

# 基于焦虑情绪与混杂控制的机器人 辅助临床康复实验\*

徐国政<sup>1</sup>, 宋爱国<sup>2</sup>, 高翔<sup>1</sup>, 陈盛<sup>1</sup>, 徐宝国<sup>2</sup>

(1. 南京邮电大学 机器人信息感知与控制研究所 南京 210023; 2. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

**摘要:**现有基于患者主动参与的机器人辅助康复训练方法,大多以感知患者“运动”参与为主,而忽略了“心理”层次主动参与,且人机交互控制方法未能同时将机器人连续变量运动控制或医师离散事件决策控制这种混杂特性融于统一框架内,具有一定的局限。针对此问题,提出一种基于焦虑情绪识别与混杂控制的机器人辅助临床康复控制方法。该方法首先分析机器人辅助康复过程中不同强度焦虑情绪生理响应特征的显著性及差异性;其次,运用基于径向基核的支持向量机设计焦虑情绪分类器;再次,基于混杂控制理论设计与患者焦虑情绪强度相一致的人机交互控制器;最后,选取3例脑卒中患者,运用Barrett公司WAM™机器人构建临床康复实验平台,验证所提方法有效性。

**关键词:** 康复机器人;焦虑情绪;支持向量机;混杂控制;临床实验

**中图分类号:** TP242 TH9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

## Robot-assisted clinical rehabilitation experiment based on anxiety emotion and hybrid control

Xu Guozheng<sup>1</sup>, Song Aiguo<sup>2</sup>, Gao Xiang<sup>1</sup>, Chen Sheng<sup>1</sup>, Xu Baoguo<sup>2</sup>

(1. Robotics Information Sensing and Control Institute, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China;

2. College of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** In the current robot-aided rehabilitation training methods based on patient's active participation, the perception of the patients' active participation are mostly from the viewpoint of "motor" while neglecting the "psychological" involvement. Moreover, the interactive control methods do not incorporate robotic continuous variable motion control and therapist discrete event decision control into a unified framework. To solve this problem, a robot-assisted clinical rehabilitation training method is proposed based on anxiety emotion recognition and hybrid theory. Firstly, the significance and difference of anxiety with different arousal are analyzed; Secondly, an anxiety emotion classifier using radial basis function based support vector machine is developed. Besides, human-robot interactive controller coinciding with the arousal of the patient's anxiety is developed by using hybrid control theory. Finally, the proposed method is verified with three recruited stroke patients on a constructed clinical experimental platform featuring a Barrett WAM™ manipulator.

**Keywords:** rehabilitation robot; anxiety emotion; support vector machine; hybrid theory; clinical experiment

## 0 引 言

康复机器人是近年来发展起来的一种新的运动神经康复治疗技术<sup>[1]</sup>,在机器人辅助康复治疗过程中,如何使患者与康复机器人之间的交互,变得像传统康复治疗方

法中患者与医师之间那样和谐自然,已成为近年来国内外康复机器人研究领域的一个目标热点,对提高康复训练效果具有重要的研究和临床应用价值<sup>[2]</sup>。现有机器人辅助康复协作训练方法中,患者与康复机器人之间的交互主要是通过机器人实时感知患者主动参与意图,并据此调整自身辅助训练行为,进而保持同患者主动参与程

度高度协调一致。文献[3]提出了一种人机协作步态康复训练策略,允许患者根据自身步态运动节奏来调整机器人辅助步态训练参考轨迹;文献[4]设计了一类以任务为导向的协作训练系统,通过上层任务规划、中间层任务模型构建和底层导纳运动控制等功能,实现了机器人与患者之间的友好交互。

上述人机交互协作训练方法主要是机器人根据感知到的患者主动运动生物力学信息来进行交互控制器设计,为从更深层次理解患者主动运动意图,国内外研究机构开始尝试从患者神经系统生物电信号中提取生理特征,研究基于生物电的主动运动交互控制方法。文献[5]运用患肢表面肌电信号持续预测肌肉的运动方向和强度,并通过进一步设计比例控制器,使外骨骼康复机器人自适应地为被试提供辅助。在定量分析步态康复训练中患者神经电反应与其主动参与程度之间关系的基础上,文献[6]分别为被试主、被动训练提供了与其大脑皮层激活程度相一致的运动辅助。

上述人机交互协作训练方法分别从生物力学或生物电角度感知患者主动参与,取得了一定效果,但仍存在一定的局限:首先,在机器人感知患者主动参与方面,患者与机器人之间的交互协作主要以感知患者主动“运动”参与为主,未能像康复医师那样,考虑患者主动“心理”层次参与;其次,在探索同患者主动参与程度保持协调一致的人机交互控制方法方面,现有方法大多分别从机器人连续变量运动控制或医师离散事件决策控制角度设计,未能将系统这种连续/离散混杂特性融于统一框架内,易受人机交互行为复杂程度制约。

在脑卒中患者的运动康复训练过程中,患者的主动参与除了体现在“运动”层次外,更重要的还体现在“心理”层次参与,心理层次的主动参与对康复效果有至关重要的影响<sup>[7]</sup>,但通常由于无法对其进行客观量化评估而容易被忽略。“情绪”作为训练过程中患者重要的心理活动之一,在传统康复治疗方法中已经得到充分体现。

