

梁丽媛, 陈永当, 胡梦麒, 等. 基于支持向量机的纹理特征识别方法研究[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(4): 168-172. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240426

## 基于支持向量机的纹理特征识别方法研究

梁丽媛, 陈永当, 胡梦麒, 李 婵, 苗杨杨

(西安工程大学 机电工程学院, 西安 710600)

**摘要:** 触觉能力是使人类能够与外界环境进行交互的一项非常重要的能力,为了模仿该能力并且使其能够应用在仿生学研究中,本文采用薄膜式压力传感器,搭建了并列式触觉传感阵列,使用多通路信号采集方法,研究薄膜式触觉传感器在接触不同麻将牌面时的纹理识别情况。在此基础上,本文基于 Labview 编写了薄膜触觉传感器的多通路数据采集程序,通过对所采集的数据进行拟合处理,验证了以麻将牌面为对象的特征分类识别方法。最后,采用支持向量机分类算法,以实验平台采集的数据为训练样本,建立了特征分类模型和特征识别模型,并对不同核函数对模型的性能影响进行了探究。

**关键词:** 纹理识别; 传感器; 触觉感知; 支持向量机

中图分类号: TP241.2

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)04-0168-05

### Research on texture feature recognition based on support vector machines

LIANG Liyuan, CHEN Yongdang, HU Mengqi, LI Chan, MIAO Yangyang

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710600, China)

**Abstract:** The sense of touch is a very important ability that enables humans to interact with the external environment. In order to mimic this ability and apply it to bionics research, a thin-film pressure sensor was developed to build a parallel touch sensor array in this study. A multi-channel signal acquisition method was employed to investigate the texture recognition of thin-film touch sensors when in contact with different Mahjong tiles. With that said, a multi-channel data acquisition program for thin-film touch sensors was developed using Labview. Through fitting and processing the collected data, a feature classification recognition method for Mahjong tiles was validated. Finally, a support vector machine classification algorithm was used to establish feature classification and models recognition using the data collected from the experimental platform as training samples, and the influence of different kernel functions on the performance of the model is explored.

**Key words:** texture feature recognition; sensor; tactile perception; support vector machines

## 0 引言

触觉感知功能是自然界所有生物的共同特性,其赋予生物体与生物体、生物体与外界环境交互能力。在日常生活中,人们通常依赖触觉感知物体的多个属性,包括纹理、硬度、光滑度、温度等。这使人们能够执行各种操作任务,例如打字、操纵工具、以及环境温度感知等。在机器人研究领域,机器人的触觉感知能力是目前的研究热点,其可以显著提升机器人在灵巧抓取和执行复杂操作任务中的能力<sup>[1]</sup>。随着传感器技术的不断突破,触觉传感器逐渐向着高敏感性、高分辨率、多模态等方向发展。许

会超等<sup>[2]</sup>为了满足机器人与外界环境、对象接触及交互作用时的触觉需求,提出了一种基于光纤布拉格光栅的触觉传感器,该传感器具有较好的线性度和灵敏度。微机电系统(Micro-Electro-Mechanical System, MEMS)技术、新材料和新工艺的发展为触觉传感器向高敏感性、高分辨率方向的发展提供了有利条件<sup>[3]</sup>。每种传感器都有各自的缺陷,为了克服每种不同传感器设备自身的弱点,因此在同一个传感器中引入多种传感技术<sup>[4]</sup>。得益于此,对于触觉传感器的应用,研究人员进行了深入的研究。林家豪等<sup>[5]</sup>提出了一种基于视触觉与深度学习的猕猴桃硬度检测方法,通过分析柔性触觉传感层与猕

