

# 基于柔性应变传感器的数据手套手势识别研究

朱银龙 沈宏骏 吴杰 王旭 刘英

(南京林业大学机械电子工程学院, 南京 210037)

**摘要:** 针对传统手势识别系统识别率不高、响应不稳定等问题,设计了一个包括柔性传感器、信号采集系统、手势识别算法的柔性应变传感器数据手套手势识别系统。该系统可准确捕捉每根手指关节运动信息,具有高自由度、低成本、高识别率等特点。在软硅胶材料中掺杂特定配比的碳黑(CB)和碳纳米管(CNTs),通过转印技术设计出线性度好、灵敏度高的电阻式传感器。实验结果表明,传感器具有较好的静态、动态响应特性,并完成传感器标定;利用多个柔性传感器制备数据手套并搭建信号采集系统,进一步提出融合BP神经网络和模板匹配技术的手势识别方法,以提升相近手势字母识别率,算法识别率为98.5%;针对不同人群开展手势识别实验,结果表明,该手势识别系统准确率达到92.8%,响应时间约40 ms,该数据手套具有较好的应用潜力。

**关键词:** 柔性传感器; 模板匹配法; BP神经网络; 手势识别; 数据手套

中图分类号: TP241 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)06-0451-08

OSID:



## Data Glove Gesture Recognition Based on Flexible Strain Sensors

ZHU Yinlong SHEN Hongjun WU Jie WANG Xu LIU Ying

(College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

**Abstract:** In response to the problems of low recognition rate and unstable response in traditional gesture recognition systems, a flexible strain sensor data glove gesture recognition system was developed, which included flexible sensors, signal acquisition systems, and gesture recognition algorithms. The system can accurately capture the motion information of each finger joint, and had the characteristics of high degree of freedom, low cost and high recognition rate. Carbon black (CB) and carbon nanotubes (CNTs) were doped into soft silica gel, and a resistive sensor with good linearity and high sensitivity was designed by extension technology. The experimental results showed that the sensor had good static and dynamic response characteristics, and the sensor calibration was completed. Using multiple flexible sensors to prepare data gloves and build a signal acquisition system, a gesture recognition method combining BP neural network and template matching technology was further proposed to improve the recognition rate of similar gestures, and the recognition rate of the algorithm was 98.5%. Gesture recognition experiments were carried out for different groups of people. The results showed that the accuracy of the gesture recognition system reached 92.8%, and the response time was about 40 ms. The data glove had good application potential.

**Key words:** flexible sensors; template matching method; BP neural network; gesture recognition; data glove

## 0 引言

随着人机交互系统的不断发展,手势识别技术

应用领域不断拓展,尤其在虚拟现实(VR)、增强现实(AR)和机器人控制等领域<sup>[1-3]</sup>。近年来,精准农业和农业自动化已成为我国农业发展的迫切需求,

收稿日期: 2023-10-19 修回日期: 2023-12-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(51305209)、江苏省高等学校自然科学研究项目(18KJA4600050, 21KJB460010)、江苏省“六大人才高峰”高层次人才项目(GDZB-024)和机器人学国家重点实验室开放项目(2018-016)

作者简介: 朱银龙(1981—),男,副教授,博士,主要从事软体机器人、机器人与智能农业装备研究,E-mail: ylzhu@njfu.edu.cn

通信作者: 刘英(1965—),女,教授,博士生导师,主要从事人工智能、机器人应用和农产品检测研究,E-mail: lying\_new@163.com

手势识别技术也逐渐应用于农业机械远程控制、农业机械化复杂操作与农业教育等方面<sup>[4-6]</sup>。在农业机械远程控制与农业机械化复杂操作等领域,利用手势识别取代传统手柄实现与无人机、机械臂等设备的人机交互,进一步降低了人机交互复杂性,提高了农作物检测精度<sup>[7]</sup>。在农业教育领域,利用交互式手势控制系统,模拟农业操作,学习种植、管理与收获等技能,提高了农业从业人员技术水平<sup>[8]</sup>。

在传感器广泛应用于手势识别前,主要依赖视觉识别、机械设备等方法来实现手势识别<sup>[9-11]</sup>。MOYSIADIS 等<sup>[12]</sup>通过深度相机和机器学习实现 5 种手势识别,提高了机器臂在农业环境中的工作效率和安全性。倪涛等<sup>[13]</sup>提出了一种基于 Kinect 的动态手势识别系统,通过视觉信息获取手势信息,能实时精确地控制机械臂末端位姿。YADAV 等<sup>[14]</sup>结合运动捕捉系统与视觉手势识别系统,实现了对无人机的控制。这些传统的手势识别方法有效,但受到环境因素(如光线、背景等)的影响,以及受限于硬件性能和算法复杂度,导致识别率不高、识别不一致、延迟响应等问题<sup>[15]</sup>。这些问题不仅可能影响用户体验,还可能限制手势识别在某些关键应用中的应用范围。

