



# 肌电控制虚拟现实游戏的腕部训练系统研究

## 摘要

针对传统腕部康复训练方法训练内容枯燥、用户参与训练的积极性低导致训练效率低的问题,设计了一种肌电控制虚拟现实游戏的腕部训练系统.采集腕部运动时的表面肌电信号,并通过肌肉协同原理解码出腕关节运动意图,用于虚拟现实游戏的控制;在虚拟现实游戏中引入随机干扰力,通过阻抗控制的方式实现与虚拟现实环境的交互,使得用户可以探索不同的运动控制方式.通过模型标定实验,验证了系统的可行性,并且开展了训练实验,通过评估任务的完成时间以及路径效率评估训练效果.实验结果表明,通过引入随机干扰力进行训练相对于无随机干扰力进行训练,任务的完成时间减少了24%,路径效率提升了26%,所设计的训练系统可以使用户以更高效方法进行运动控制,提高了训练的效率.

## 关键词

表面肌电;虚拟现实游戏;肌肉协同;随机干扰力;阻抗控制

中图分类号 TP391;R319

文献标志码 A

收稿日期 2023-05-26

资助项目 国家自然科学基金(62173089)

## 作者简介

段银鑫,男,硕士生,主要研究方向为人机交互、康复训练.yinxin\_duan@163.com

曾洪(通信作者),男,博士,副教授,主要研究方向为康复机器人、外肢体机器人.hzeng@seu.edu.cn

## 0 引言

脑卒中已经成为严重危害中国公民健康的主要慢性疾病,其发病率高、致残率也高,很多患者会丧失日常生活和活动能力<sup>[1]</sup>.通过科学、规律的康复训练可以帮助患者恢复受损的功能<sup>[2]</sup>.传统康复训练方法是由医护人员手动帮助患者进行重复机械式的训练,患者的参与度较低,所需的训练周期较长,因此训练的效率低.为了提高康复训练效率,通常采用主动训练的方式,即:通过设定训练任务目标,让患者自主运动肢体关节以完成训练.此外,通过人机交互技术和虚拟现实技术<sup>[3]</sup>能够更好地提升患者的参与感,以提高康复训练效率.Hung等<sup>[4]</sup>开发了基于Kinect的虚拟游戏训练系统,通过Kinect相机捕捉患者上肢运动并用于游戏训练,增加了训练的趣味性.

生理电信号是人体行为信息的神经元传输到相关组织/器官时所激发的电位和,能够直观地反映人体的关节运动状态.表面肌电(surface electromyography, sEMG)信号的产生超前于肢体的运动,是最常用的人机交互生理电信号<sup>[5]</sup>,它能够激励患者进行主动的康复训练.使用sEMG信号进行人机交互的关键是从sEMG信号中识别出人体的运动意图<sup>[6]</sup>.通过模式识别的方法可以准确地从sEMG信号的特征中识别出离散的动作<sup>[7]</sup>,通过不同的动作对虚拟现实游戏进行控制<sup>[8]</sup>,但是这种方法只能使用固定的模式对游戏进行离散的控制.利用神经网络<sup>[9]</sup>的方式可以建立从sEMG到关节运动的映射模型,从而实现虚拟现实游戏的连续控制<sup>[10]</sup>,但是这种方式需要大量的数据对映射模型进行训练.使用肌肉协同原理可以从sEMG信号中估计手腕关节的运动<sup>[11]</sup>,该方法只需要较少的数据对模型进行校准.Ghassemi等<sup>[12]</sup>基于肌肉协同原理开发了用于康复的肌电控制虚拟现实游戏训练系统,通过虚拟游戏训练受试者对于任务的控制能力得到了提升.在训练过程中受试者通常是使用其熟悉的运动方式进行控制,然而重复已有的运动控制方式并不能实现良好的运动恢复<sup>[13]</sup>,需要受试者在训练过程中探索不同的运动控制方式,从而提高训练效率.

本文提出一种肌电控制虚拟现实游戏的腕部训练系统.采集腕部运动时的sEMG信号并从中估计出腕关节运动意图,用于虚拟现实游戏的控制;此外,为了提高用户参与训练的积极性和训练效率,在虚拟现实游戏过程中引入随机干扰力,使得用户在训练过程中能探索不同的运动控制方式.