基金项目: 陕西省重点研发项目(2022GY-307)。

作者简介: 梁丽媛(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向:触觉传感器。

通讯作者: 陈永当(1972-),男,博士,教授,主要研究方向:先进制造技术。Email: chenyd@xpu.edu.cn

收稿日期: 2023-11-08

猴接触时的形变获取猕猴桃的动态触觉信息,并以此推断其硬度。崔猛<sup>[6]</sup>面向机械手软抓取任务开展了触觉传感系统的研究,制备了一种仿生纤毛结构的柔性压电触觉传感器,提出了基于时域标准差分析的软抓取策略,并成功开展了针对于易碎、易滑动物体的抓取实验以及高温物体的抓取判断实验。Yan Yadong 等<sup>[7]</sup>通过在肌腱中嵌入模拟人体高尔基肌腱器官的张力传感器,开发了一种基于仿生手指的三指软手,并通过实验测试了其基本抓取能力。其致力于开发先进的触觉传感器技术,包括压力传感器、电容传感器、力传感器和红外传感器等,以使机器人能够感知物体的纹理、硬度和温度等特性。

目前,国内外对于纹理检测识别的研究大多是基于图像识别法,采用计算机视觉技术对于图像信息进行处理<sup>[8]</sup>。这种方法容易受到光照条件不足或黑暗环境等外部因素的干扰,从而降低了纹理检测的可靠性。相对于视觉感知,触觉感知更加稳定和可靠。为了研究触觉感知方法,研究人员开始将传感器集成在软体机器人手指上,通过触觉感知实验来建立传感器与纹理感知以及硬度的关系,并模拟人类皮肤的机械感受系统<sup>[9]</sup>,以实现机器人手的触觉感知<sup>[10-12]</sup>。在对于仿生触觉感知的研究中,触觉感知系统的材料、结构以及方法对于最终的感知结果有较大的影响。因此对于触觉感知系统的材料、结构是目前的研究重点。张剑敏等<sup>[13]</sup>设计了一种便携式触觉传感器,利用光纤光栅(FBG)来检测和识别不同的纹理特征。Sriramana Sankar 等<sup>[14]</sup>设计了一种纺织品传感器,用于识别具有不同纹理间距的平板,为软体机械手在面对复杂环境时的触觉感知提供了解决方案。陈大鹏等<sup>[15]</sup>运用震动加速度方法来进行纹理识别与研究,在传统的触摸式、压力式感知方式的基础上提供了新的触觉感知方案。综上所述,基于触觉感知的纹理检测和识别具有巨大的潜力,通过结合不同类型的传感器及感知方式,可以使机器人在更加复杂的环境中进行交互,为未来的机器人技术开辟更多可能性。

本文着眼于模仿人手触觉感知能力,构建一个基于触觉感知的纹理识别平台。为了实现这一目标,采用薄膜式压力传感器,搭建了并列式触觉传感阵列。基于所建立的实验平台,建立了支持向量机分类模型,用于对处理后的纹理图案进行分类和识别。最后结果显示,所提算法模型能够对纹理图案进行有效分类。

## 1 相关理论

在当前的机器学习领域当中,分类器扮演着至关重要的角色,能够准确的将不同的数据样本划分为不同的类别。K-最近邻法、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、神经网络、贝叶斯估计等分类器各自具有独特的优点和适用场景,已被广泛应用于各个领域。其中,支持向量机因其独特的理论基础和优异的性能表现,受到了广泛的关注和应用。其是由 Vapnik 等<sup>[16]</sup>在统计学习理论(Statistical Learning Theory, SLT)基础上提出的一种通用有效的机器学习方法,与传统的基于经验风险最小化(Experience Risk Minimization, ERM)原则的机器学习算法,如神经网络、决策树等不同,支持向量机是基于结构风险最小化(Structure Risk Minimization)原则,考虑的是经验风险和置信界之和的最小化。与神经网络相比泛化能力强,这代表着其能够在未知数据上取得更好的分类效果,不需要像神经网络那样进行复杂的参数调整,因此更加容易训练。此外,其还不存在局部极小值的问题,从而避免了在训练过程中陷入局部最优解的情况。最重要的是,支持向量机不需要预先确定网络拓扑结构,这使得其在处理复杂问题时更加灵活和方便。支持向量机的方法更是被广泛地应用于模式识别(分类)、函数估计(回归)、时间序列预测等数据挖掘问题。因此,本文选择支持向量机的方法来进行分类模型的建立,模型结构如图1所示。