综合上述,本文以临床脑卒中患者常见的“焦虑”情绪为目标情绪状态,提出一种基于焦虑情绪识别与混杂控制的机器人辅助临床康复训练方法。该方法首先开展“重/中/轻”3种不同强度焦虑情绪生理响应实验研究,从统计意义上得到能反映不同强度焦虑情绪的生理响应特征及其组合;其次,运用基于径向基核的支持向量机设计焦虑情绪分类器;再次,基于混杂控制理论设计与患者焦虑情绪强度变化相一致的人机交互控制器;最后,在基于WAM™机器人构建的康复实验平台上验证所提方法的临床有效性。

## 1 实验系统

图1所示为基于WAM™机器人构建的临床康复实

验系统。该实验系统主要用来开展不同强度焦虑情绪生理响应实验及基于焦虑情绪识别的人机交互临床康复实验。系统主要由3个部分组成:美国Barrett公司4自由度WAM™柔顺机械臂(末端附球形辅助操作装置)、生理参数检测及显示系统、三维虚拟康复训练环境。WAM™是一款高性能、可反馈驱动的灵巧型机械臂,它具有基于Ubuntu Linux操作系统开发的高度开放软件,用户可以在此平台上进行高级控制算法的实验验证<sup>[8-9]</sup>。生理参数检测传感器分别用来检测脑卒中患者心电、皮电、呼吸及面部肌电4类生理参数,其中面部肌电参数由Delsys无线便携式Trigno肌电传感器,从面部皱眉肌与颧大肌处采集;虚拟康复训练环境由一组旨在训练患者多关节协调活动能力的三维空间任务组成,任务要求患者在在规定时间内将目标物体从起始区域搬至具有一定高度的桌面目标区域。



图1 基于焦虑情绪识别的机器人辅助临床康复训练系统

Fig. 1 Robot-assisted clinical rehabilitation training system based on anxiety emotion recognition

图2所示为焦虑情绪生理响应实验过程,具体分为3个阶段:1)熟悉阶段:受试者需在熟悉虚拟训练任务基础上,根据自身水平确定适合于自己的具有挑战性难度的任务,并据此向上(下)增加(减小)3个难度等级,分别作为受试者接受训练的过挑战(欠挑战)任务难度,以诱发“重/中/轻”3种不同强度焦虑情绪;2)实验阶段:受试者随机接受某种难度训练任务,每种任务开始前受试者休息2 min,以确定生理参数测量基准,3种不同难度任务各训练3次;3)问卷阶段:实验问卷基于9分李克特(Likert)量表设计<sup>[10]</sup>,该量表由一组表示不同强度焦虑情绪的问题组成,其中1代表最低等级,9代表最高等级。每种任务结束后,患者接受实验问卷调查;同时,医师和实验人员亦需针对患者的康复训练情况分别接受问卷调查,取三者的一致性统计结果来表征当前训练难度下患者的焦虑情绪强度。

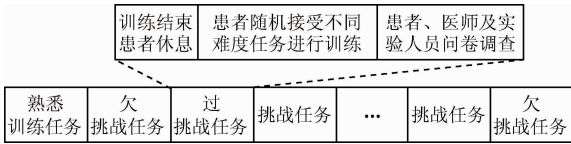


图2 焦虑情绪生理响应实验过程

Fig. 2 Experimental procedure for anxiety emotion physiological response

## 2 方法

### 2.1 焦虑情绪生理响应特征提取与分析

为分析不同强度焦虑情绪下脑卒中患者与健康受试者生理响应特征之间的差异,分别选取3例脑卒中患者与1例健康受试者,开展焦虑情绪生理响应实验,采集受试者心电、皮电、呼吸、面部肌电生理响应参数,提取的生理特征如表1所示,其中标记Ⓢ的生理特征参数计算方法如下:

$$ECC_{rrSDNN} = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (RR_i - \bar{RR})^2 \right)^{1/2} \quad (1)$$

$$ECC_{rrRMSSD} = \left( \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (RR_{i+1} - RR_i)^2 \right)^{1/2} \quad (2)$$

式中:  $RR_{i+1}$ 、 $RR_i$  分别表示第  $i+1$  和  $i$  个心电  $RR$  间期,  $\bar{RR}$  表示心电  $RR$  间期均值,  $N$  表示  $RR$  间期个数。

$$EMG_{corINTG} = \int_{N_i}^{N_i} |x(t)| dt = \sum_{k=N_i}^{N_i} |x(k)| \quad (3)$$

$$EMG_{corMPF} = \int_{f_{mid}}^{+\infty} fP(f) df / \int_0^{+\infty} P(f) df \quad (4)$$

$$EMG_{corMAVS} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (|x_{k+1}| - |x_k|) \quad (5)$$

式中:  $x(t)$ 、 $x(k)$  及  $x(k+1)$  分别表示面部皱眉肌肌电信号连续及离散化后第  $k$ 、 $k+1$  时刻幅值,  $N$ 、 $N_1$  及  $N_2$  均表示肌电信号长度,  $f$ 、 $f_{mid}$  及  $P(f)$  分别表示皱眉肌肌电信号频率、中值频率及功率谱密度函数。