1 东南大学 仪器科学与工程学院,南京,210096

# 1 训练系统设计

## 1.1 训练系统总体框架

肌电控制虚拟现实游戏的腕部训练系统的总体框架如图 1 所示.腕部训练系统由肌电采集以及预处理、基于肌肉协同的运动意图估计及交互控制、虚拟现实游戏几个模块组成.首先,肌电信号采集以及预处理模块采集人体前臂与腕部运动相关肌肉的肌电信号并进行预处理;然后,基于肌肉协同的运动意图估计及交互控制模块利用肌肉协同原理从采集的 sEMG 信号中估计人体关节运动以及关节刚度水平,并通过阻抗控制方法获得虚拟游戏位置控制信号;最后,虚拟现实游戏设计了两种不同的训练游戏,并在虚拟现实游戏中引入随机干扰力,以提高用户参与训练的积极性.

## 1.2 肌电信号采集与预处理

本文使用美国 Delsys 公司推出的 Trigno 无线表面肌电采集系统采集表面肌电信号.将 Trigno 电极贴至肌肉的肌腹中心对应的皮肤表面上,电极通过基站将采集的表面肌电信号传输至电脑,采样频率为 2 kHz.针对腕部运动的训练,选取与腕部运动相关的 6 块肌肉进行表面肌电信号采集<sup>[14]</sup>,包括桡侧腕屈肌 (Flexor Carpi Radialis, FCR)、桡侧腕伸肌 (Extensor Carpi Radialis, ECR)、尺侧腕屈肌 (Flexor Carpi Ulnaris, FCU)、尺侧腕伸肌 (Extensor Carpi Ulnaris, ECU)、指浅屈肌 (Flexor Digitorum Superficialis, FDS)、指伸肌 (Extensor Digitorum Communis, EDC).肌电采集系统与电极位置如图 2 所示.

由于表面肌电信号是一种非平稳的微弱信号,



图 2 肌电采集系统与电极位置

Fig. 2 The sEMG acquisition system and electrode placement

因此需要对采集的原始表面肌电信号进行预处理,提取表面肌电信号的激活水平.预处理过程包括:去基线、全波整流、低通滤波和基于最大自主收缩 (Maximum Voluntary Contraction, MVC) 的归一化.其中,低通滤波使用三阶巴特沃斯低通滤波器,截止频率为 5 Hz.

## 1.3 基于肌肉协同的运动意图估计和交互控制

本文使用肌肉协同模型估计腕部的运动意图,包括关节运动和刚度水平,并使用阻抗控制方法实现与虚拟现实游戏的交互.

### 1.3.1 肌肉协同模型

在神经控制系统中,神经中枢发出的控制指令并不是单独控制某一块肌肉单独激活,而是同时控制属于同一肌肉协同中的所有肌肉进行激活.神经中枢发出的时序控制指令为激活系数,肌肉协同内部结构为肌肉协同系数,通过肌肉协同系数和激活系数的线性组合可以得到同一肌肉协同中所有肌肉的激活水平.

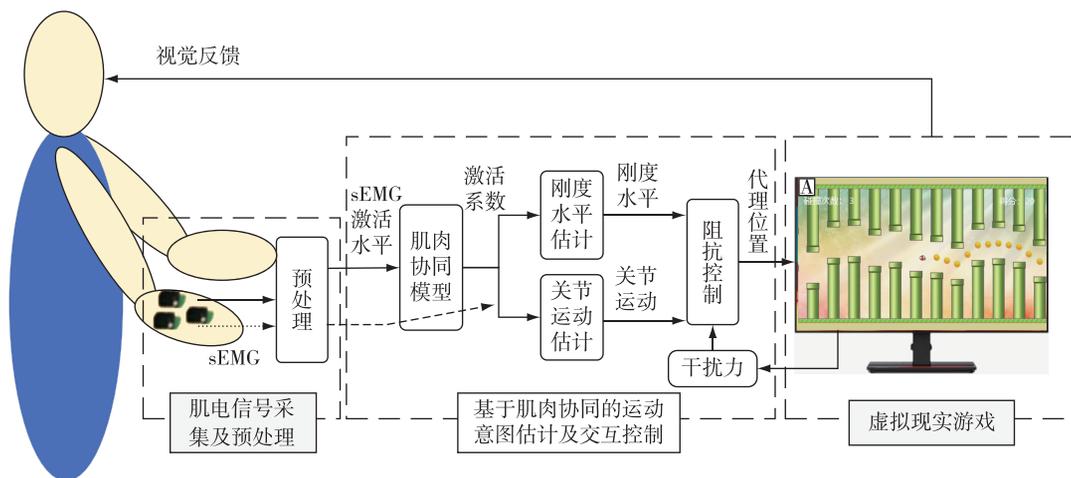


图 1 肌电控制虚拟现实游戏的腕部训练系统框架

Fig. 1 Framework of the proposed wrist training system with myoelectric control virtual reality game

$$\mathbf{Z} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{H} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_k] \cdot [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_k]^T, \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{Z}$  为肌肉激活水平;  $\mathbf{W}$  为肌肉协同系数;  $\mathbf{H}$  为激活系数.