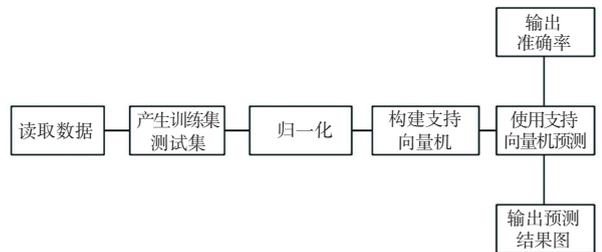


图1 模型结构

Fig.1 Structure of the model

线性支持向量机被用于线性可分数据集的二分类问题,其目的是寻找一个线性函数将样本分为两类。假如通过一条直线就可以将两种类型完全区分开,那么这组数据集就是线性可分,这条直线也被称为分割的超平面。但是大部分的分类问题都是非线性的,因此需要利用核函数将数据集映射到高维空间,从而达到在高维度线性可分。常用核函数如下:

线性核函数:

$$K(x, x_i) = (x \cdot x_i) \quad (1)$$

多项式核函数:

$$K(x, x_i) = [(x, x_i) + 1]^d \quad (2)$$

式中  $d$  为多项式的阶数。

径向基核函数(RBF):

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (3)$$

式中  $\sigma$  为核函数的内核参数。

参数  $k$  和  $\theta$  的 Sigmoid 核函数:

$$K(x, x_i) = \tanh(k(x, x_i) + \theta) \quad (4)$$

## 2 实验原理及方法

### 2.1 实验样本

如图2所示,本文采用5种麻将牌牌面的纹理进行分类识别,分别为三条、四筒、一万、三筒和六筒。一副麻将牌有字牌(东、西、南、北、中、发、白)、条牌(一条到九条)、筒牌(一筒到九筒)和万牌(一万到九万),由于条筒万占整副麻将牌的绝大部分,因此选择牌面中的条、筒、万3种类型进行区分。以左中右三部分来看,三条、四筒和一万在三部分有明显特征区分,可以用来区分条筒万。四筒和五筒有四角重合部分,六筒、七筒和八筒下半部分有重合部分,一二三九筒各有其特点,因此选择三筒、四筒和六筒用来作为筒的分类识别。



(a) 三条 (b) 四筒 (c) 一万 (d) 三筒 (e) 六筒

图2 5种牌面纹理图片

Fig. 2 Pictures of the textures of the 5 types of cards

### 2.2 触觉传感平台

触觉传感信号采集系统的硬件部分如图3所示,主要由压力传感器、MY2901信号调理模块、TTL转USB转USB转换模块和上位PC机组成。

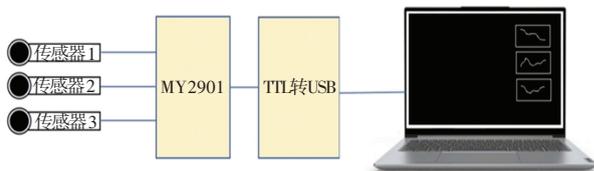


图3 硬件系统图

Fig. 3 Hardware system diagram

压力传感器接入四通道 MY2901 的压力-AD 值对应表进行非线性拟合结果如图4所示,相关系数为 0.995 32,可以作为本传感器的解析函数。

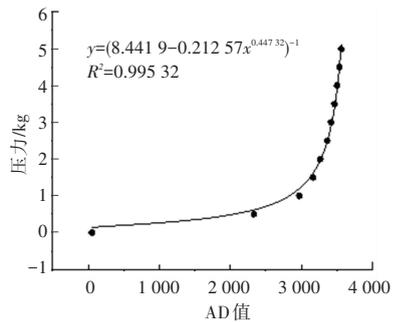


图4 传感器拟合曲线图

Fig. 4 Sensor fitting curve

本系统的软件部分选择实验室虚拟仪器工程平台(Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench, Labview)来进行。此软件是一种图形化的编程语言,具有丰富的前面板控件,与传统的语言相比更加直观方便,而且有着强大的功能,对于初学者或编程能力有限的用户比较友好,方便开发出良好的人机交互界面。通过此软件进行设计与开发来完成信号处理部分,对接收到的信号进行实现读取、解析和保存,利用波形图来显示采集到的实时信号。

