并通过伸缩平移运算对离散信号逐步进行多尺度细化,进而得到离散小波系数。

3 实验测试与分析

3.1 实验测试

考虑到传感器通常被应用于机器人的软抓取或各类软操作,本文采用 5×5 阵列式触觉传感器作为传感单元,其传感器的主要性能参数如表 2 所示,传感器在受到压力时,其输出电阻随压力增大而减小。

表 2 传感器性能参数

性能	参数值
阵列点数	25
测力精度/N	± 0.01
测力量程/N	0~20
响应速度/ms	1
测量方式	压阻式

为了更好地捕捉物体在滑动过程中信号输出变化,对阵列触觉传感器进行一体化结构封装设计。在每个阵列触觉传感器下方垫有合适厚度的 PDMS 柔性衬底,在其上表面采用 PDMS 凸起层进行封装,下表面为凸点式设计,可以更好地将外力传递到压阻层,从而更好地捕捉物体在滑动过程时的信号输出变化。整个传感器表面覆盖有硅橡胶,以提供保护并增强顺应性,从而实现成功的抓握,其结构如图 4 所示。

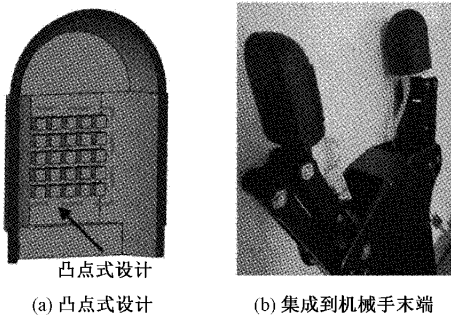


图 4 传感器一体化结构设计

将触觉传感器安装在二指机械手手指上,位于物体上方的激光测距模块可以用于检测物体是否发生滑动,其最低分辨率为 0.5 mm,其实验装置如图 5 所示。两边触觉传感器的采样率均为 200 Hz,控制机械夹爪以 3 N 左右的力闭合抓握物体,待闭合稳定后,通过拖动电机与物体之间的绳子,对物体施加恒定的载荷使物体发生滑动,滑动速度可以通过拖动电机进行改变,分别测定机械夹爪在抓取不同轮廓物体下传感器信号输出响应,进行滑动检测实验。