表1 焦虑情绪生理响应特征

Table 1 Anxiety emotion physiological response features

信号	特征标记	特征描述
	$ECC_{hrMEAN}$	心率平均值
	$ECC_{rrMEAN}$	R-R 间期平均值
心电	$ECC_{rrSDNN}$	R-R 间期标准差 <sup>Ⓢ</sup>
	$ECC_{rrRMSSD}$	R-R 间期差值均方的平方根 <sup>Ⓢ</sup>
	$ECC_{LF/HF}$	低频段与高频段功率比值

续表1

信号	特征标记	特征描述
	$SCR_{MEAN}$	皮电响应均值
	$SCR_{1stDiff}$	皮电响应一阶差分均值
皮电	$SCR_{MAX}$	皮电响应最大值
	$SCR_{peakNUM}$	皮电响应峰值个数
	$SCR_{peakMEAN}$	皮电响应峰值平均值
	$RSP_{rateMEAN}$	相邻两次呼吸时间间隔平均值
	$RSP_{rateDEV}$	相邻两次呼吸时间间隔的方差
呼吸	$RSP_{MEAN}$	呼吸幅度平均值
	$RSP_{MAX}$	呼吸幅度最大值
	$EMG_{corINTG}$	皱眉肌肌电积分值 <sup>Ⓢ</sup>
	$EMG_{corMPF}$	皱眉肌肌电平均功率 <sup>Ⓢ</sup>
面部肌电	$EMG_{corMAVS}$	皱眉肌肌电平均绝对值斜率 <sup>Ⓢ</sup>
	$EMG_{zygINTG}$	颞大肌肌电积分值
	$EMG_{zygMPF}$	颞大肌肌电平均功率
	$EMG_{zygMAVS}$	皱眉肌肌电平均绝对值斜率

为分析不同强度焦虑情绪生理响应特征的显著性及差异性,采用两因素混合设计方差分析方法<sup>[11]</sup>,从统计意义上分析能反映焦虑情绪变化的生理响应特征及其组合,两因素混合设计及其方差分析方法流程如图3所示。

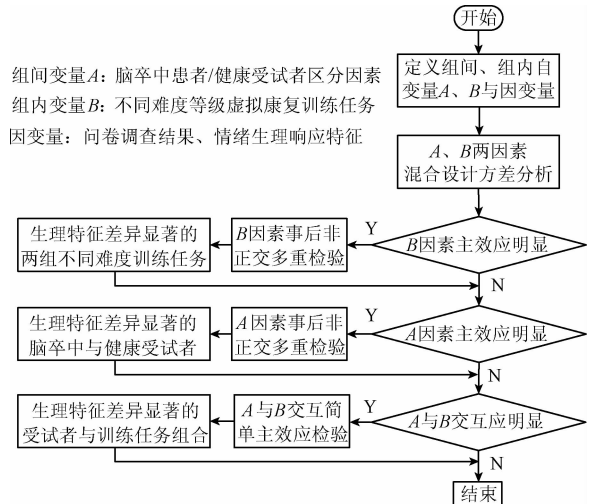


图3 焦虑情绪生理响应特征两因素混合设计方差分析流程

Fig. 3 Flowchart of two-factor mixed design and variance analysis for anxiety emotion physiological response features

### 2.2 基于支持向量机的焦虑情绪分类器设计

支持向量机是一种基于统计学习理论的模式识别方

法,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中得到了较成功的应用<sup>[12-13]</sup>。为区分 3 种不同强度焦虑情绪,通过“OVO(one-versus-one)”方法构造 3 个基于径向基核的二分类支持向量机情绪分类器,算法简述如下。

对给定  $N$  个样本集  $\{x_i, y_i\}, x_i \in R^n, y_i \in \{-1, +1\}$ , 基于径向基核的支持向量机方法是寻找一个最优分类函数  $f(x) = w^T \kappa(x) + b$ , 使其所在的超平面距离支持向量几何间隔最大,  $\kappa(x)$  为将样本集映射到高维特征空间且满足 Mercer 条件的径向基函数:

$$\kappa(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2) \quad (6)$$

上述寻找最优分类面问题可以转化为如下凸二次规划问题:

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi} & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \\ \text{s. t.} & \begin{cases} y_i(w^T \kappa(x) + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \\ & i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (7)$$

式中:  $C$  为惩罚因子,  $\xi_i$  是松弛变量。

引入 Lagrange 系数  $\alpha$ , 将式(2)凸二次优化问题进一步转化为其对偶问题, 有:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} & \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \kappa(x_i, x_j) \\ \text{s. t.} & \begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq C \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \\ & i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (8)$$

求解对偶问题得到最优解  $\alpha^*$  后, 基于径向基核的支持向量机最优分类函数可表示为:

$$f(x) = \sum_{\alpha_i^* > 0} \alpha_i^* y_i \kappa(x_i, x) + b \quad (9)$$

其中:

$$\begin{aligned} b &= -\frac{1}{2} \left[ \max_{\substack{0 < \alpha_i^* < C \\ y_i = -1}} \left[ \sum_{\alpha_i^* > 0} \alpha_i^* y_j \kappa(x_i, x_j) \right] \right] + \\ & \min_{\substack{0 < \alpha_i^* < C \\ y_i = 1}} \left[ \sum_{\alpha_i^* > 0} \alpha_i^* y_j \kappa(x_i, x_j) \right] \end{aligned} \quad (10)$$