如图5所示,测试平台由微动平台、滑块、硅胶垫片和3个传感器组成。传感器均安装在滑块前端的硅胶垫片上,滑块安装在微动平台上。先将一传感器粘贴在滑块底部的中间位置,再紧挨中间传感器两侧粘贴其余两个传感器,并在竖直方向保持同一轴线。实验过程中,微动平台水平放置,且滑块底部和牌面均保持与水平面平行。对于微动平台,其可以通过手动旋钮对千分尺进行调节,控制  $x$  轴、 $y$  轴、 $z$  轴3个自由度的微小移动。



(a) 纹理测试平台

(b) 整体实验平台

图5 纹理检测测试平台

Fig. 5 Texture detection test bed

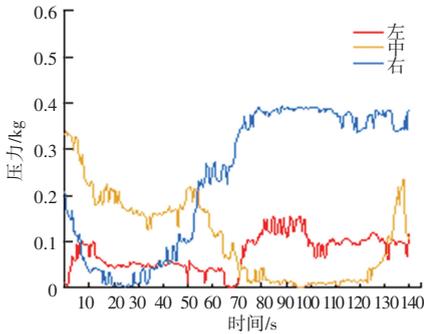
### 2.3 数据采集与处理

传感器在牌面上摩擦以获得传感器的输出。首先将滑块底部放在麻将牌的一侧,转动  $z$  轴方向旋钮,控制滑块底面与牌面接触产生初始压力值,然后转动  $x$  轴方向旋钮使传感器划过整个牌面。在与牌面接触的过程中,传感器压力值不断变化,从而在 Labview 页面同时绘制出3个传感器所得到的时间压力曲线。在进行实验时,保持相同的  $z$  轴高度,对不同的牌面进行上述实验。最后得到不同牌面对应

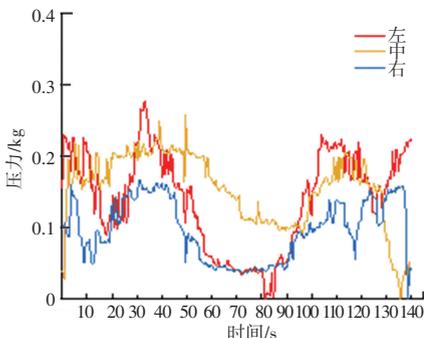
的时间压力曲线,将测试数据保存,进行后续的处理分析。

实验结束后,对实验中获取的数据进行处理。当牌面在没有纹理的区域时,也就是白色平整区域,作为标准压力值,以此为基础对采集到的数据进行处理。使用标准压力值减去压力曲线每一点的压力值,得到差值压力变化曲线,因而可以得到各个牌面的差值压力曲线图。

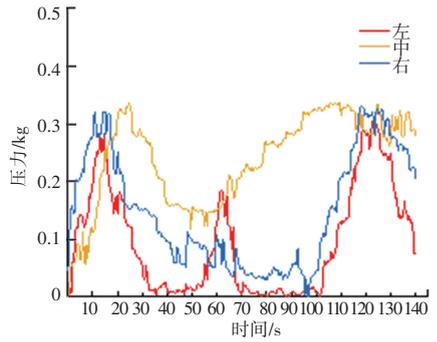
从差值压力曲线图可以看出,传感器滑过不同牌面,对应的差值压力曲线也有一定差异。5 种牌面的差值压力曲线如图 6 所示。其中,三条的 3 组差值压力曲线,其左侧和右侧的前半部分均为白色的平整区域,后半部分有纹理图样,所以前面部分的差值压力较小,后面部分的差值压力较大。中间的前半部分有纹理图样而后半部分没有,所以其前面部分的差值压力较大,后面部分的差值压力较小。四筒的三组差值压力曲线,其左侧和右侧前面及后面部分均有纹理图案,中间部分为没有纹理图案的白色平整区域,所以前面部分及后面部分的差值压力较大,中间部分较小。一万和三筒的三组差值压力曲线,其左侧前面和后面部分有少量的纹理图案,中间部分没有纹理图案的白色平整区域较多,所以曲线的中间部分差值压力较小的比较多;在一和万字中间部分只有很少的白色平整区域,所以曲线的大部分表现为差值压力较大。