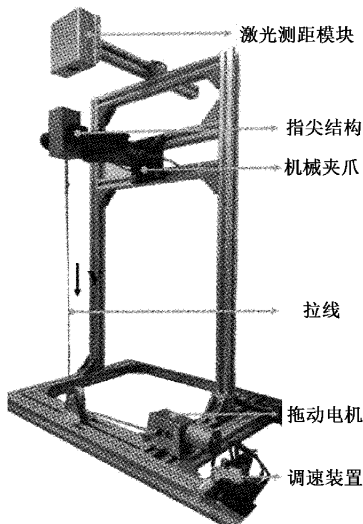


图 5 滑移检测实验平台

本研究分别以刺状球、光滑球和凸点球作为抓取对象,控制其夹取力大小为 3 N,传感器 25 个触点的均值信号输出图像如图 6 所示。

通过调节拖动电机的速度,使物体在不同滑动速度下

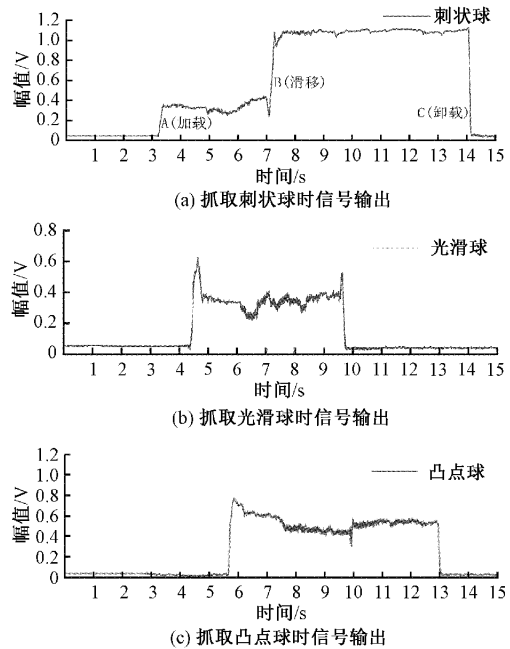


图 6 分别抓取刺状球、光滑球、凸点球时的信号图像

移动,对滑动时刻前后 100 ms 的数据量进行相关系数计算,从图 7 中看到,物体在发生滑动瞬间,阵列触觉传感器在滑动间隔内的相关系数发生了不同程度的变化。

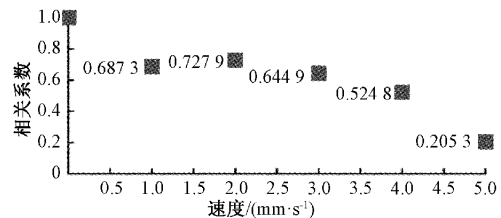


图 7 不同速度下相关系数变化

3.2 实验分析

如图 8 所示,以抓取刺状球为例,为 25 个触点的均值信号输出图像,在 A 点之前,机械夹爪处于张开状态,物体与机械夹爪没有发生相对接触,在 A 点前后,机械夹爪以恒定的力抓握物体,其信号发生了剧烈的突变,输出电压极剧增大;在 B 点前,由于绳子的牵引作用,物体沿着指尖触觉传感器表面产生静摩擦作用,传感器输出的电压信号发生了比较复杂的波动现象;直直到 B 点时,物体发生动摩擦作用,传感器两端输出的信号发生小幅度突变;从图 9 中可以看出,物体与激光测距模块之间的距离增大约为 1.23 mm;在 C 处时,机械夹爪张开,其输出信号回到初始状态。

为了在动摩擦区域获取物体的滑移信号,对触觉传感器信号进行相关性分析,其结果如图 10 所示,可以看出,物体在平稳抓握和卸载的过程中,两组采样结果得到的压力分布基本维持不变,且相关性较强,但在 7 s 时物体发生滑动的瞬间,其相关性突然减弱,相关系数整体都有较大的降低。

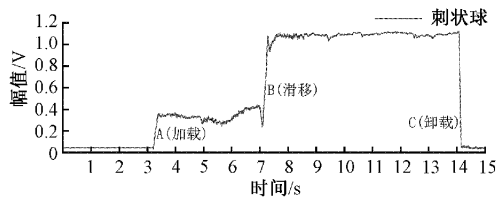


图 8 滑动测试时域信号图

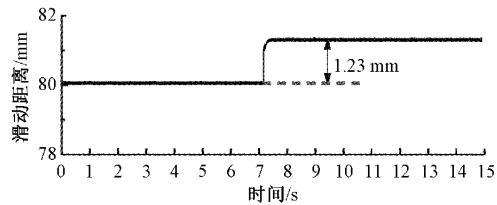
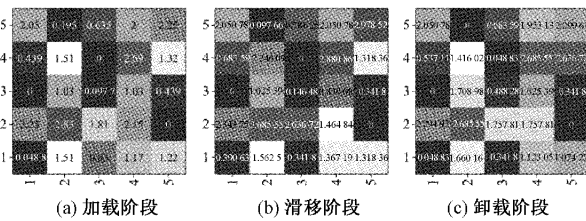
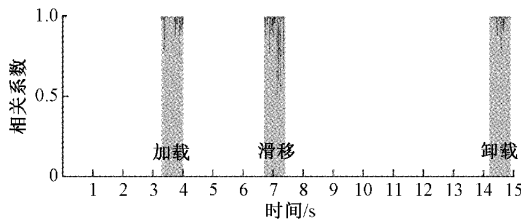


图 9 物体与激光测距模块之间的距离



(a) 加载阶段 (b) 滑移阶段 (c) 卸载阶段



(d) 其各阶段对应的相关系数

图 10 滑移过程中接触点和相关系数变化

在本研究中采用 Haar 小波对阵列触觉传感器在滑动过程中各阵列点之间的小波时频分析,如图 11 所示,其对应于法向力变化的最高频率约为 20 Hz,法向力变化时,高频分量没有出现。然而,在物体发生预滑移及滑移时,在 7.2 s 出现了在 0~80 Hz 之间的短暂频带,其能量主要集中在该频带之间。从实验结果中发现,由物体滑动产生的频率分量高于由法向力变化产生的频率分量。