肌肉协同模型是根据采集的表面肌电信号获取的肌肉协同系数.由于人体生理特性的非负性,通常使用非负矩阵分解(Non-negative Matrix Factorization, NMF)算法得到肌肉协同系数.NMF算法基本思想是给定一个非负矩阵  $\mathbf{A}$ , 寻找非负矩阵  $\mathbf{U}$  和非负矩阵  $\mathbf{V}$ , 使得  $\mathbf{A} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{V}$  成立.NMF 是一个求解优化的过程, 即求解  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{V}$ , 使得  $\|\mathbf{A} - \mathbf{U} \cdot \mathbf{V}\|^2$  最小.通过梯度下降法, 可以得到  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{V}$  的乘性迭代规则, 以保证  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{V}$  的非负性.

$$\begin{aligned} U_{ij}^{k+1} &= U_{ij}^k \frac{(\mathbf{A} \cdot (\mathbf{V}^k)^T)_{ij}}{(\mathbf{U}^k \cdot \mathbf{V}^k \cdot (\mathbf{V}^k)^T)_{ij}}, \\ V_{ij}^{k+1} &= V_{ij}^k \frac{((\mathbf{U}^k)^T \cdot \mathbf{A})_{ij}}{((\mathbf{U}^k)^T \cdot \mathbf{U}^k \cdot \mathbf{V}^k)_{ij}}, \end{aligned} \quad (2)$$

式中,  $k$  为迭代次数.

由于非负矩阵分解是一种无监督的矩阵分解方法, 多次分解得到的矩阵可能不同.为了解决这个问题, 可以使用“分而治之”的思想, 即设定简单的动作都有且只有一个协同元<sup>[15]</sup>, 从而实现一种半监督

的矩阵分解方法.对每一个简单动作的肌电信号进行协同元为1的非负矩阵分解, 则式(1)可以表示为

$$\mathbf{Z}_i = \mathbf{w}_i \cdot \mathbf{h}_i, \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{Z}_i, \mathbf{w}_i, \mathbf{h}_i$  分别为第  $i$  个简单动作的肌肉的激活水平、肌肉协同系数和激活系数.将不同动作的肌肉协同系数进行组合, 即可得到总体的肌肉协同系数  $\mathbf{W}$ .

### 1.3.2 关节运动估计

关节运动可以表示为激活系数的线性组合.在线控制中的激活系数使用 Moore-Penrose 算法肌肉协同系数  $\mathbf{W}$  的逆矩阵  $\mathbf{W}^+$  与肌肉激活水平相乘得到:

$$\mathbf{H}_{\text{online}} = \mathbf{W}^+ \cdot \mathbf{Z}_{\text{online}}. \quad (4)$$

为了确定线性组合系数, 使用多元线性回归算法, 对肌肉激活水平和关节运动进行拟合.本文在没有外部运动学或动力学测量装置的情况下, 可以将非负矩阵分解得到的激活系数进行一系列处理得到腕关节运动标签, 其过程如图3所示.首先将简单动作进行非负矩阵分解得到的激活水平进行滤波以及归一化处理, 然后再将处理后的激活系数按照时间顺序进行组合得到腕关节两自由度运动标签.

腕部的运动可以表示为

$$\mathbf{C} = \boldsymbol{\tau} \cdot \mathbf{H}_{\text{online}}, \quad (5)$$

式中,  $\boldsymbol{\tau}$  为组合系数矩阵.