随着传感器技术的发展,各种类型的传感器开始被应用于手势识别<sup>[16]</sup>,包括电阻式传感器<sup>[17]</sup>、光学传感器<sup>[18]</sup>、惯性测量单元<sup>[19]</sup>等。JENS 等<sup>[20]</sup>通过在纺织手套布置 5 个电阻式传感器,通过不同手势时间与信号的区别来简单区分手势。LIN 等<sup>[21]</sup>提出了一种带有 9 轴惯性测量单元的模块化数据手套,用于测量每个手指的运动范围。YU 等<sup>[22]</sup>提出了一种基于自校正函数的自补偿式光学传感器手套,实现不同手势的简单识别。LIVER 等<sup>[23]</sup>在纺织手套布置电容传感器阵列,并在上位机中成功实现手势重构。但是上述研究仅停留在手势重构或简单数字识别等方面,缺少对复杂多样手势的研究。

针对存在的问题,本文设计一种高识别率、响应速度快的柔性应变式传感器数据手套,该手套能够准确识别和分析多种复杂手势。对传感器结构进行设计并对其材料进行选择,测试传感器的传感性能,并结合低复杂度的模版匹配算法识别 26 个英文字

母手势,将 BP 神经网络与模版匹配算法结合得到手势识别优化模型;最后应用于不同人群测试识别准确率与响应时间,以验证基于柔性应变传感器的手势识别系统的性能。

## 1 数据手套装置设计与实现

### 1.1 柔性传感器制备

柔性应变传感器结构如图 1 所示。采用传统的三明治结构<sup>[24]</sup>,上层为传感器封装层,下层为传感器基底层,中间层为复合电极层,两端配置接线端子。传感器基底层与封装层材料选用延展性好、耐久度高的硅胶材料(Ecoflex-30),电极材料选用碳黑(CB)和碳纳米管(CNTs),电极引线选用导电织物。为保证手势识别的实时性与准确性,需兼顾传感器灵敏度与线性度。选用文献[25]所述的 CNTs 与 CB 比例为 1:5 制备电极,兼顾较好灵敏度与线性度。

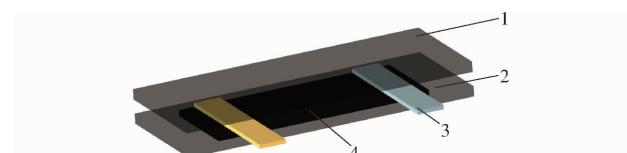


图 1 柔性应变传感器示意图

Fig. 1 Schematic of flexible strain sensor

1. 封装层 2. 基底层 3. 电极引线 4. 复合电极

传感器具体制备流程如图 2 所示。步骤如下:

(1) 在涂布机表面粘贴聚酰亚胺薄膜胶带(PI 薄膜),然后将碳黑(0.25 g)和碳纳米管粉末(0.05 g)混合后倒入适量酒精(纯度 99.5% 以上)后,放置在磁力搅拌机搅拌 20 min,得到分散均匀的 CB/CNTs 悬浊液。

(2) 将悬浊液涂覆在贴有 PI 薄膜,设置加热温度为 50℃,待酒精蒸发后,得到干燥的 CB/CNTs 复合电极表面。

(3) 将 Ecoflex-00-30 硅胶 A、B 两剂 1:1 混合,放入真空离心搅拌机内搅拌 5 min 后,均匀涂布在 CB/CNTs 复合电极表面作为基底层,待硅胶固化后,电极层与硅胶层黏贴在一起,将其从涂布机表面揭开。

(4) 将揭开的硅胶剪裁为适合尺寸(16 mm × 6 mm)放入模具中,两端仿真置电极引线后,倒入硅

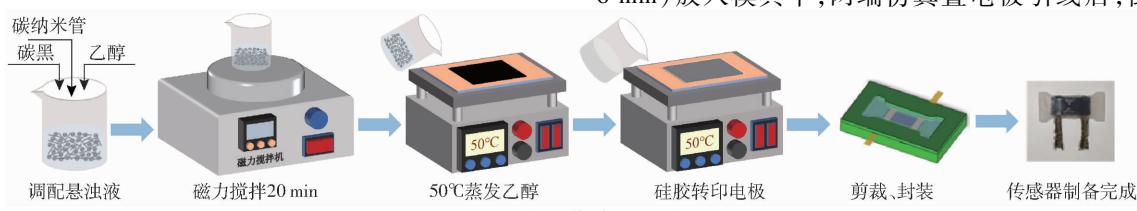


图 2 柔性应变传感器制作流程

Fig. 2 Fabrication process of flexible strain sensor

胶进行封装。在常温下静置4 h, 得到柔性电阻式传感器。

## 1.2 柔性传感器性能测试

搭建图3所示的传感器性能测试平台, 主要包括LCR测试仪和丝杠滑台。将传感器的一端固定住, 另一端连接到滑台上, 利用LCR测量传感器电阻, 并将采集数据保存至上位机。