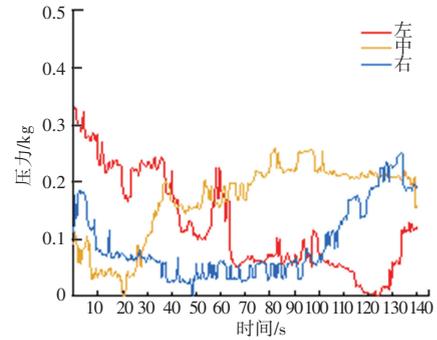
(a) 三条拟合曲线



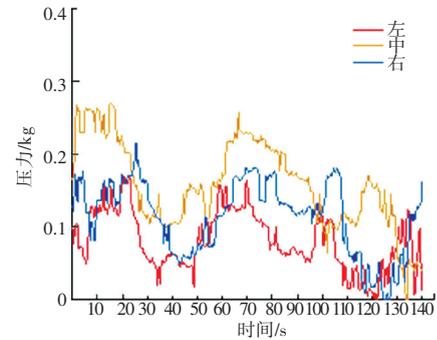
(b) 四筒拟合曲线



(c) 一万拟合曲线



(d) 三筒拟合曲线



(e) 六筒拟合曲线

图 6 不同牌面拟合

Fig. 6 Fitting of different decks

归一化是一种将数据缩放至  $[0, 1]$  范围内的方法,对数据归一化处理可以帮助加速模型收敛且减少不同特征之间的尺度差异对训练模型的影响,使用 `mapminmax` 函数对数据特征进行归一化处理。

### 2.4 预测结果

条筒万识别通过三条、四筒和一万来进行,每个牌面都有 3 组数据,每组有 284 个数据,各个牌面类别与标签的对应关系见表 1。训练集的产生通过 `fitcecoc` 函数来实现,随机选取整个数据集的 80% 作为样本的训练集,用来训练模型,剩余的 20% 样本作为测试集,用来验证准确率。在开始训练之前,先对特征矩阵进行归一化处理,然后再使用模型进行训练。由于训练集和测试集随机产生,所以程序每次的运行结果都会不同,某次运行的训练结果如图

7所示。其中模型的惩罚参数  $C$  及核函数系数设置为 8 和 39, 测试集的平均准确率达 90.76%。筒的识别通过三筒、四筒和六筒来进行, 与前面的方法一样, 某次运行结果如图 8 所示。其中模型的惩罚参数  $C$  及核函数系数设置为 6 和 40, 测试集的平均准确率达到 91.24%。

表 1 不同牌面对应标签

Table 1 Corresponding labels of different decks

牌面类型	三条	四筒	一万	三筒	六筒
标签	1	2	3	4	5

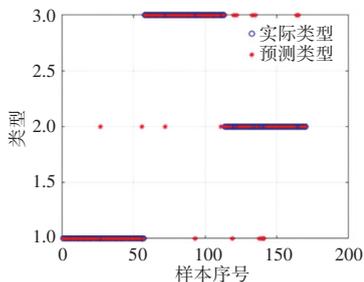


图 7 区分条筒万预测结果

Fig. 7 Prediction results for distinguishing the bamboo, dot, and character tiles