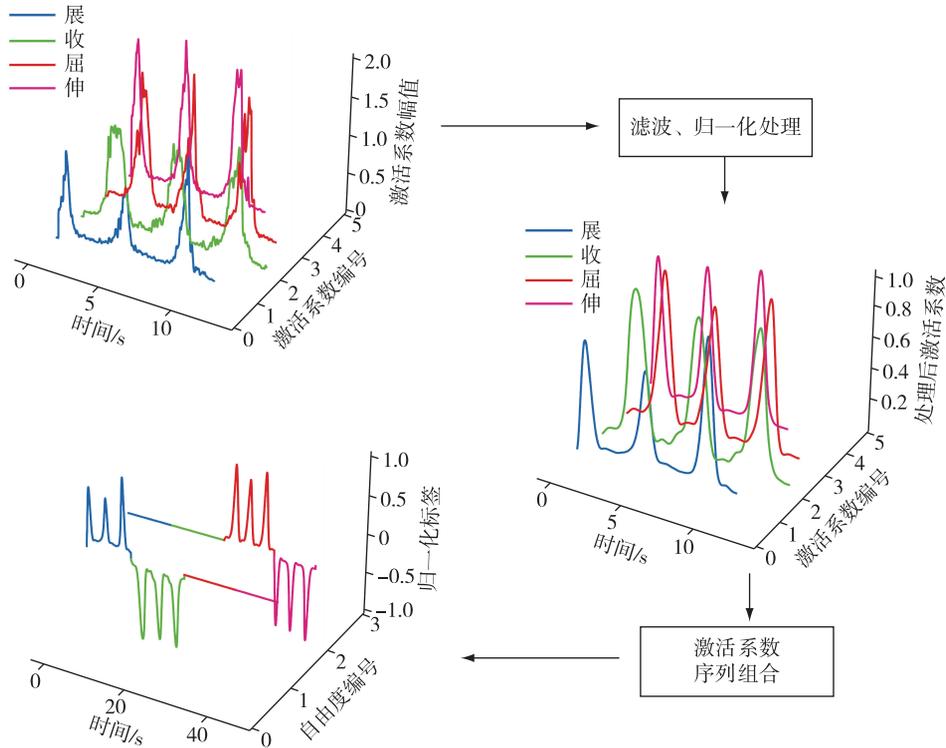


图3 运动标签获取过程

Fig. 3 Processes for acquisition of wrist motion label

### 1.3.3 关节刚度水平估计

腕部刚度由肌肉的刚度由拮抗肌的共激活决定<sup>[16]</sup>, 可以通过肌肉协同系数和肌肉激活水平估计腕部的刚度水平, 即:

$$\mathbf{S} = \mathbf{W}^T \mathbf{Z}_{\text{online}}, \quad (6)$$

$$k = \min(\mathbf{S}_i, \mathbf{S}_j), \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{S}$  为刚度水平特征;  $\mathbf{S}_i, \mathbf{S}_j$  分别为同一自由度上不同方向上的刚度水平特征. 腕部刚度水平  $k$  的取值范围为  $[0, 1]$ .

### 1.3.4 阻抗控制

本文在虚拟现实游戏中引入了干扰力, 当有外力时, 虚拟现实游戏中的代理的位置会发生改变, 此时需要用户改变腕部运动和腕部刚度, 使得虚拟现实游戏中的代理回到期望的位置. 阻抗控制描述了位置、刚度与外力之间的关系<sup>[17]</sup>, 因此本文使用阻抗控制方法实现对虚拟现实游戏中代理的控制. 阻抗控制的数学模型为

$$\mathbf{F}_{\text{ext}} = \mathbf{M}\ddot{x} + \mathbf{B}\dot{x} + \mathbf{K}(x - x_d), \quad (8)$$

式中:  $x, x_d$  分别为实际位置和期望位置;  $\dot{x}, \ddot{x}$  分别为速度和加速度;  $\mathbf{M}, \mathbf{B}, \mathbf{K}$  分别为惯性系数、阻尼系数和刚度系数;  $\mathbf{F}_{\text{ext}}$  为虚拟现实游戏中的干扰力.

因此, 实际位置可以表示为

$$x = (\mathbf{F}_{\text{ext}} - \mathbf{M}\ddot{x} - \mathbf{B}\dot{x}) / \mathbf{K} + x_d, \quad (9)$$

式(9)中: 期望位置为式(5)获得的腕部运动; 刚度系数为式(7)获得的腕部刚度水平; 惯性系数设为  $1 \text{ kg}$ ; 虚拟现实游戏中的干扰力由训练环境随机生成; 阻尼系数与刚度系数满足

$$\mathbf{B} = 2\sqrt{\mathbf{K}}. \quad (10)$$

## 1.4 虚拟现实游戏

为了能够提高患者参与训练的积极性, 本系统使用 Python 中跨平台游戏设计模块 Pygame 开发了两个不同的训练游戏, 如图 4 所示.

游戏 A: 用于训练用户快速精准的控制能力, 用户需要控制代理小鸟穿越预设的管道, 在运动过程中需要尽量保持代理小鸟位于上下管道中间.

