

基于表面肌电信号的上肢外骨骼康复训练系统设计

付强¹ 张志辉¹ 张松源² 段佰龙³

摘要 目的 为实现不同上肢损伤程度患者的康复训练,设计一种基于表面肌电信号(surface electromyographic signal, sEMG)的上肢外骨骼康复训练系统。方法 该康复训练系统的机械结构主要由背部控制部分、可变刚度驱动器以及可调节上肢支架部分组成;控制系统包括肌电采集、滤波、特征提取和动作分类识别。首先采集肌电信号,并提取时域特征;然后采用主成分分析法(principal component analysis, PCA)进行降维处理,用K均值聚类算法(K-means clustering algorithm)进行动作模式分类识别;最后对可变刚度驱动器进行刚度测量实验,并进行仿真实验验证分类效果。结果 康复训练系统可以自主地调节刚度,并且动作模式的总体识别率为89.74%。结论 该康复训练系统动作模式识别率高,可以更好地带动患者完成康复训练。

关键词 表面肌电信号;康复训练;变刚度;特征提取;分类识别

DOI:10.3969/j.issn.1002-3208.2024.01.005.

中图分类号 R318.04;TN911.7 **文献标志码** A **文章编号** 1002-3208(2024)01-0029-06

本文著录格式 付强,张志辉,张松源,等.基于sEMG的上肢外骨骼康复训练系统设计[J].北京生物医学工程,2024,43(1):29-34. FU Qiang, ZHANG Zhihui, ZHANG Songyuan, et al. sEMG-based design of an upper limb exoskeleton rehabilitation training system [J]. Beijing Biomedical Engineering, 2024, 43(1): 29-34.

sEMG-based design of an upper limb exoskeleton rehabilitation training system

FU Qiang¹, ZHANG Zhihui¹, ZHANG Songyuan², DUAN Bailong³

1 International Joint Research Center, Tianjin University of Technology, Tianjin 300380;

2 State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001;

3 The Second Hospital of Harbin, Harbin 150056

Corresponding author: ZHANG Songyuan (E-mail: zhangsy@hit.edu.cn)

【Abstract】 Objective In order to realize the rehabilitation training of patients with different degrees of upper limb injury, an upper limb exoskeleton rehabilitation training system based on surface electromyographic signal (sEMG) is designed. **Methods** The mechanical structure of the rehabilitation training system is mainly composed of the back control part, the variable stiffness driver and the adjustable upper limb support part. The control system includes EMG acquisition, filtering, feature extraction and action classification and recognition. We first collect electromyographic signals and extract their time-domain features; Then, principal component

analysis (PCA) is used for dimensionality reduction, and K-means clustering algorithm is used for action pattern classification and recognition; Finally, the stiffness measurement experiment of variable stiffness actuator is carried out, and the simulation experiment is carried out to verify the classification effect. **Results** The rehabilitation training system can adjust the stiffness independently, and

基金项目:天津市科技计划项目(18PTZWHZ00090)、天津市复杂系统控制理论与应用重点实验室项目(TJKL-CTACS-201903)资助

作者单位:1 天津理工大学国际联合研究中心(天津 300380)

2 哈尔滨工业大学机器人技术与系统国家重点实验室(哈尔滨 150001)

3 哈尔滨市第二医院(哈尔滨 150056)

通信作者:张松源。E-mail: zhangsy@hit.edu.cn

the overall recognition rate of action pattern is 89.74%. **Conclusions** The rehabilitation training system has a high recognition rate of movement patterns, which can better drive patients to complete rehabilitation training.