焦虑情绪分类器训练结束, 为检验分类器泛化性能, 进一步采用“LOO(leave-one-out)”方法对分类器进行交叉验证<sup>[14]</sup>, 识别准确率以分类器分类结果与焦虑情绪问卷结果之间相匹配的次数来界定。

### 2.3 基于混杂理论的焦虑情绪人机交互控制器设计

在基于焦虑情绪识别的机器人辅助康复训练过程中, 一方面, 患者对不同难度康复训练任务所表现出来的焦虑情绪强度变化、患者生命体征参数及机器人工作参数变化, 均表现出连续变量动态特性; 另一方面, 当机器人监测到焦虑情绪分类器识别的焦虑情绪强度发生变化、患者生命体征参数或机器人工作参数异常时, 系统驱动离散决策控制器调整训练任务难度或强制机器人停止

工作, 其控制过程表现出离散事件驱动特征。由文献[15]混杂系统定义可知, 上述系统是一个由连续变量动态系统和离散事件动态系统相互作用、相互混合而形成的统一混杂动态系统。因此, 可以运用混杂控制理论设计人机交互控制器。图 4 所示为基于混杂理论的焦虑情绪人机交互控制系统框图。该系统主要由离散事件动态系统(控制器)、连续变量动态系统(对象)以及介于二者之间的转换接口 3 个部分组成。

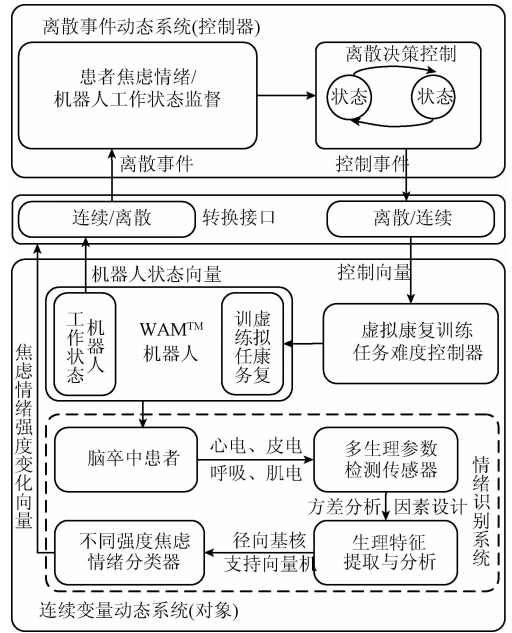


图 4 基于焦虑情绪与混杂控制的人机交互控制系统

Fig. 4 Block diagram of human-robot interactive control system based on anxiety emotion and hybrid control

#### 2.3.1 离散事件动态系统及接口设计

根据文献[15], 在图 4 所示的基于混杂控制理论的焦虑情绪人机交互控制系统中, 离散事件动态系统及离散/连续转换接口从数学上可以描述为:

$$G_D = (Q, \sigma, C, f_D, \delta) \quad (10)$$

式中:  $Q$  为根据不同强度焦虑情绪或机器人工作状态进行康复训练任务难度调整的离散决策控制器控制状态集合,  $\sigma$  为监测到的不同强度焦虑情绪或异常机器人工作状态等离散事件集合,  $C$  为经离散/连续接口转换后的离散决策控制器输出向量集合,  $f_D: Q \times \sigma \rightarrow Q$  为控制器状态转换函数,  $\delta: Q \rightarrow C$  为离散(控制状态)/连续(控制向量)接口转换函数。

根据上述离散事件动态系统数学定义及不同焦虑情绪下康复训练任务调整需求, 表 2 所示为康复训练任务难度调整控制器控制状态及经离散/连续接口转换后的控制输出矢量定义。

表2 训练任务难度调整控制器控制状态与输出矢量定义

Table 2 Control states and output vectors definition for the training task regulation controller

离散控制状态/控制输出矢量	说明
$Q_1/c_1$	康复训练任务难度初始化状态/康复训练任务难度控制器初始化任务难度
$Q_2/c_2$	康复训练任务难度增加状态/康复训练任务难度控制器增加任务难度
$Q_3/c_3$	康复训练任务难度减小状态/康复训练任务难度控制器减小任务难度
$Q_4/c_4$	康复训练任务难度保持状态/康复训练任务难度控制器保持任务难度
$Q_0/c_0$	康复机器人系统停止工作状态/康复训练任务难度控制器取消当前训练任务

### 2.3.2 连续变量动态系统及接口设计

根据文献[15],在图4所示的基于混杂控制理论的焦虑情绪人机交互控制系统中,连续变量动态系统(对象)及连续/离散转换接口从数学上可以描述为:

$$G_C = (X, C, \sigma, f_C, \psi) \quad (11)$$

式中: $X$ 为焦虑情绪强度或患者生命体征参数/机器人工作参数连续变化向量, $C$ 为经离散/连续接口转换后的康复训练任务难度调整控制器输出向量集合, $\sigma$ 为监测到的不同强度焦虑情绪或根据事先设定阈值确定的患者生命体征/机器人工作状态异常等离散事件集合, $f_C: X \times C \rightarrow X$ 为在控制器输出向量作用下连续变量的状态转移函数, $\psi: X \times X \rightarrow \sigma$ 为连续(连续变量)/离散(离散事件)接口转换函数。