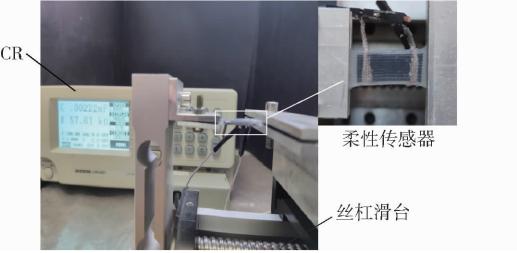


图3 传感器拉伸实验平台

Fig. 3 Sensor tensile test platform

传感器灵敏度是表征传感器性能的基本参数之一, 反映传感器对外应变响应的能力。定义柔性应变传感器灵敏度为

$$GF = \frac{\Delta R}{\varepsilon R_0} \quad (1)$$

其中  $\Delta R = R - R_0$      $\varepsilon = (L - L_0)/L$

式中  $R_0$ ——传感器电阻初值

$\Delta R$ ——相对电阻变化量

$R$ ——传感器当前电阻

$\varepsilon$ ——拉伸率     $L_0$ ——初始长度

$L$ ——传感器拉伸后长度

采用图3所示平台, 控制电机速率为1 mm/s, 拉伸柔性传感器至100%应变程度, 得到拉伸率与传感器电阻相对变化率关系如图4所示。由图4可知, 随着拉伸伸长率增加, 传感器电阻逐渐增加, 拉伸伸长率为0~70%时斜率为3.96, 拉伸伸长率达到70%~100%时斜率为5.40, 有较大提升, 主要原因是此时传感器内部导电网络被破坏, 可供使用的导电通路较少, 电阻开始快速增加。另外, 在整个拉伸行程范围内, 传感器均表现出较好的线性度。

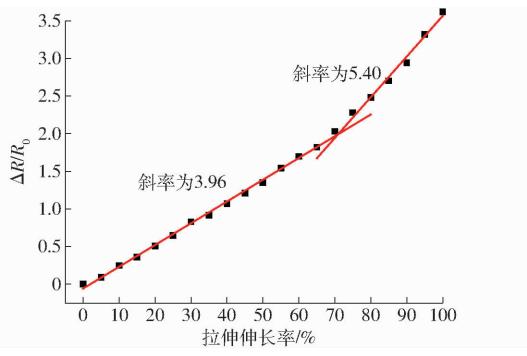


图4 拉伸曲线

Fig. 4 Tensile curve

为了实时监测手部的运动, 对传感器动态响应特性进行测试。采用图3所示拉伸实验平台进行动态响应实验, 控制滑台速率为40、80、160 mm/s, 往复行程设为4 mm, 循环往复拉伸传感器。完成一个往返运动记为一次循环, 因此上述3种速率对应的频率依次为5 Hz(200 ms)、10 Hz(100 ms)、20 Hz(50 ms), 得到如图5所示的动态响应曲线。由图5可知, 随着拉伸速率的提升, 传感器内部导电网络重构难度上升, 内部可供使用的导电通路减少, 峰值电阻上升。传感器最快响应频率为20 Hz(50 ms), 远快于肌肉运动时间100 ms, 足以满足手部日常使用需求。

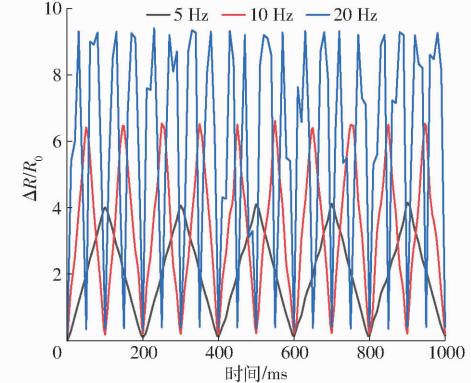


图5 拉伸频率对动态响应特性的影响

Fig. 5 Influence of tensile frequency on dynamic response characteristics

为考察传感器在各种应变下都能有良好的可重复性<sup>[26]</sup>, 利用图3所示的拉伸平台进行循环往复实验。将传感器一端固定住, 另一端连接在滑台上, 通过调整电机运动方式来控制滑台进行循环往复运动。保持滑台运动速率(1 mm/s)不变, 分别使传感器在25%、50%、75%和100%拉伸伸长率下各循环2 500次, 得到图6所示的传感器相对电阻变化曲线。结果表明, 在经过大量的循环后, 传感器阻值变化较为稳定, 传感器对应变仍然可以做出稳定且快速的响应, 说明该传感器具有良好的重复性与循环稳定性, 且在不同应变程度下都能准确响应。

为研究正常温度变化对传感器性能影响, 将传感器依次放置在冷冻箱与加热板中, 使传感器温度维持至0~40℃后, 每隔5℃记录一次初始电阻, 以20℃时初始电阻为基准, 得到图7a所示不同温度下相对电阻变化曲线。同时, 利用图3设备拉伸0℃与40℃时的传感器, 记录相对电阻变化, 绘制不同温度下拉伸伸长率与相对电阻变化曲线, 如图7b所示。结果表明, 传感器呈负温度系数效应, 温度变化幅度较小, 对传感器影响小。