游戏 B: 用于训练用户的持续控制能力, 用户需要控制代理飞行器躲避随机出现的障碍物, 并且随着时间的推移游戏难度会不断加大.

在游戏过程中, 场景中会出现随机干扰力, 其方向和大小由程序随机生成, 干扰力的大小范围为  $3 \sim 5 \text{ N}$ . 由于场景中的干扰力是通过游戏代理的位置进行感知, 用户需要一定的时间才能做出反应, 因此, 干扰力的变化不能过于频繁. 本场景设置的随机干



图 4 虚拟现实游戏

Fig. 4 Virtual reality games

扰力变化频率为  $0.2 \text{ Hz}$ , 即: 每  $5 \text{ s}$  变化一次随机干扰力的大小和方向.

## 2 实验与结果

12 名 (年龄  $22 \sim 30$  岁, 10 男 2 女) 健康受试者参加了实验. 随机分为 2 组, 一组为实验组, 即在游戏过程中引入随机干扰力, 另一组为对照组, 即在游戏训练过程中无随机干扰力. 所有受试者使用非利手进行训练实验, 整体实验流程如图 5 所示. 首先, 对模型进行标定, 其中包括肌肉协同模型和运动关节估计参数的标定; 然后, 通过评估任务评估受试者在进行游戏训练训练前的腕部运动控制和刚度控制能力; 接着, 在所设计的训练场景中完成  $3 \text{ d}$  的游戏训练, 受试者需要每天完成 20 组游戏 A 的训练和 10 组游戏 B 的训练; 最后, 通过评估任务评估受试者在完成游戏训练后的腕部运动控制和刚度控制的能力.

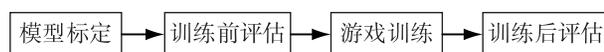


图 5 实验流程

Fig. 5 Experimental flow

### 2.1 模型标定

#### 2.1.1 肌肉协同模型标定

为了获取肌肉协同模型, 需要采集受试者做腕部展、收、屈、伸动作时的 sEMG 信号, 然后分别进行协同元为 1 的非负矩阵分解, 得到肌肉协同模型, 如图 6 所示, 贡献度代表肌肉在做相应动作时的贡献. 使用方差贡献率 (Variance Accounted For, VAF) 的值验证通过非负矩阵分解得到的肌肉激活模型的稳定性.

$$\text{VAF} = 1 - \frac{\sum \sum (\mathbf{Z} - \mathbf{Z}')^2}{\sum \sum (\mathbf{Z})^2}, \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{Z}$  为肌肉激活水平;  $\mathbf{Z}'$  为肌肉协同系数和激活系数重组得到的肌肉激活水平. VAF 的值越高, 说明分解得到的肌肉激活模型的稳定性越高. 根据式

(11) 计算得到 VAF 值为  $(0.9168 \pm 0.0253)$ , 满足稳定性要求.

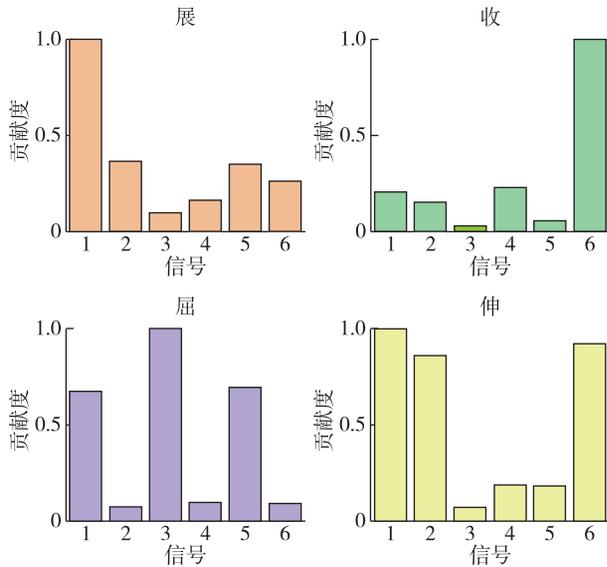


图6 肌肉协同模型

Fig. 6 Muscle synergy model

### 2.1.2 关节运动估计参数标定

为了验证关节运动估计的效果,将肌肉协同模型标定时采集的 sEMG 信号均分为 2 份,一份数据用于关节运动估计方法的参数标定,另一份用于评估关节运动估计的效果.关节运动估计的结果如图 7 所示.使用确定系数  $r^2$  评估运动估计的效果.

$$r^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y}_i)^2}, \quad (12)$$

式中:  $y_i$  为关节运动标签值;  $\bar{y}_i$  为关节运动标签值的平均值;  $\hat{y}_i$  为关节运动估计方法得到的关节运动.通过式(12) 得到展收方向上的确定系数  $r^2$  为  $(0.8875 \pm 0.0810)$ , 屈伸方向上的确定系数  $r^2$  为  $(0.9312 \pm 0.0198)$ .在 2 个方向上都有着较高的确定系数,表明本文所提的关节运动估计方法对单自由度运动估计的效果较好.