根据基于支持向量机的焦虑情绪强度分类器识别结果及事先定义的患者生命体征/机器人工作状态参数阈值,表3所示为经连续/离散接口转换后的焦虑情绪强度变化或患者生命体征参数/机器人工作参数异常所产生的离散事件。

表3 焦虑情绪强度或患者/机器人状态异常离散事件定义

Table 3 Discrete events definition for the anxiety emotion arousal or the abnormal patients/robotic working states

事件	说明
$\sigma_1$	离散事件动态系统监测到患者轻度焦虑情绪
$\sigma_2$	离散事件动态系统监测到患者中度焦虑情绪
$\sigma_3$	离散事件动态系统监测到患者重度焦虑情绪
$\sigma_4$	离散事件动态系统监测到机器人工作参数或患者生命体征安全参数异常

根据表2~3离散控制系统控制状态及离散事件定义,确定如下机器人辅助康复训练任务难度控制规则:当机器人离散事件动态系统监测到患者产生重度焦虑情绪时,应延长目标物体搬运时间来减小虚拟康复训练任务难度;当监测到患者产生轻度焦虑情绪时,应缩短目标物体搬运时间来增加虚拟康复训练任务难度;当监测到患者产生中度焦虑情绪时,保持当前虚拟康复

训练任务难度不变;当监测到患者生命体征参数或机器人系统工作参数异常时,应迫使机器人辅助康复训练系统停止工作。

## 3 结果分析

### 3.1 不同强度焦虑情绪生理响应特征分析

在南京同仁医院康复医学科选取3例脑卒中患者开展了为期6个月的焦虑情绪生理响应与人机交互控制实验,每例患者分别获取了“重/中/轻”3种强度焦虑情绪下的生理响应样本各30个,样本长度3~5 min,心电、皮电、呼吸和面部肌电信号采样频率分别为200、50、50及1296 Hz。

对表1提取的焦虑情绪生理响应特征,按照图3所示流程开展两因素混合设计方差分析。对组内因素进行主效应分析可知, $ECC_{hrMEAN}$  ( $p = 0.004$ ,  $\eta^2 = 0.38$ )、 $ECC_{trMEAN}$  ( $p = 0.03$ ,  $\eta^2 = 0.21$ )、 $SCR_{MEAN}$  ( $p = 0.001$ ,  $\eta^2 = 0.62$ )、 $SCR_{peakNUM}$  ( $p = 0.002$ ,  $\eta^2 = 0.44$ )、 $RSP_{rateMEAN}$  ( $p = 0.01$ ,  $\eta^2 = 0.28$ )、 $RSP_{rateDEV}$  ( $p = 0.001$ ,  $\eta^2 = 0.23$ )、 $EMG_{corINTG}$  ( $p = 0.04$ ,  $\eta^2 = 0.17$ )、 $EMG_{zylINTG}$  ( $p = 0.001$ ,  $\eta^2 = 0.48$ )均存在明显主效应( $p < 0.05$ );进一步通过事后多重比较发现,3种焦虑情绪之间均存在明显差异性的有 $ECC_{hrMEAN}$  ( $p < 0.001$ )、 $EMG_{corINTG}$  ( $p < 0.001$ )、 $SCR_{MEAN}$  ( $p < 0.001$ ); $RSP_{rateMEAN}$  ( $p < 0.05$ ) 在重/轻度、中/轻度焦虑情绪之间存在明显差异; $SCR_{peakNUM}$  ( $p < 0.001$ )、 $ECC_{trMEAN}$  ( $p = 0.001$ )、 $EMG_{zylINTG}$  ( $p < 0.001$ ) 分别仅在重/轻、重/中、中/轻度焦虑情绪之间存在明显差异。对组间因素分析可知,患者与健康受试者分别在特征 $SCR_{1stDiff}$  ( $p = 0.002$ ,  $\eta^2 = 0.22$ )、 $SCR_{MEAN}$  ( $p = 0.005$ ,  $\eta^2 = 0.21$ )、 $EMG_{corINTG}$  ( $p = 0.001$ ,  $\eta^2 = 0.32$ )、 $EMG_{corMAVS}$  ( $p = 0.015$ ,  $\eta^2 = 0.14$ )及 $RSP_{rateMEAN}$  ( $p = 0.001$ ,  $\eta^2 = 0.42$ )存在差异显著性。分析组内/组间交互效应可知,患者 $ECC_{trMEAN}$ 、 $RSP_{rateDEV}$ 、 $EMG_{zylINTG}$ 特征在3种不同强度焦虑情绪之间无明显差异。