【Keywords】 surface EMG; rehabilitation training; variable stiffness; feature extraction; classification recognition

0 引言

随着我国国民经济的不断增长,人口老龄化问题越来越严重,老年偏瘫和残疾患者不断增加。针对偏瘫患者,传统的康复训练以康复治疗师为中心,治疗师的主观因素难免会影响康复训练的效果。康复机器人是一种依靠自动化设备带动患者进行运动,从而实现辅助患者进行康复训练的医疗机器人^[1-3]。在被动康复训练中,康复机器人可以借助变刚度机构适时调整驱动刚度,来满足不同康复阶段的患者,并可以保证人机交互过程中的安全性。

随着计算机技术的发展,将表面肌电信号(surface electromyographic signal, sEMG)与上肢外骨骼机器人结合使用的训练系统已经成为生物医学工程领域的热点问题。提取健康动作状态时的肌电信号,探测出其运动意图,传送给上肢外骨骼机械臂带动患侧手臂协同训练,帮助患者完成相应的动作,则可以较好地实现上肢功能损伤患者的康复训练^[4-5]。

目前,国内外许多科研机构和企业已经进行了相关的研究。陈淑甜^[6]采用时-空-频域特征相结合的支持向量机分类器对手指动作进行分类,可达到 86.7% 的识别率。Caesarendra 等^[7]采用主成分分析和人工神经网络对 8 种动作的肌电图信号进行分类,测试准确率为 81.2%。

综上所述,动作模式识别率的高低直接影响了康复训练系统能否达到预期的训练要求。针对此类问题,本文将一种基于主成分分析法(principal component analysis, PCA)和 K 均值聚类算法(K -means clustering algorithm)的动作模式识别方法应用于变刚度上肢外骨骼康复机器人,以提高康复训练系统动作模式的识别率,实现对外骨骼机器人的精确控制,从而使外骨骼机器人具有更好的实用性。

1 上肢外骨骼康复训练系统结构组成

该装置专注于以家庭为基础的偏瘫患者肘关节康复。因此它需要具有以下显著特点:首先是便携、紧凑的结构,使其便于在日常生活中使用;其次是可

调整的框架,以确保不同体型的人的外骨骼和人体关节之间理想的运动学兼容性;三是能够通过调节关节刚度以适用于不同损伤程度的患者。

1.1 上肢外骨骼康复机器人结构设计

上肢外骨骼康复机器人主要由背部控制部分、可变刚度驱动器(variablely stiffness actuator, VSA)以及可调节上肢支架部分组成,如图 1 所示。背部部分主要由控制板、电机、电池和电机驱动器组成。整个外骨骼系统采用 Maxon EC motor 伺服电机作为驱动来源,电机型号为 V947523-1-1。该电机自带一个行星减速机,减速比为 285:1。可变刚度驱动器集成在前臂上,它主要由一对弹性元件、一个滑块连同一个可移动支点、一个前臂支架和一个电动机组成,可用于独立调整肘关节刚度。连接背部和上肢的几个关节主要由可内外旋转的接头和可调节的上肢支架组成,由一对直径为 1.2 mm 的钢索连接到驱动皮带轮上,用于传送电机输出扭矩以执行预定的动作。

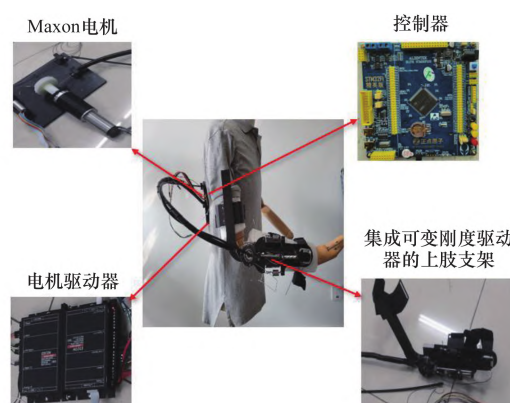


图 1 上肢外骨骼结构组成

Figure 1 Structure of the upper limb exoskeleton

1.2 可变刚度驱动器

配备刚度调节的康复设备可以根据患者上肢的具体损伤程度提供不同程度的帮助,逐步提高康复训练的强度。这一特征对神经运动功能的恢复具有积极的影响,特别是对慢性偏瘫脑卒中患者。