为确保不同手势下, 数据手套均能保持良好的

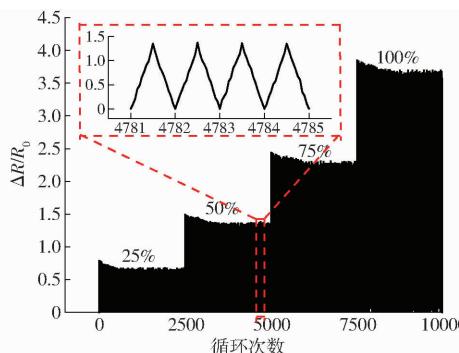
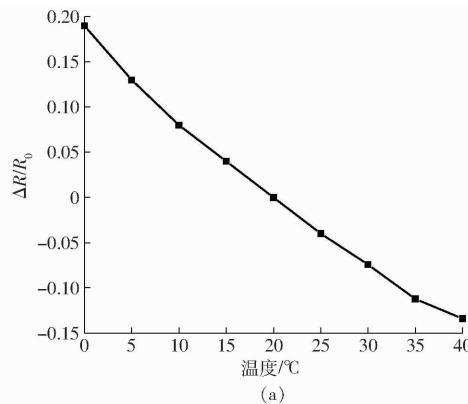
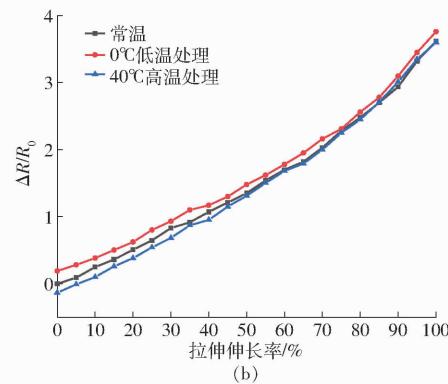


图 6 不同应变状态下相对电阻变化曲线

Fig. 6 Relative resistance variation curve under different strain states



(a)



(b)

图 7 传感器受温度影响曲线

Fig. 7 Curves of sensor affected by temperature

稳定性,对传感器进行不同弯曲角度的释放测试。将传感器固定在手指上,从初始状态开始,分别弯曲为30°、60°和90°,并在这3个角度下维持一段时间,随后从90°开始回到初始状态,记录弯曲过程电阻变化情况,得到图8所示的不同弯曲角度连续响应测试曲线。结果表明,在传感器弯曲与释放的过程中,相同弯曲角度对应的相对电阻变化基本在同一水平线,同时响应输出在测试范围内随着弯曲角度增大而增大,相对电阻变化与弯曲角度匹配,弯曲开始和结束时未出现基线漂移,说明该传感器测试的稳定性以及低压力范围的高灵敏度,验证了该传感器用于手势识别检测的可行性。

考虑到所制备的传感器后续需要布置在手套上

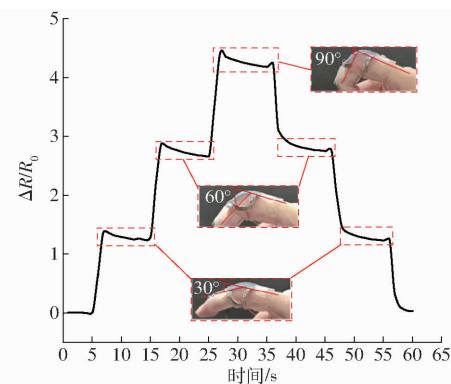


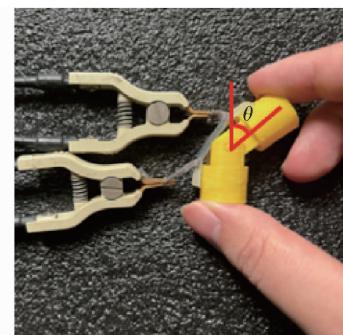
图 8 指关节弯曲阶梯响应曲线

Fig. 8 Curved knuckle step response graph

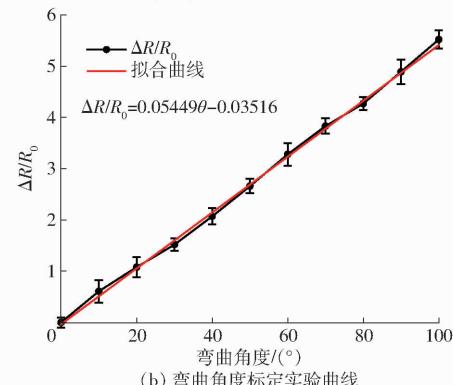
以检测手部的各种姿势,在利用该传感器制作手套前,需先对手指各关节的传感器进行标定。将传感器用油性原胶粘附在仿人手指关节上,从0°开始弯曲到100°,利用LCR高精度测试仪记录弯曲过程中传感器阻值变化情况,得到图9所示的弯曲角度与相对电阻变化曲线<sup>[27]</sup>。传感器弯曲角度与相对电阻变化具有线性关系,满足手套使用需求。为建立弯曲角度和相对电阻变化之间的具体关系,利用一次函数进行拟合,得到变化关系为

$$\frac{\Delta R}{R_0} = 0.05449\theta - 0.03516 \quad (2)$$

式中  $\theta$  —— 手指弯曲角度



(a) 弯曲角度标定示意图



(b) 弯曲角度标定实验曲线

图 9 弯曲角度标定测试

Fig. 9 Bending angle calibration test

### 1.3 数据手套装置及系统设计

选用全指式弹性织物手套结合10个柔性传感

器组装数据手套,在食指到小指的远端关节和指中关节以及大拇指的指中关节和掌骨关节布置传感器。设计多组传感器时,需要精确控制CB与CNTs的配比、超声和磁力搅拌时间尽可能保持工艺参数一致;同时,为了防止碳黑材料的堆叠,需要对传感器进行一定的拉伸,直至传感器相对电阻变化稳定,测试稳定后初始电阻,筛选出10组初始电阻误差在5%内的传感器。布置传感器时,用油性原胶均匀涂抹,将传感器粘贴到手指各个关节,组成的数据手套如图10所示。数据手套信号采集系统电路主要包括STM32F103、10个相同的定值电阻、10个柔性传感器、若干软硅胶导线、接线端子和电路板。