图5所示为不同强度焦虑情绪与平静状态下两类受



试者的皱眉肌表面肌电响应结果。由图 5 可知, 患者重/中/轻度焦虑情绪下均能诱发出较平静状态下更强的皱眉肌生理响应, 健康受试者中度焦虑与平静状态下变化不明显, 且信号响应强度较患者偏弱。图 6 所示为两类受试者在 3 种焦虑情绪与平静状态下皮电响应均值变化比较结果。据图 6 可以看出, 两类受试者在 3 种焦虑情绪下均能诱发出差异性明显的皮电响应; 与平静状态下皮电响应相比, 患者重/轻度焦虑情绪唤起度要高于健康受试者, 说明临床康复过程中患者更容易产生负性情绪。

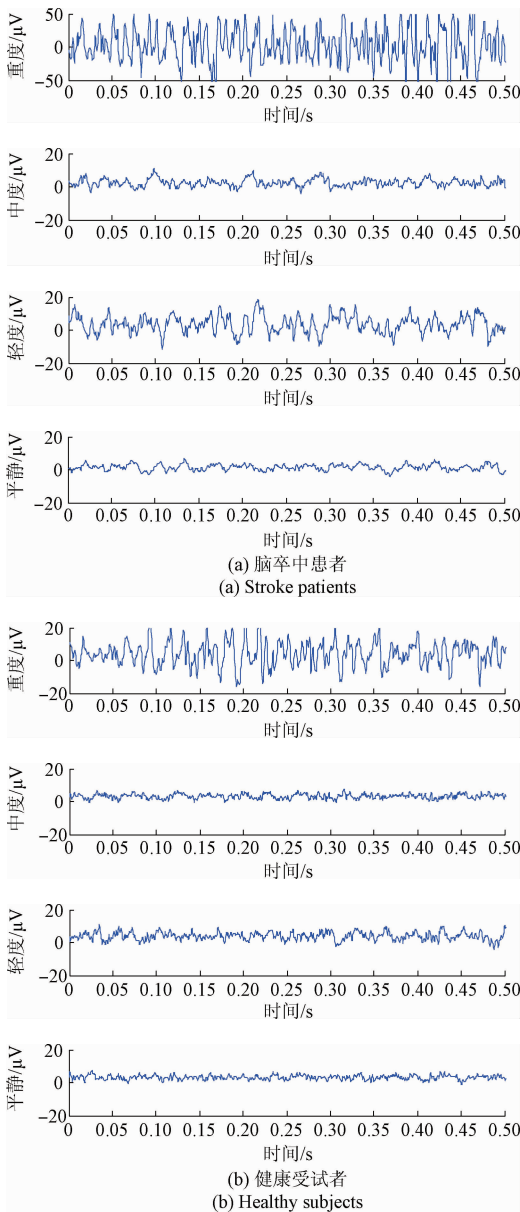


图 5 不同强度焦虑情绪下皱眉肌表面肌电信号变化比较

Fig. 5 Comparison of corrugator electromyography changes for anxiety emotion with different arousal

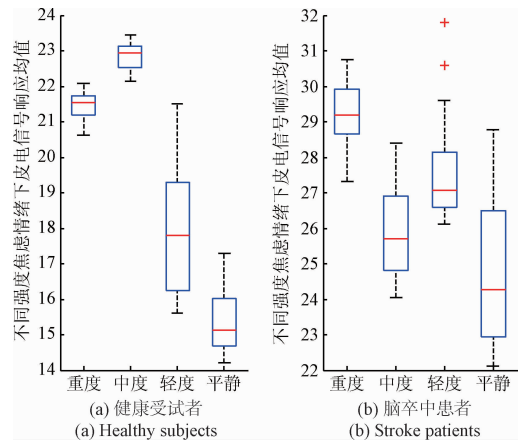


图 6 不同强度焦虑情绪下皮电响应信号变化  
Fig. 6 Comparison of skin conductance response changes for anxiety emotion with different arousal

### 3.2 不同强度焦虑情绪识别

根据上述焦虑情绪生理响应实验分析结果, 运用基于径向基核的支持向量机, 对 3 例脑卒中患者个体及总体样本分别设计用户依赖和非依赖情绪分类器。选取  $ECC_{hrMEAN}$ 、 $SCR_{MEAN}$ 、 $SCR_{peakNUM}$ 、 $RSP_{rateMEAN}$  及  $EMG_{corINTC}$  作为分类器输入, 实验问卷结果作为分类器输出, 并采用“OVO”方法分别构建“重/中”、“重/轻”及“中/轻”3 对焦虑情绪分类器, 每个样本均参加一次“LOO”交叉验证。识别结果表明, 3 例患者依赖焦虑情绪识别准确率分别为 76%、80% 及 83%, 非依赖焦虑情绪识别准确率为 70%。表 4~5 分别所示为其中 1 例患者依赖和 3 例患者非依赖识别混淆矩阵。由表 4、5 结果可知, 由于患者个体之间病情差异, 导致非依赖焦虑情绪准确率明显低于依赖识别率。进一步分析发现, 无论是依赖还是非依赖情况, 重度焦虑情绪识别准确率要明显高于其他两类, 此现象进一步表明患者更易于产生唤起度较高的负性情绪。

表 4 患者依赖焦虑情绪识别混淆矩阵 (83%)

Table 4 Patient-dependent recognition confusion matrix for anxiety emotion (83%)