可变刚度驱动器的结构如图 2(a) 所示,在杠杆

的一端有一个驱动负载,而另一端则通过钢索用一对弹簧张紧^[8]。由于弹簧伸长,施加在杠杆末端的力可以被平衡。只要改变支点位置,所施加的载荷和弹性元件产生的对抗力之间的传动比也会改变,从而允许输出刚度的变化。

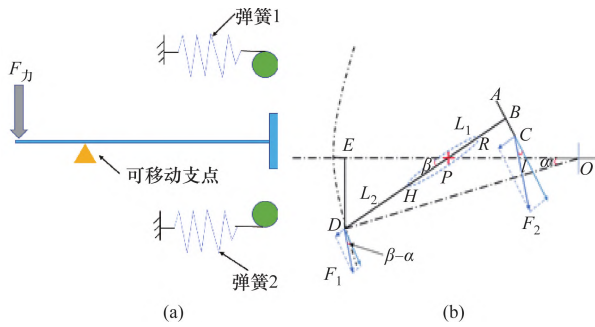


图 2 可变刚度驱动器的结构 (a) 和工作原理 (b)

Figure 2 Structure and working principle of VSA

VSA 的工作原理图如图 2(b) 所示。图中,肘关节可以绕 O 点旋转,支点 P 可沿杠杆臂移动,移动范围为 RH 。

当在输出连杆的末端施加外力 F 时,弹簧将被拉长,从而产生一个弹性力来平衡所施加的力。

根据平衡力矩 $\sum M = 0$, 可得,

$$F_1 L_2 \cos(\beta - \alpha) - F_2 L_1 \cos \gamma = 0 \quad (1)$$

式中: L_1 为弹簧侧 AC 到支点 P 的距离; L_2 为驱动负载 D 到支点 P 的距离; α 为活动前臂部分的偏转角; β 为杠杆臂绕支点 P 的旋转角; γ 由弹簧力矢量沿 CB 方向投影得到。

根据胡克定律:

$$F_2 = K_2 \Delta_x \quad (2)$$

式中: K_2 为弹性系数; Δ_x 为弹簧的形变量。将式(2)带入式(1)中,受力情况如下:

$$F_1 = \frac{K_2 \Delta_x L_1 \cos \gamma}{L_2 \cos(\beta - \alpha)} \quad (3)$$

关节刚度定义为:

$$K = \frac{\partial F}{\partial \alpha} = \frac{K_2 \Delta_x \cos \gamma}{\alpha \cos(\beta - \alpha)} \times \frac{L_1}{L_2} \quad (4)$$

式中: K 为输出刚度; F 为施加在输出连杆末端的力; α 为输出相对于原始平衡位置的偏转角。如式(4)所示,输出刚度主要依赖于传动比 L_1/L_2 。通过调节杠杆臂上的支点位置,改变传动比 L_1/L_2 ,可以实现不同的刚度设置。

2 控制系统

2.1 肌电信号数据采集

肌电信号数据采集使用的是 EB-Muscle Sensor V1.2 肌电采集系统。采样频率为 1 000 Hz,采集设备如图 3 所示。

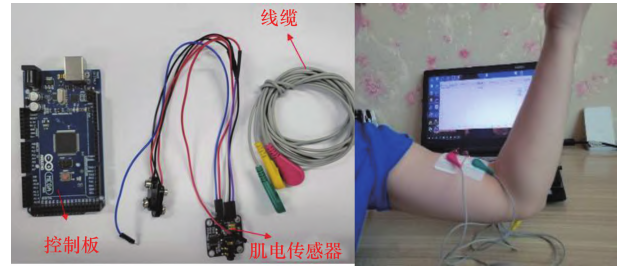


图 3 肌电信号采集设备

Figure 3 sEMG acquisition equipment

通过对人体上肢关节运动进行分析,本实验选取肱二头肌作为肌电信号原始数据,测试放置的肌电极位置如图 3 所示。实验设定了上肢肘关节的 3 种运动动作,肘关节上抬 0° 、 60° 和 135° 。