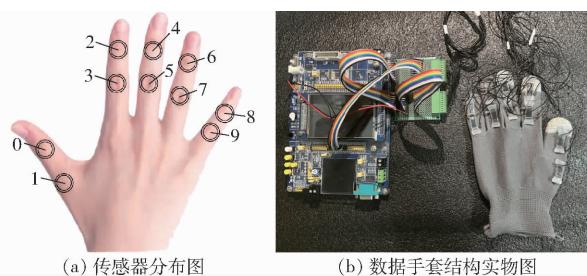


图10 数据手套组装图

Fig. 10 Data glove assembly diagram

为进一步验证该数据手套在手势识别方面的可行性,将该手套穿戴在手上,调整手部姿态,依次摆出数字5、4、3、2、1的手势,利用单片机采集5个指中关节传感器的电阻数据,得到图11所示的相对电阻变化曲线。当小指弯曲时,关节位置的传感器立刻响应,相对电阻变化值变大,并保持稳定。表明所制备的数据手套在手势识别方面效果较好。

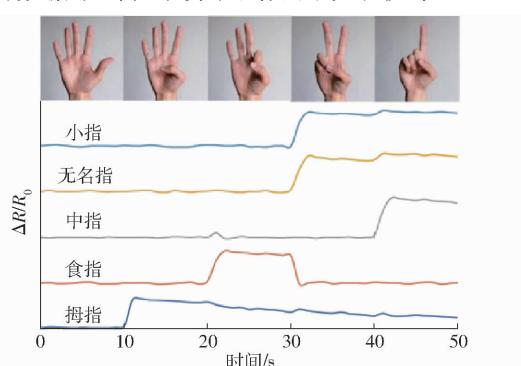


图11 不同手势下传感器相对电阻变化曲线

Fig. 11 Sensor relative resistance curves under different gestures

## 2 手势识别算法设计

### 2.1 基于模版匹配法的手势识别系统

本文对26个具有显著代表性的英文字母进行手势识别,如图12所示。每个英文字母对应的手势都是基于10个手指关节在特定角度弯曲所形成的,

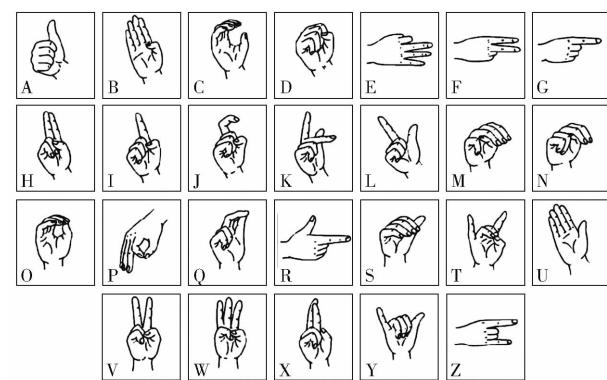


图12 待识别手势样本

Fig. 12 Gesture sample to be recognized

展现出其独特且复杂的手势特征。

为测试数据手套响应时间,实现手势实时检测,采用模板匹配法<sup>[28]</sup>进行识别。将每个传感器弯曲角度进行模块化分类并按固定方式排列,得到长度为10的分类数据,使用欧氏距离公式计算待分类数据与每个模板数据之间的距离。欧氏距离计算公式为

$$D = \sum_{t=0}^n (X_t - Y_t)^2 \quad (3)$$

式中  $D$ ——欧氏距离

$n$ ——特征个数

$X_t$ ——待分类数据

$Y_t$ ——模板数据

欧氏距离越小,说明待分类数据与模板数据间的相似度越高。通过比较待识别手势与各个模板手势间的相似度,寻找 $D$ 最小的模板。具体流程为:

(1)利用数据手套分别采集26个手势电阻信号,选取5人每人每个手势采集120组数据,共计15 600组数据,并将数据平分为2组。根据式(2)中电阻变化与弯曲角度的关系,得到10个关节处的弯曲角度。

(2)建立所有英文字母手势的模板,对待识别手势进行特征提取,为方便后续对数据进行处理,可以将提取到的每个手势的特征信息都定义为一个2行5列的数组 $A_i$ ,即

$$A_i = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & a_{15} \\ a_{21} & a_{22} & a_{13} & a_{14} & a_{15} \end{bmatrix} \quad (4)$$

(3)将每个关节的弯曲角度范围进行分类:当关节弯曲角度为 $0^\circ \sim 30^\circ$ 时,可将此弯曲角度进行编码,记为1,同理,弯曲角度为 $30^\circ \sim 60^\circ$ 时记为2,为 $60^\circ \sim 100^\circ$ 时记为3。

(4)提取每个手势姿态下对应手指关节的弯曲角度作为区分各个手势的依据,并以此确定26种待识别手势的状态特征信息序列,得到26个2行5列的数组 $A_i$ ,如表1所示。

表 1 各手势特征信息序列模板

Tab. 1 Template of each gesture feature information sequence

字母	特征信息序列	字母	特征信息序列	字母	特征信息序列
A	1133333333	B	3211111111	C	1112121212
D	3233333333	E	3233111111	F	32111111313
G	3211131313	H	2111113333	I	2111333333
J	2123333333	K	1111111313	L	1111333333
M	2213131313	N	1213131313	O	2123232323
P	2123111111	Q	1122223333	R	1111131313
S	2111111111	T	1111232311	U	1111111111
V	3211113333	W	2211111133	X	2111222323
Y	1133333311	Z	2111333311		