	重度	中度	轻度	样本	误差
重度	27	1	2	30	0.1
中度	3	22	5	30	0.27
轻度	3	1	26	30	0.13

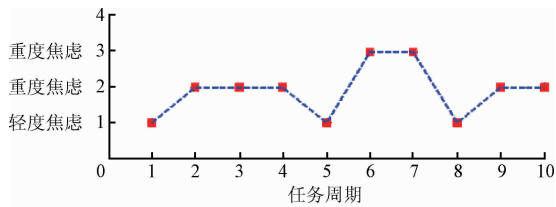
表 5 患者非依赖焦虑情绪识别混淆矩阵 (70%)

Table 5 Patient-independent recognition confusion matrix for anxiety emotion (70%)

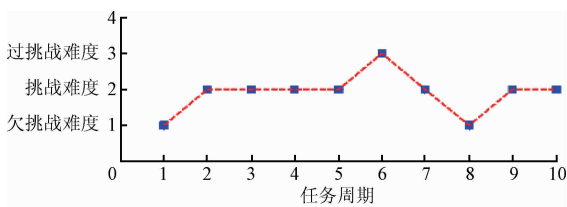
	重度	中度	轻度	样本	误差
重度	70	8	12	90	0.22
中度	15	56	19	90	0.38
轻度	10	16	64	90	0.29

### 3.3 基于焦虑情绪与混杂控制理论的机器人行为控制

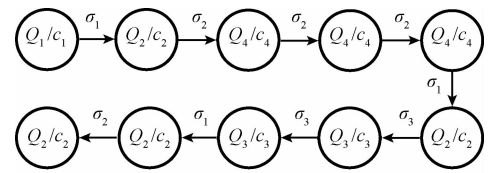
以1例患者10个任务周期为例,基于焦虑情绪与混杂理论的机器人行为自适应调整过程如图7所示。机器人系统初始激活离散控制状态 $Q_1$ 并通过控制矢量 $c_1$ ,给患者随机分配欠挑战难度任务,经过第1个任务周期训练后患者产生了轻度焦虑情绪,根据前述任务控制规则,系统激活离散控制状态 $Q_2$ 并通过控制矢量 $c_2$ ,将训练任务难度等级由欠挑战提高至挑战;患者在挑战难度下经过一周期训练后,离散事件系统监测到患者中度焦虑情绪事件 $\sigma_2$ ,说明当前任务难度与患者自身水平基本一致,在此基础上进一步激活控制状态 $Q_4$ 并通过控制矢量 $c_4$ 保持当前训练任务难度不变;经过连续3周期训练后,系统再次监测到患者产生轻度焦虑情绪事件 $\sigma_1$ ,通过激活控制状态 $Q_2$ 并产生控制矢量 $c_2$ ,将任务难度提高至过挑战;在过挑战任务难度下,系统很快监测到患者重度焦虑情绪事件 $\sigma_3$ ,表明当前任务难度远超患者承受能力;在激活控制状态 $Q_3$ 并通过控制矢量 $c_3$ 将训练任务难度调回挑战等级后,患者由于未能及时从重度焦虑情绪中恢复,离散事件系统仍然监测到了患者重度焦虑情绪事件 $\sigma_3$ ,进一步将任务难度由挑战降低至欠挑战等级;经过1周期训练后患者产生轻度焦虑情绪事件 $\sigma_1$ ,系统激活控制状态 $Q_2$ ,在控制矢量 $c_2$ 作用下将难度重新调整至挑战等级,患者以中度焦虑情绪连续完成后续2个任务周期训练,上述机器人行为调整过程表明,只有挑战难度训练任务较好地匹配于患者当前训练水平。



(a) 不同强度焦虑情绪变化  
(a) Anxiety changes with different intensities



(b) 机器人行为自适应调整  
(b) Robotic behavior adaptive modification

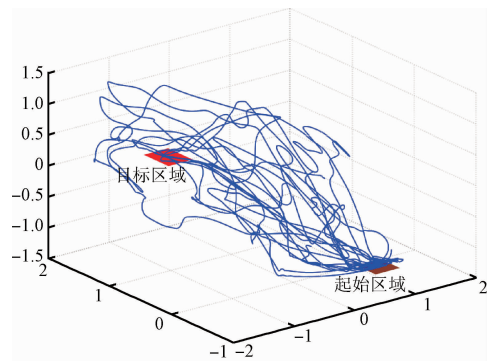


(c) 混杂控制器控制状态切换  
(c) Control states transition for hybrid controller

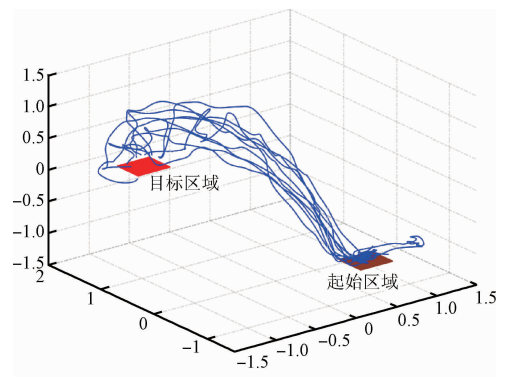
图7 基于焦虑情绪与混杂控制的机器人行为调整过程

Fig.7 Robotic behavior regulation based on anxiety emotion and hybrid control

图8所示为康复中后期1例患者在“重/中/轻”焦虑情绪下的训练轨迹。患者在将物体由起始区域搬至目标区域过程中,重度焦虑情绪下的训练轨迹平滑度及准确将物体放置在目标区域的成功次数,明显比中/轻度焦虑情绪下要差;中度焦虑情绪下患者虽仍有部分明显不平滑的训练轨迹,但从起始区域到目标区域已经展现出较好规律性,表明患者肢体的运动协调性通过训练已明显得到提高;轻度焦虑情绪下患者的训练轨迹除比较平滑以外,在目标区域附近出现了明显不协调的运动轨迹,临床问卷分析发现,主要是由于当前训练任务难度对患者缺乏挑战性,产生了轻微的厌烦情绪所致。