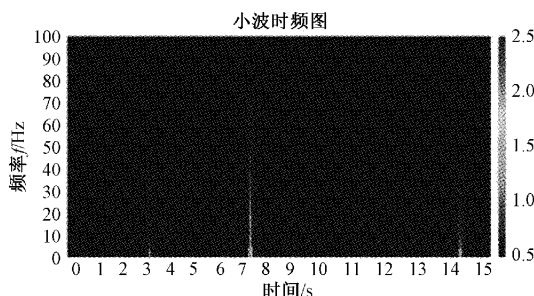
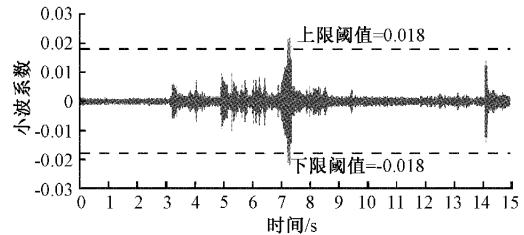
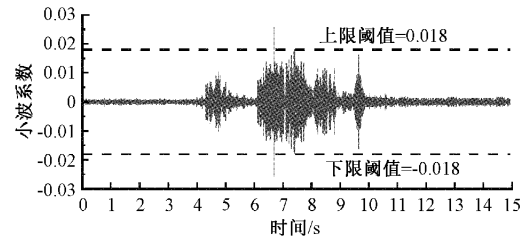


图 11 信号输出频谱分析

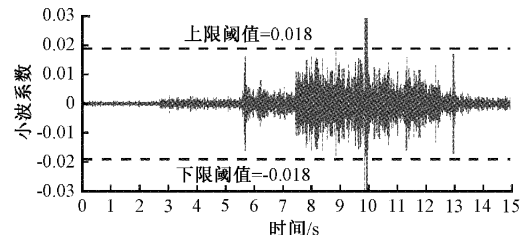
为了适应信号频率跳变较快的特性,且通过多次试验,采用 Haar 小波对阵列触觉传感器之间的相关系数进行一阶离散小波分解,并提取相关系数中的高频分量,将离散小波变换的细节分量作为特征值并设定合适的阈值来判断有无滑动。如图 12 所示,分别为抓取刺状球、光滑球和凸点球时,输出信号的离散小波系数。



(a) 抓取刺状球时信号小波系数



(b) 抓取光滑球时信号小波系数



(c) 抓取凸点球时信号小波系数

图 12 抓取不同轮廓物体时的小波分析结果

图 12 中,机械夹爪在抓取 3 种轮廓不同的物体时,其与触觉传感器之间的接触也不尽相同,其信号输出的波动程度也存在较大差异。但小波系数尖峰仅出现在加载、滑移、卸载 3 个阶段,在其它阶段基本为 0,表现出很小的变化(± 0.002)。且对于 3 种轮廓不同的物体,在滑移时刻的小波系数最大,其峰值均超过了 0.022,在加载、卸载阶段,小波系数均要小于 0.022,因此,将小波系数阈值设定为 0.018,在判断过程中,只要小波系数幅值绝对值小于 0.018,则认为待抓取的物体没有发生滑动;当其小波系数幅值绝对值大于设定的阈值 0.018 时,则认为待抓取的物体发生了滑动,需要及时调整机械夹爪的开口度,以实时补偿抓取力。

为验证算法的普适性,对其上述刺状球、光滑球、凸点球分别进行 50 次的滑动检测实验,其在加载和卸载阶段的小波系数在 0.01~0.019 之间波动,而物体在发生滑动的瞬间,其小波系数最小为 0.018,最大为 0.027,通过多次的实验说明,其在一定程度上还可以将法向力信号和切向力

信号进行区分。

从表 3 中可以看出,本文所采用的方法与常用的神经网络算法,在前期抓取过程中无需进行数据集的采集和训练,对物体的轮廓、材质依赖较低,其在运行速度方面也要优于神经网络算法。通过多次的滑动检测实验,其在识别准确率方面也有所提高。因此,从前期实验的工作准备、识别准确率和运行时间角度综合考虑,本文所提出的基于阵列传感器的相关系数和小波分析的方法,对检测物体所处的运动状态具有一定的优势。