(5)通过比较和计算待识别手势与当前手势库内各模板手势之间的相似度,找到与之相似度最高的手势模板,完成手势识别。

利用第1组数据测试模板匹配法准确率,结果如图13所示。结合图10和图11表明,对于手势字母“A”、“B”、“D”、“J”、“M”、“Q”、“S”、“U”、“W”、“Y”等特征明显、区分度较高的手势而言,模板匹配法具有较高的识别率,但对于一些手势相近、易于混淆的字母,例如“C”与“O”、“E”与“P”、“H”与“V”、“L”与“R”、“T”与“Z”等字母而言,因为彼此间的手势较为类似,区分度不高,导致模板匹配法对这些字母识别率较低。

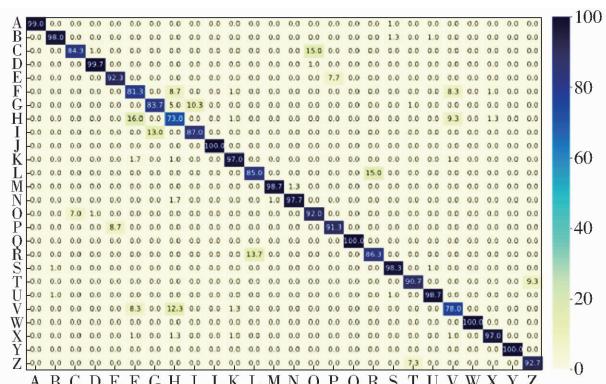


图 13 基于模板匹配法的手势识别结果

Fig. 13 Gesture recognition results based on template matching method

## 2.2 基于BP神经网络的算法优化

由于模板匹配法识别精度依赖于模板合理性与特征准确性,而电阻相对差异与弯曲角度的转换存在一定误差,不同习惯的人表示相同手势时也会对识别结果产生一定影响,所以需要对模板匹配法进行算法优化。通过分析模板匹配法误差发现,82%的误差数据都存在一个或多个弯曲角度在30°和60°附近。为了提高识别准确率,利用BP神经网络<sup>[29]</sup>对识别算法进行优化,具体算法如

图14所示。

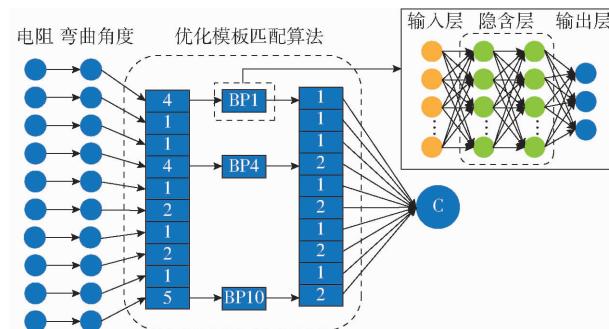


图 14 基于 BP 神经网络优化的模板匹配算法结构

Fig. 14 Template matching algorithm structure based on BP neural network optimization

考虑到手指间相互联系,BP神经网络算法以10个电阻数据作为输入层,3个特征编码作为输出层,一共生成10组BP神经网络模型。同时,将弯曲角度25°~35°与55°~65°记作模板4和模板5,若生成的手势特征信息序列模板出现4或5,则遍历查询特征信息序列位置,将10组电阻数据代入对应位置的BP神经网络模型得到对应特征(1,2,3),进而得到新的手势特征信息序列,得出识别结果。若生成的手势特征信息序列未出现4或5,则直接计算模板相似度,得出识别结果。

采用4层前馈神经网络作为BP神经网络结构,Adam作为优化器,“categorical\_crossentropy”作为损失函数,为了确定每个隐含层神经元个数,2次隐含层神经元数量取(5,50),步距为5,得到关系如图15所示。由图15可知,当第1层与第2层隐含层神经元数量均为25时,BP神经网络准确率达最大,准确率为99.106//%。

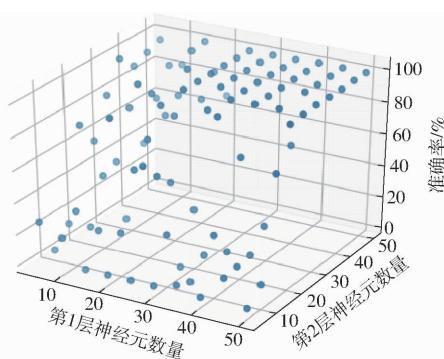


图 15 神经元数量与准确率关系

Fig. 15 Relationship between number of neurons and accuracy

为检验算法优化后的提升效果,利用第2组实验数据对模型进行训练,并将原数据代入模型进行模型测试,结果如图16所示。结果表明,优化算法对于诸如“C”与“O”、“E”与“P”、“H”与“V”、“L”与“R”、“T”与“Z”等因为手势姿态相近而容易