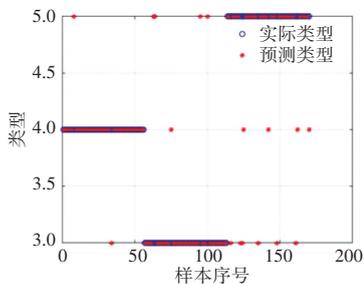


图 8 区分筒预测结果

Fig. 8 Prediction results for distinguishing the bamboo tiles

为了探究核函数对模型性能的影响, 保证模型其他参数不变的情况下, 选择了不同核函数进行模型训练, 条筒万牌面分类的测试集平均准确率见表 2。从表中可以看出 Sigmoid 核函数对应的准确率较低, 线性核函数和多项式核函数对应的准确率相当, RBF 核函数的准确率最高, 因此 RBF 核函数对应的模型最佳。

表 2 不同核函数结果对比

Table 2 Comparison of results from various kernel functions %

核函数类型	线性	多项式	RBF	Sigmoid
准确率	64.29	64.82	90.76	26.76

### 3 结束语

本文采用薄膜式压力传感器, 搭建了并列式触觉传感阵列, 使用多通路信号采集方法, 研究薄膜式触觉

传感器在接触不同麻将牌面时的纹理识别情况。通过模仿人手在牌面上划动的动作来采集数据, 薄膜压力传感器记录在牌面上划过时所感知到的纹理信息。

为了进一步处理这些采集到的触觉数据, 采用了支持向量机(SVM)的方法, 将数据进行训练和预测, 以实现牌面的分类和识别任务。结果表明, 核函数对模型性能有明显影响, 且 RBF 核函数表现最佳。因此, 在识别不同类型的牌面纹理时, 本方法具有高度的可行性和准确性。

### 参考文献

- [1] 张超凡, 乔一铭, 曹露, 等. 基于神经形态的触觉滑动感知方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2023, 57(4): 683-692.
- [2] 许会超, 苗新刚, 汪苏. 基于 FBG 的机器人柔性触觉传感器[J]. 机器人, 2018, 40(5): 634-639, 722.
- [3] 宋爱国. 机器人触觉传感器发展概述[J]. 测控技术, 2020, 39(5): 2-8.
- [4] 邓刘刘, 邓勇, 张磊. 智能机器人用触觉传感器应用现状[J]. 现代制造工程, 2018, 449(2): 18-23.
- [5] 林家豪, 张元泽, 梁千月, 等. 基于视触觉与深度学习的猕猴桃无损硬度检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 390-398.
- [6] 崔猛. 面向机械手软抓取任务的触觉传感系统研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.
- [7] YAN Y, CHENG C, GUAN M, et al. Terture identification and object recognition using a soft robotic hand innervated Bio-Inspired proprioception[J]. Machines, 2022, 10(3): 173.
- [8] KIM S C, KWON D S. Haptic interaction with objects in a picture based on pose estimation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2014, 72: 2041-2062.
- [9] RASOULI M, CHEN Y, BASU A, et al. An extreme learning machine-based neuromorphic tactile sensing system for texture recognition[J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2018, 12(2): 313-325.
- [10] CAO Y, LI T, GU Y, et al. Fingerprint-inspired flexible tactile sensor for accurately discerning surface texture[J]. Small, 2018, 14(16): 1703902.
- [11] JAMALI N, SAMMUT C. Majority voting: Material classification by tactile sensing using surface texture[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2011, 27(3): 508-521.
- [12] JAMALI N, SAMMUT C. Slip prediction using hidden markov models: Multidimensional sensor data to symbolic temporal pattern learning[C]//Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2012: 215-222.
- [13] 张剑敏, 熊鹏文, 韦琦, 等. 面向纹理识别的便携式触觉传感器设计[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(10): 66-73.
- [14] SANKAR S, BALAMURUGAN D, BROWN A, et al. Texture discrimination with a soft biomimetic finger using a flexible neuromorphic tactile sensor array that provides sensory feedback[J]. Soft Robotics, 2021, 8(5): 577-587.
- [15] 陈大鹏, 朱栋梁, 刘佳, 等. 基于振动加速度信息的触觉纹理分类方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(5): 121-130. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210720
- [16] VAPNIK V. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. Berlin: Springer Scienceand Business Media, 1999.