表 3 本文方法与常用的神经网络算法对比

识别方法	数据采集与训练	运算时间/ms	准确率/%
神经网络	√	25	90.1
小波分析	×	20.4	92

4 结 论

本文基于阵列压阻式触觉传感器对机械手在抓取物体过程中产生的触滑觉信号进行了相关研究,首先设计了类似于人手指的指尖结构,并采用阵列式压阻触觉传感器,具有较高的空间分辨率。通过对机械手在抓取物体的不同阶段,抓取、物体发生滑动、卸载 3 个阶段中的信号,采用相关性分析、离散小波变换的方法,发现物体在滑动瞬间,在频域成分中,其切向力的信号输出有区别于法向力的信号输出,并通过离散小波变换来进行特征值提取。最后,通过对 3 种轮廓不同的物体进行抓取,设定小波系数阈值为 0.018,当小波系数的绝对值大于 0.018 时认为物体与机械手之间出现滑动,反之,则认为物体处于稳定。

该研究成果为机械手及时调整抓取力提供了判据,进而实现对物体的稳定抓取和软抓取,并对新物体具有一定的泛化效果。

参考文献

- [1] 鞠鹏程,姚恩涛,李铭伦.基于 STM32 的气动机械手位置伺服控制器的设计[J].电子测量技术,2020,43(16):22-27.
- [2] 薛腾,刘文海,潘震宇,等.基于视觉感知和触觉先验知识学习的机器人稳定抓取[J].机器人,2021,43(1):1-8.
- [3] CHEBOTAR Y, HAUSMAN K, KROEMER O, et al. Regrasping using tactile perception and supervised policy learning [C]. 2017 AAAI Spring Symposium Series, 2017.
- [4] YUAN W, LI R, SRINIVASAN M A, et al. Measurement of shear and slip with a Gel Sight tactile sensor[C]. IEEE International Conference on Robotics

and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 304-311.

- [5] SONG X, LIU H, ALTHOEFER K, et al. Efficient break-away friction ratio and slip prediction based on haptic surface exploration[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2013, 30(1):203-219.
- [6] 张子超,王博文,靳少卫.用于机械手稳定抓取的磁致伸缩触觉传感器设计与研究[J].机电工程,2020,37(2):216-220.
- [7] 刘畅,张小栋,李瀚哲,等.基于触滑觉感知的智能假肢抓握控制方法研究[J].计算机测量与控制,2016,24(12):85-88,92.
- [8] LI X, MING Z, WANG K. Design of multifunctional touch and slip sensor system based on pvd piezoelectric film[C]. Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2021, 1838(1): 012024.
- [9] DE MARIA G, FALCO P, NATALE C, et al. Integrated force/tactile sensing: The enabling technology for slipping detection and avoidance[C]. 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA), IEEE, 2015s:3883-3889.
- [10] YOUSEF H, BOUKALLEL M, ALTHOEFER K. Tactile sensing for dexterous in-hand manipulation in robotics—A review [J]. Sensors and Actuators A: physical, 2011, 167(2):171-187.
- [11] 郭力,郑良瑞,冯浪.基于相关性分析与 CNN-BiLSTM 神经网络的 PSZ 陶瓷磨削表面粗糙度智能预测[J].南京航空航天大学学报,2023,55(3):401-409.
- [12] 赵江涛,张明.三维力触觉传感器滑觉识别融合的信息提取分析[J].电子测量技术,2019,42(11):79-82.
- [13] 朱娜,母其海,刘志邦,等.基于多尺度小波变换和时频图的微波源故障检测[J].电子测量技术,2021,44(13):48-53.
- [14] 张明娟,刘开华,马永涛.基于 DSP 的小波变换在振动信号分析中的应用[J].电子测量技术,2011,34(6):55-59.
- [15] 刘秋红,李天昀,王彬,等.基于离散小波分解和频率脊线分析的 CPM 信号符号速率盲估计[J].电子学报,2020,48(3):470-477.

作者简介

常路路,硕士研究生,主要研究方向为信号分析与处理、伺服控制技术。

E-mail:2633793621@qq.com

韩晶(通信作者),博士,教授,博士生导师,主要研究方向为信息感知与控制技术。

E-mail:ajingcool@tom.com