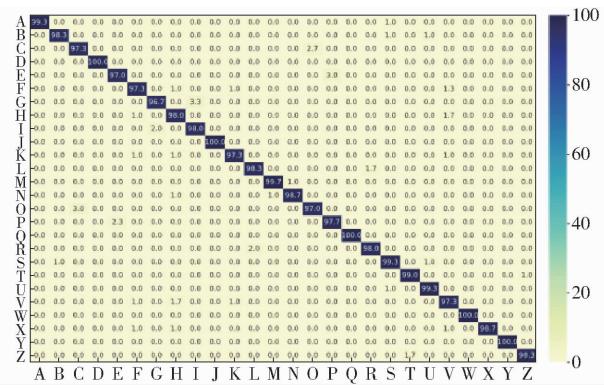


图 16 优化后算法识别结果

Fig. 16 Recognition results of optimized algorithm

混淆的字母而言,识别率有了较大提升。例如对字母 G 进行识别时,只采用模板匹配法进行识别,识别率仅有 76.3%;而采用优化之后的算法对字母 G 进行识别时,识别率提高到 96.7%,算法平均识别

准确率达到 98.5%。实验结果表明,利用 BP 神经网络优化后的模型对于区分度不高的手势也保持较高的识别率。

### 3 数据手套性能测试

选取 3 个人进行相同手势识别,如图 17 所示。实验前,设置单片机的数据采集频率为 100 Hz,载入训练完成的模版匹配法与 BP 神经网络结合的模型,计算模型载入时间。实验时保证每 0.5 s 一个手势的稳定速度进行手势切换,并在手势切换时对上一手势进行识别,记录识别响应时间,重复实验 50 组,得到结果如表 2 所示。测试结果表明,该数据手套针对不同个体,其识别成功率有所差异,但总体识别准确率达到 92.8%,并能在 40 ms 左右实现手势识别,可以满足使用需求。



图 17 性能测试实验

Fig. 17 Schematic of performance test experiment

表 2 手势识别结果

Tab. 2 Gesture recognition results

人员	平均准确率/%	最快响应时间/ms	最慢响应时间/ms	模型载入时间/ms	平均响应时间/ms
1	88.20	21.37	53.12	412.57	41.53
2	97.82	19.41	52.31	517.41	40.16
3	92.37	17.62	47.97	467.32	37.73

## 4 结论

(1) 采用碳纳米管(CNTs)和碳黑(CB)混合比例为 1:5 作为电极材料,硅胶作为基底层与封装层,并通过转印技术制备柔性应变传感器;拉伸测试结

果表明该传感器线性度好、灵敏度高、循环稳定性与重复性好。

(2) 设计了一种由 10 个柔性应变传感器组成的数据手套,采集 10 组电阻数据;利用模板匹配算法与电阻数据识别 26 个英文字母手势,并采用 BP 神经网络校正弯曲角度处于临界值时的特征,提高模板匹配算法准确性,算法识别率为 98.5%。

(3) 数据手套测试实验结果表明,该手套能针对不同个体准确、快速识别不同手势,在正常识别条件下,平均识别准确率为 92.8%,平均识别响应时间约 40 ms。

## 参 考 文 献

- [1] WEN F, SUN Z D, HE T Y Y, et al. Machine learning glove using self-powered conductive superhydrophobic triboelectric textile for gesture recognition in VR/AR applications[J]. Advanced Science, 2020, 7(14):2000261.
- [2] CHEOK M J, OMAR Z, JAWARD M H, et al. A review of hand gesture and sign language recognition techniques[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2019, 10(1): 131–153.
- [3] MOHAMED N, MUSTAFA M B, JOMHAR N. A review of the hand gesture recognition system: current progress and future directions[J]. IEEE Access, 2021, 9: 157422–157436.
- [4] 刘立超,孙可可,张千伟,等.玉米植保无人机热雾喷施系统设计与雾滴分布特性试验[J].农业机械学报,2022,53(12):80–88.  
LIU Lichao, SUN Keke, ZHANG Qianwei, et al. Thermal spray system design and droplet distribution characteristics thermal spray system design and droplet distribution characteristics test of maize plant protection UAV[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(12): 80–88. (in Chinese)
- [5] CHAKRABORTY B K, SARMA D, BHUYAN M K, et al. Review of constraints on vision-based gesture recognition for human-