2.2 肌电信号预处理

sEMG 是在皮肤表面下通过叠加许多肌纤维运动单位电势而形成的,因此其对噪声比较敏感,容易在采集过程中受到信号污染。并且 sEMG 信号的最低频率为 20 Hz,而有效的功率密度谱分布在 10~500 Hz 之间^[9-12]。因此选用带通滤波去除其他波段的噪声。对采集到的 3 种角度的原始肌电信号进行处理的结果如图 4 所示。

2.3 肌电信号特征提取

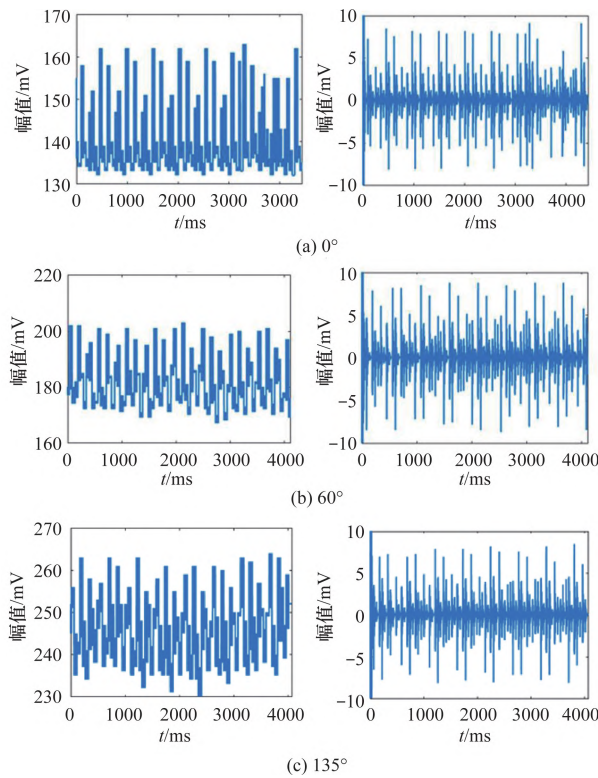
本文采用最大值、最小值、均值、方差、绝对均值、绝对均方根值、积分肌电值和过零点数等时域特征^[13-16]对表面肌电信号进行分析。

表面肌电信号的方差 (VAR) 表示了表面肌电信号在手臂动作过程中的变化范围及幅度变化的剧烈程度:

$$\text{VAR} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N X_i^2 \quad (5)$$

式中: N 为采样个数; X_i 为第 i 个采样点肌电信号的幅值。

由于 sEMG 具有对称性,如果单纯计算该信号的算术平均值,其数值趋于 0 则不能体现不同动作之间的差异。此特征提取的方法需要对信号先完成



左侧为处理前,右侧为处理后

图 4 3 种动作处理前后对比图

Figure 4 Comparison before and after three kinds of action processing

绝对值的计算,然后计算其平均值(MAV):

$$\text{MAV} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x(i)| \quad (6)$$

均方根值(RMS)反映了肌肉活动中所产生 sEMG 的能量值,用来分析实现不同动作过程中相关肌肉的贡献程度:

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x^2(i)} \quad (7)$$

积分表面肌电信号值(iEMG)反映了表面肌电信号随时间的强度变化:

$$\text{iEMG} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{t+T} |\text{EMG}(t)| dt \quad (8)$$

式中:EMG(t)为采集的肌电信号;t为时间变量;T为肌电信号的周期。

过零点数(ZC)中,信号幅值会穿越图像中的零线,对穿越的频次进行统计,可反映肌肉在动作时的状态,即信号序列过零点的次数和:

$$\text{ZC} = \sum_{i=1}^{L-1} \text{sgn}[x(i) \times x(i+1)] \quad (9)$$

$$\text{sgn}(x) = f(x) = \begin{cases} 1 & x < 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