## 2.2 训练结果

为了评估腕部运动控制和刚度控制的能力,设计的评估任务如图 8 所示.通过评估任务的完成时间以及路径效率(到达目标点最短距离与实际距离的比值)评估肌电控制虚拟现实游戏训练效果<sup>[18]</sup>.

蓝色圆环为目标点,其圆心的坐标为期望腕部运动在平面坐标系的映射,圆的半径为期望刚度水平大小.受试者需要将控制对象移动到目标点附近,

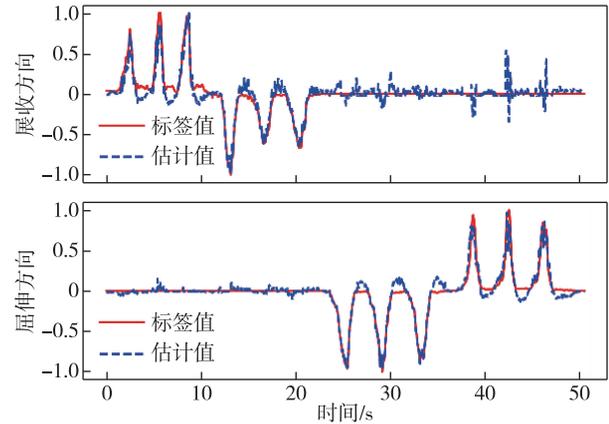


图7 关节运动估计结果

Fig. 7 Wrist joint motion estimation results

并保持与目标相同的大小,评估任务共 20 个目标,以随机的顺序出现,并且完成单个目标后休息 10 s,以免出现肌肉疲劳.红色圆环为受试者要控制的对象,其圆心的坐标表示腕部运动在平面坐标系的映射,由于在本系统中腕部两自由度的刚度水平较为接近,使用圆的半径代表刚度水平.

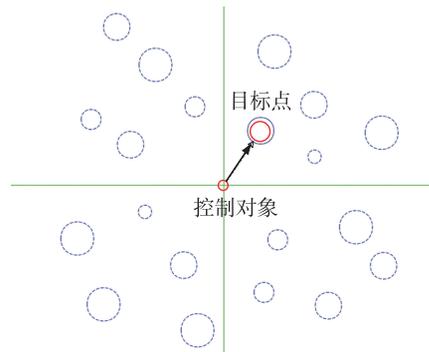


图8 评估任务示意图

Fig. 8 Diagram of evaluation task

评估任务完成时间对比结果如图 9 所示.实验组完成时间由训练前  $(15.49 \pm 3.51)$  s 到训练后  $(6.51 \pm 1.47)$  s,下降了 58%;对照组完成时间由训练前  $(14.73 \pm 3.44)$  s 到训练后  $(8.62 \pm 0.69)$  s,下降了 41%.通过引入随机干扰力进行训练相对于无随机干扰力进行训练,完成时间减少了 24%.使用 SPSS 中独立样本 T 检验方法对实验组和对照组训练前后的完成时间进行统计检验水平为 0.05 的显著性检验.实验组训练前后的完成时间  $(P = 0.0004 < 0.001)$  和对照组训练前后的完成时间  $(P = 0.0036 < 0.01)$  都有显著性,这表明通过虚拟现实游戏的训练可以提升受试者运动控制的能力.训练前实验组和

对照组的完成时间 ( $P = 0.3561 > 0.05$ ) 不具备显著性差异, 训练后实验组和对照组的完成时间 ( $P = 0.0048 < 0.01$ ) 具有显著性的差异, 这表明在虚拟现实游戏中引入干扰力可以进一步提高受试者运动控制能力, 从而提高训练效率。