- computer interaction[J]. IET Computer Vision, 2018, 12(1): 3–15.
- [6] KERN N, GREBNER T, WALDSCHMIDT C. Point net plus LSTM for target list-based gesture recognition with incoherent radar networks[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 58(6): 5675–5686.
- [7] 杨喆, 伊国兴. 基于人体姿态信息的无人机人机交互实现[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(6): 69–72.  
YANG Zhe, YI Guoxing. Human-computer interaction realization for UAV based on human body posture information [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2018, 37(6): 69–72. (in Chinese)
- [8] 杜柳青, 余永维. 深度学习框架下融合注意机制的机床运动精度劣化预示[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 443–450.  
DU Liuqing, YU Yongwei. Deterioration prediction of machine tools' motion accuracy combining attention mechanism under framework of deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 434–442. (in Chinese)
- [9] RAUTARAY S S, AGRAWAL A. Vision based hand gesture recognition for human computer interaction: a survey [J]. Artificial Intelligence Review, 2015, 43(1): 1–54.
- [10] AL F F, HASHIM N, ABUDULLAH J, et al. A structured and methodological review on vision-based hand gesture recognition system[J]. Journal of Imaging, 2019, 8(6): 103390.
- [11] LI G F, TANG H, SUN Y, et al. Hand gesture recognition based on convolution neural network[J]. Cluster Computing-the Journal of Networks Software Tools and Applications, 2019, 22(2): 2719–2729.
- [12] MOYSIADIS V, KATIKARIDIS D, BENOS L, et al. An integrated real-time hand gesture recognition framework for human-robot interaction in agriculture[J]. Applied Sciences-Basel, 2022, 12(16): 8160.
- [13] 倪涛, 赵泳嘉, 张红彦, 等. 基于 Kinect 动态手势识别的机械臂实时位姿控制系统[J]. 农业机械学报, 2017, 48(10): 417–423.  
NI Tao, ZHAO Yongjia, ZHANG Hongyan, et al. Real-time mechanical arm position and pose control system by dynamic hand gesture recognition based on Kinect device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(10): 417–423. (in Chinese)
- [14] YADAV K S, MONSLEY K A, LASKAR R H, et al. A selective region-based detection and tracking approach towards the recognition of dynamic bare hand gesture using deep neural network[J]. Multimedia Systems, 2022, 28(3): 861–879.
- [15] ESPOSITO D, CENTRACCHIO J, ANDREOZZI E, et al. Biosignal-based human-machine interfaces for assistance and rehabilitation: a survey[J]. Sensors, 2021, 21(20): 6863.
- [16] 胡跃辉, 陈亚冬, 张涛, 等. 基于传感器的腕部动作检测与手势识别方法综述[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(9): 1–3.  
HU Yuehui, CHEN Yadong, ZHANG Tao, et al. Overview of sensor-based wrist motion detection and gesture recognition methods[J]. Sensors and Microsystems, 2022, 41(9): 1–3. (in Chinese)
- [17] 代阳, 杨楠楠, 肖渊. 静电纺碳纳米管电阻式柔性湿度传感器的制备及其性能[J]. 纺织学报, 2021, 42(6): 51–56.  
DAI Yang, YANG Nannan, XIAO Yuan. Preparation and properties of resistive flexible humidity sensors using electrospun carbon nanotubes[J]. Journal of Textile Research, 2021, 42(6): 51–56. (in Chinese)
- [18] WANG W J, YIU H P, LI W J, et al. The principle and architectures of optical stress sensors and the progress on the development of microbend optical sensors[J]. Advanced Optical Materials, 2021, 9(10): 2001693.
- [19] SCHALL M C, CHEN H, CAVUOTO L. Wearable inertial sensors for objective kinematic assessments: a brief overview[J]. Journal of Occupation and Environmental Hygiene, 2022, 19(9): 501–508.
- [20] JENS W, HANS W, CHOKRI C, et al. Smart glove with fully integrated textile sensors and wireless sensor frontend for the tactile internet[J]. Smart Glove for the Tactile Internet, 2023, 1(3): 1–4.
- [21] LIN B S, LEE I J, YANG S Y, et al. Design of an inertial-sensor-based data glove for hand function evaluation[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1545.
- [22] YU H, ZHENG D F, LIU Y, et al. Data glove with self-compensation mechanism based on high-sensitive elastic fiber-optic sensor[J]. Polymers, 2023, 15(1): 100.
- [23] LIVER G, SHIHAO W, DANIELE P, et al. Interactive hand pose estimation using a stretch-sensing soft glove[J]. ACM Trans. Graph, 2019, 38(4): 41.
- [24] 杨平安, 刘中邦, 李锐, 等. 电阻式柔性触觉传感器的研究进展[J]. 材料学报, 2023, 37(9): 37–49.  
YANG Pingan, LIU Zhongbang, LI Rui, et al. Recent progress in the development of resistive flexible tactile sensors [J]. Materials Reports, 2023, 37(9): 37–49. (in Chinese)
- [25] 朱银龙, 吴杰, 王旭, 等. 基于炭黑与碳纳米管复合电极的柔性应变传感器[J]. 林业工程学报, 2022, 7(5): 150–155.  
ZHU Yinlong, WU Jie, WANG Xu, et al. High strain flexible sensors based on carbon black and carbon nanotube composite electrode[J]. Journal of Forestry Engineering, 2022, 7(5): 150–155. (in Chinese)
- [26] SHI X L, ZHU L, YU H, et al. Interfacial click chemistry enabled strong adhesion toward ultra-durable crack-based flexible strain sensors[J]. Advanced Functional Materials, 2023, 33(27): 1.
- [27] 朱银龙, 杨梓康, 赵虎, 等. PDMS/PTFE 限制层材料软体机械手设计与性能试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 441–449.  
ZHU Yinlong, YANG Zikang, ZHAO Hu, et al. Influence analysis of PDMS/PTFE limiting layer material on grasping performance of soft manipulators[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 441–449. (in Chinese)
- [28] AMJADI M, YOON Y J, Park. Ultra-stretchable and skin-mountable strain sensors using carbon nanotubes-ecoflex nanocomposites[J]. Nanotechnology, 2015, 26(37): 375501.
- [29] 袁冠, 那睿, 刘肖, 等. 基于时空图神经网络的手势识别[J]. 电子学报, 2022, 50(4): 921–931.  
YUAN Guan, BING Rui, LIU Xiao, et al. Spatial-temporal graph neural network based hand gesture recognition [J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(4): 921–931. (in Chinese)