最后,对表面肌电信号进行特征提取,由图 5 可以看出,不同动作之间的特征值具有明显的区别。

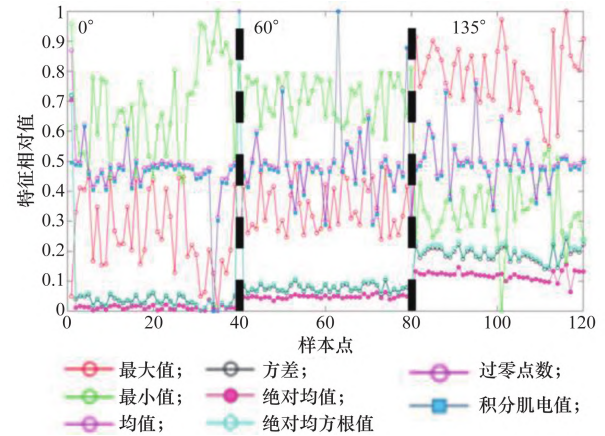


图 5 特征提取结果

Figure 5 Feature extraction results

2.4 上肢动作分类识别

本文对提取的时域特征采用基于 PCA 和 K-Means 聚类算法的分类方法^[17-18]。

PCA 算法是一种使用最广泛的数据降维算法。其主要思想是将 n 维特征映射到 k 维上, k 维是全新的正交特征,也被称为主成分,即在原有 n 维特征的基础上重新构造 k 维特征。

K-Means 聚类算法是将样本聚类成 k 个簇,具体步骤如下:

(1) 选取 k 个聚类质心点,即有 k 个簇 $C^{(k)}$:

$$\mu^{(1)}, \mu^{(2)}, \dots, \mu^{(k)} \in R^n \quad (10)$$

(2) 计算 $x^{(i)}$ 与 μ_j 的距离, $x^{(i)}$ 则属于与其距离最近质心 μ_j 的簇 $C^{(k)}$:

$$c^{(j)} = \arg\min_j \|x^{(i)} - \mu_j\|^2, j \in 1, 2, \dots, k \quad (11)$$

(3) 对于每一个类 $c^{(j)}$,重新计算该簇质点的值:

$$\mu_j = \frac{\sum_{i=1}^m l\{c^{(i)} = j\} x^{(i)}}{\sum_{i=1}^m l\{c^{(i)} = j\}} \quad (12)$$

(4) 重复第(2)、(3)步直到算法收敛。

本文首先采用 PCA 算法进行降维处理,再利用

K-Means 聚类算法进行分类识别。

3 实验分析

3.1 可变刚度实验分析

为了验证利用 VSA 独立调节肘关节刚度,通过改变可移动支点的位置,调整输出力和弹簧力之间的传动比,从而导致输出刚度的变化。实验选取 6 个位置分别模拟肘关节刚度,通过实验得出该装置的关节力与偏转角之间的关系,如图 6 所示。结果显示,由于支点位置的变化使机器人的刚度发生变化,所受的关节力也在不断增加,因此,可以通过增加关节刚度来提高康复强度。