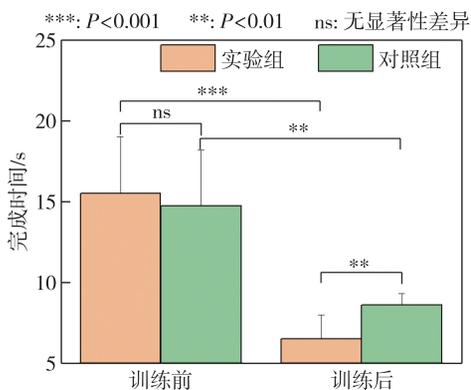


图9 完成时间对比结果

Fig. 9 Results of completion time comparison

评估任务路径效率对比结果如图 10 所示. 实验组路径效率由训练前 ( $42.66 \pm 12.87$ ) % 到训练后 ( $63.66 \pm 10.05$ ) %, 提升了 49%; 对照组路径效率由训练前 ( $43.99 \pm 7.82$ ) % 到训练后 ( $50.72 \pm 4.21$ ) %, 提升了 15%. 通过引入随机干扰力进行训练相对于无随机干扰力进行训练, 路径效率提升了 26%. 同样地, 对路径效率实验结果进行统计检验水平为 0.05 的显著性检验. 实验组训练前后的路径效率 ( $P = 0.0055 < 0.01$ ) 具有显著性, 而对照组训练前后的路径效率 ( $P = 0.0511 > 0.05$ ) 不具备显著性, 这表明在无干扰力的情况下, 受试者仍使用的是熟悉的运动模式进行控制, 导致经过训练路径效率提升不明显. 而在引入干扰力的情况下, 受试者会能够使用更高效的运动模式进行控制, 提高了评估任务路径效率. 训练前实验组和对照组的路径效率 ( $P = 0.4172 > 0.05$ ) 不具备显著性差异, 训练后实验组和对照组的路径效率 ( $P = 0.0119 < 0.05$ ) 具有显著性的差异, 表明通过引入干扰力可以帮助受试者探索高效的运动控制方式, 提高了训练效率。

### 3 结论

本文针对传统腕部康复训练方法训练内容枯燥、用户参与训练的积极性低导致训练效率低的问题, 设计了肌电控制虚拟现实游戏的腕部训练系统. 利用肌肉协同原理在没有外部运动学或动力学测量装置的情况下从多维 sEMG 信号中估计出两自由度

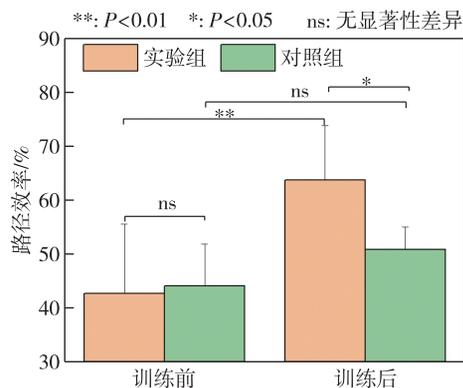


图 10 路径效率对比结果

Fig. 10 Results of path efficiency comparison

腕部运动和腕部刚度水平; 通过不同的虚拟现实游戏和随机干扰力帮助受试者探索不同的运动控制方式, 从而提高训练效率. 实验结果表明: 在虚拟现实游戏中引入干扰力可以帮助用户以更高效的方式进行运动控制, 提高用户参与训练的积极性, 从而提高训练效率。

### 参考文献

#### References

- [ 1 ] 《中国脑卒中防治报告》编写组.《中国脑卒中防治报告 2019》概要[J].中国脑血管病杂志, 2020, 17(5): 272-281  
Report on Stroke Prevention and Treatment in China Writing Group. Brief report on stroke prevention and treatment in China, 2019 [J]. Chinese Journal of Cerebrovascular Diseases, 2020, 17(5): 272-281
- [ 2 ] Lenkins W. Reorganization of neocortical representations after brain injury: a neurophysiological model of the bases of recovery from stroke [J]. Progress in Brain Research, 1987, 71: 249-266
- [ 3 ] 张旭辉, 吕欣媛, 王妙云, 等. 数据传感设备在上肢康复训练中的应用研究 [J]. 传感器与微系统, 2022, 41(8): 45-48, 52  
ZHANG Xuhui, LÜ Xinyuan, WANG Miaoyun, et al. Research on application of data sensing equipment in upper limb rehabilitation training [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(8): 45-48, 52
- [ 4 ] Hung J W, Chou C X, Chang Y J, et al. Comparison of Kinect2 Scratch game-based training and therapist-based training for the improvement of upper extremity functions of patients with chronic stroke: a randomized controlled single-blinded trial [J]. European Journal of Physical and Rehabilitation Medicine, 2019, 55(5): 542-550
- [ 5 ] 丁其川, 熊安斌, 赵新刚, 等. 基于表面肌电的运动意图识别方法研究及应用综述 [J]. 自动化学报, 2016, 42(1): 13-25  
DING Qichuan, XIONG Anbin, ZHAO Xingang, et al. A review on researches and applications of sEMG-based