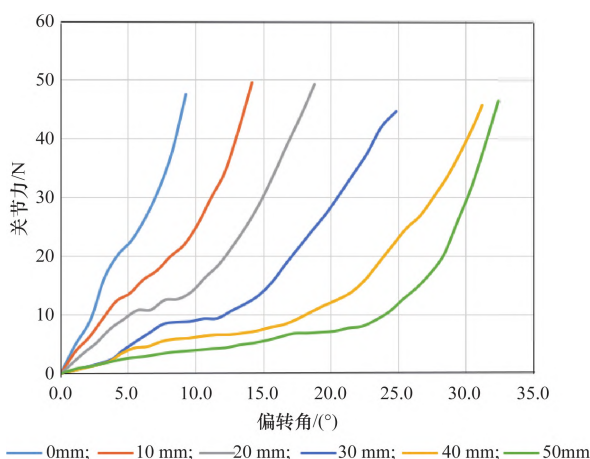


图 6 不同支点产生的关节力与偏转角的关系

Figure 6 Relationship of the joint forces and deflection angles

3.2 仿真实验分析

对两名健康者进行数据采集,佩戴示意如图 7 所示。将采集的数据分为训练集和测试集,其中每个动作采集 40 组数据,一共 120 组数据。

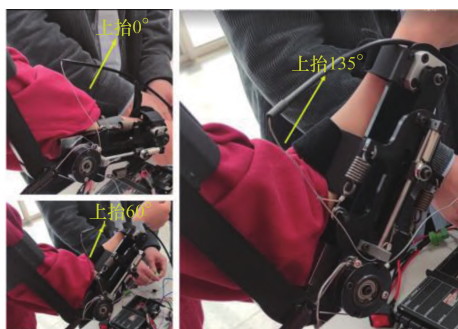


图 7 人体穿戴示意

Figure 7 Schematic diagram of human body wearing

动作模式总体识别率为 89.74%,如图 8 所示。三种动作测试集的实际分类和预测分类见图 9。

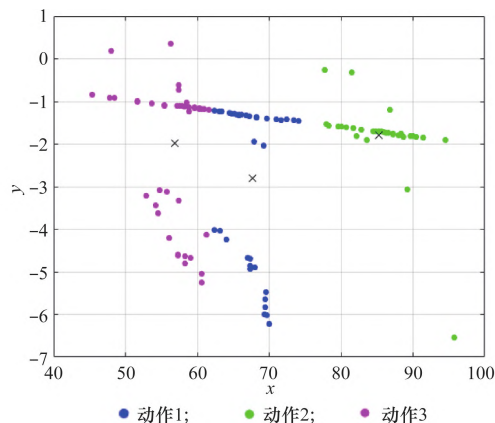


图 8 三种动作分类图

Figure 8 Classification of three actions

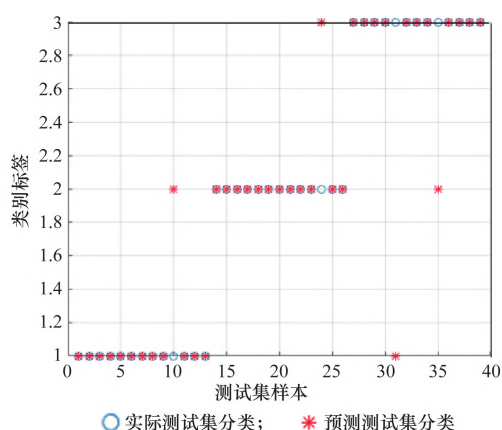


图 9 测试集的实际分类和预测分类

Figure 9 Actual and predicted classification of test sets

4 结论

本文基于一种可变刚度的上肢外骨骼康复机器人,提出一种变刚度上肢外骨骼康复训练系统。该系统采用一种面对上肢偏瘫患者康复训练的上肢运动模式分类方法,提高康复训练系统动作模式的识别率,解决了部分分类方法识别率较低的问题,为康复训练系统奠定了分类算法支撑。同时康复训练系统较好地反映了表面肌电信号、上肢动作特征提取和动作分类识别之间的关系,对于上肢康复领域具有一定的参考价值。

参考文献

- [1] Zhang SY, Fu Q, Guo S, et al. Coordinative motion based bilateral rehabilitation training system with exoskeleton and haptic devices for biomedical application [J]. *Micromachines*, 2018, 10(1):8.
- [2] Zhang SY, Fu Q, Guo S, et al. A telepresence system for therapist in the loop training for elbow joint rehabilitation [J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(8):1710.
- [3] Liu Y, Guo SX, Zhang SY, et al. Modeling and analysis of a variable stiffness actuator for a safe home-based exoskeleton[C]. Changchun, China; International Conference on Mechatronics and Automation, 2018.
- [4] 任丽晔, 徐冬蕾. 基于人体上肢表面肌电信号在运动过程中的研究[J]. *长春大学学报*, 2020, 30(4):45-48.
Ren LY, Xu DL. Based on the study of human upper limb surface EMG signal in motion process [J]. *Journal of Changchun university*, 2020, 30(4):45-48.
- [5] 崔颖骞. 基于上肢运动的脑-肌电信号融合分析研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2019.
Cui HQ. Fusion analysis of brain-EMG signal based on upper limb Movement [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2019.
- [6] 陈淑甜. 基于 sEMG 的时空频域手指动作识别研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2019.
Chen ST. Research on Finger motion recognition in spatiotemporal frequency domain based on sEMG [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2019.
- [7] Caesarendra W, Lekson SU, Mustaqim KA, et al. A classification method of hand EMG signals based on principal component analysis and artificial neural network [C]. Harbin, China; International Conference on Instrumentation, 2016.
- [8] Yi L, Guo SX, Hideyuki H, et al. Development of a powered variable-stiffness exoskeleton device for elbow rehabilitation[J]. *Biomedical Microdevices*, 2018, 20(3):64.
- [9] 孟庆丰. 基于表面肌电信号的上肢肌肉疲劳检测与分析[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2021.
Meng QF. Fatigue Detection and Analysis of Upper limb Muscle Based on Surface EMG signal [D]. Urumqi: Xinjiang University, 2021.
- [10] 李免良. 基于表面肌电信号的手部动作识别与交互[D]. 保定: 河北大学, 2020.
Li HL. Hand movement recognition and interaction based on surface EMG [D]. Baoding: Hebei University, 2020.
- [11] 刘克平, 孙瑞玲, 柴媛媛, 等. 基于广义回归神经网络的上肢关节角度预测[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(17):7187-7192.
Liu KP, Sun RL, Cai YY, et al. Prediction of upper limb joint angle based on generalized regression neural network [J]. *Science Technology and Engineering*, 2021, 21(17):7187-7192.
- [12] Guo SX, Guo J, Ding YB. Control of a lower limb exoskeleton robot by upper limb sEMG signal [C]. Takamatsu, Japan; International Conference on Mechatronics and Automation, 2021.
- [13] 陈玉如, 王烜, 周鹏辉, 等. 基于 sEMG 信号的实时控制系统[J]. *物联网技术*, 2019, 9(2):71-74.
Chen YR, Wang X, Zhou PH, et al. Real-time control system based on sEMG signal [J]. *Internet of Things Technology*, 2019, 9(2):71-74.
- [14] 宋方禹, 刘烨辉, 朱立华, 等. 基于小波变换的肌肉疲劳表面肌电信号特征提取的研究[J]. *生物医学工程研究*, 2019, 38(1):86-89.
Song FY, Liu YH, Zhu LH, et al. Research on feature extraction of muscle fatigue surface emg signal based on wavelet transform [J]. *Biomedical Engineering Research*, 2019, 38(1):86-89.
- [15] 季祥. 基于 sEMG 信号的上肢动作识别及康复应用[D]. 长春: 长春理工大学, 2021.
Ji X. sEMG Signal based upper limb motion recognition and rehabilitation-application [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2021.
- [16] Cai SQ, Chen Y, Huang SY, et al. SVM-based classification of semg signals for upper-limb self-rehabilitation training [J]. *Frontiers in Neurobotics*, 2019, 13:31.
- [17] 陈彦钊. 基于 sEMG 信号的上肢自主康复训练动作模式识别[D]. 济南: 山东大学, 2015.
Chen YZ. Motion Pattern recognition of upper limb Autonomous Rehabilitation Training Based on sEMG Signal [D]. Jinan: Shandong University, 2015.
- [18] 陈健宁, 刘蓉. 基于 sEMG 的人体上肢动作特征提取与识别分类的实验研究[J]. *智能计算机与应用*, 2020, 10(3):321-324.
Chen JN, Liu R. Experimental study on human upper limb motion feature extraction and recognition classification based on sEMG [J]. *Intelligent computers and applications*, 2020, 10(3):321-324.

(2022-04-12 收稿, 2022-08-17 修回)