- motion intent recognition methods [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(1):13-25
- [6] 宋爱国,胡旭晖,祝佳航.智能肌电控制假手研究进展[J].*南京信息工程大学学报(自然科学版)*, 2019, 11(2):127-137  
SONG Aiguo, HU Xuhui, ZHU Jiahang. Research progress on intelligent myoelectric control prosthesis[J]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition)*, 2019, 11(2):127-137
- [7] 谷学静,沈攀,刘海望,等.表面肌电信号的多流卷积网络融合手势识别方法[J].*计算机应用与软件*, 2022, 39(8):220-225  
GU Xuejing, SHEN Pan, LIU Haiwang, et al. Gesture recognition based on multi-stream convolution network for surface EMG signal[J]. *Computer Applications and Software*, 2022, 39(8):220-225
- [8] Nasri N, Orts-Escolano S, Cazorla M. An sEMG-controlled 3D game for rehabilitation therapies; real-time time hand gesture recognition using deep learning techniques [J]. *Sensors*, 2020, 20(22):6451
- [9] Hajian G, Morin E. Deep multi-scale fusion of convolutional neural networks for EMG-based movement estimation [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: a Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2022, 30:486-495
- [10] Zhang J L, Liu Y J, Liu J A. Wearable sensing based virtual reality rehabilitation scheme for upper limb training [M]// *Intelligent Robotics and Applications*. Cham: Springer International Publishing, 2022:24-36
- [11] Jiang N, Englehart K B, Parker P A. Extracting simultaneous and proportional neural control information for multiple-DOF prostheses from the surface electromyographic signal [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2009, 56(4):1070-1080
- [12] Ghassemi M, Triandafilou K, Barry A, et al. Development of an EMG-controlled serious game for rehabilitation [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2019, 27(2):283-292
- [13] Kleim J A, Jones T A. Principles of experience-dependent neural plasticity: implications for rehabilitation after brain damage [J]. *Journal of Speech Language & Hearing Research*, 2008, 51(1):225-39
- [14] Neumann D A. *Kinesiology of the musculoskeletal system-e-book; foundations for rehabilitation* [M]. Elsevier Health Sciences, 2016
- [15] Ma J X, Thakor N V, Matsuno F. Hand and wrist movement control of myoelectric prosthesis based on synergy [J]. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 2015, 45(1):74-83
- [16] Kambara H, Ogawa H, Takagi A, et al. Modulation of wrist stiffness caused by adaptation to stochastic environment [J]. *Advanced Robotics*, 2021, 35(13/14):818-834
- [17] 吴炳龙,曲道奎,徐方.基于位置控制的工业机器人力跟踪刚度控制[J].*机械设计与制造*, 2019(1):219-222  
WU Binglong, QU Daokui, XU Fang. Force tracking stiffness control for the position-based industrial robot [J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2019(1):219-222
- [18] Yeung D, Guerra I M, Barner-Rasmussen I, et al. Co-adaptive control of bionic limbs via unsupervised adaptation of muscle synergies [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2022, 69(8):2581-2592

## Wrist training system with myoelectric control virtual reality game

DUAN Yinxin<sup>1</sup> ZENG Hong<sup>1</sup> SONG Aiguo<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China

**Abstract** Aiming at the problems of boring contents of traditional wrist rehabilitation training methods and low training efficiency due to users' lack of motivation to participate, a wrist training system of myoelectric control virtual reality game was designed. The surface electromyography (sEMG) signals of wrist movement were collected and the wrist joint movement intention was decoded through the principle of muscle synergy for the control of the virtual reality game; random disturbance force was introduced into the virtual reality game, and the interaction with the virtual reality environment was realized through the way of impedance control, which enabled users to explore different movement control methods. The feasibility of the system was verified through model calibration experiments, and training experiments were conducted to assess the training effect by evaluating the task completion time as well as the path efficiency. The experimental results show that introducing random interference force reduces the task completion time by 24% and improves the path efficiency by 26%, and the designed training system enables users to perform motion control in a more efficient way and improves the training efficiency.

**Key words** surface electromyography (sEMG); virtual reality game; muscle synergy; random disturbance forces; impedance control