(a) 重度焦虑情绪下训练轨迹  
(a) Training trajectory for anxiety with high intensity



(b) 中度焦虑情绪下训练轨迹  
(b) Training trajectory for anxiety with medium intensity

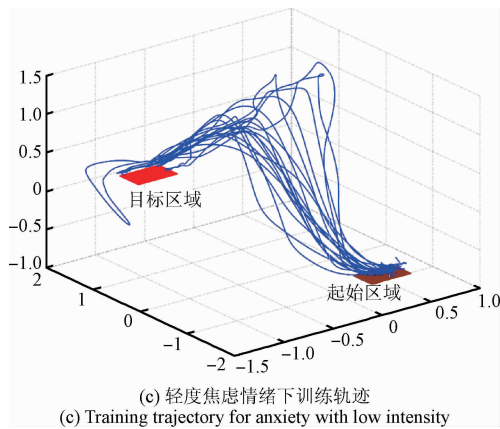


图8 不同强度焦虑情绪下患者训练轨迹

Fig. 8 The patient's training trajectories for anxiety emotion with different arousal

## 4 结 论

本文从患者“心理”主动参与康复训练角度出发,以临床中风患者常见的“焦虑”情绪为目标情绪状态,提出了一种基于焦虑情绪识别与混杂理论的机器人辅助临床康复训练方法。首先基于 WAM™ 柔顺机械臂构建的临床康复实验系统开展了焦虑情绪生理响应实验研究,从统计意义上得到了能反映不同强度焦虑情绪的生理响应特征;其次,运用基于径向基核的支持向量机构建了不同强度焦虑情绪分类器;最后,通过分析基于焦虑情绪识别的机器人辅助康复系统的混杂特性,提出并用混杂理论实现了机器人行为的自适应调整。3例患者6个月的临床康复治疗过程表明了所提方法的有效性。

## 参考文献

[1] JU M S, LIN C C K, LIN D H, et al. A rehabilitation robot with force-position hybrid fuzzy controller: hybrid fuzzy control of rehabilitation robot [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2005, 13(3): 349-358.

[2] FICOCELLI M, TERAJO J, NEJAT G. Promoting interactions between humans and robots using robotic emotional behavior [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(12): 2911-2923.

[3] WICKE A D, ZITZEWITZ J V, CAPREZ A, et al. Path control: A method for patient-cooperative robot-aided gait rehabilitation [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2010, 18(1): 38-48.

[4] CHOI Y G, GORDON J, PARK H, et al. Feasibility of the adaptive and automatic presentation of tasks system for rehabilitation of upper extremity function post-stroke [J]. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 2011, 8(42): 1-12.

[5] LENZI T, ROSSI S M M D, VITIELLO N, et al. Intention-based EMG control for powered exoskeletons [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2012, 59(8): 2180-2190.

[6] WAGNER J, SOLIS-ESCALANTE T, GRIESHOFFER P, et al. Level of participation in robotic-assisted treadmill walking modulates midline sensorimotor EEG rhythms in able-bodied subjects [J]. NeuroImage, 2012, 63(3): 1203-1211.

[7] LOHMANN S, STROBL R, MUELLER M, et al. Psychosocial factors associated with the effects of physiotherapy in the acute hospital [J]. Disability and Rehabilitation, 2011, 33(23-24): 2311-2321.

[8] XU G ZH, SONG AI G, PAN L, et al. Clinical experimental research on adaptive robot-aided therapy control methods for upper-limb rehabilitation [J]. Robotica, 2014, 32(7): 1081-1100.

[9] XU G ZH, SONG AI G, LI H J. Control system design for an upper-limb rehabilitation robot [J]. Advanced Robotics, 2011, 25(1/2): 229-251.

[10] ABBOTT J D, WIJERATNE T, HUGHES A, et al. The perception of positive and negative facial expressions by unilateral stroke patients [J]. Brain and Cognition, 2014, 86(1): 42-54.

[11] JUDD C M, WESTFALL J, KENNY D A. Experiments with more than one random factor: Designs, analytic models, and statistical power [J]. Annual review of Psychology, 2017, 68(17): 1-25.

[12] BURGESS C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 121-167.

[13] 胡冬梅, 宋路, 牛国成. 基于支持向量机的波片相位延迟测量新方法 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 1517-1523.

HU D M, SONG L, NIU G CH. New method to measure phase retardation of wave plates based on SVM [J]. Journal of Instrument & Instrumentation, 2016, 37(7): 1517-1523.

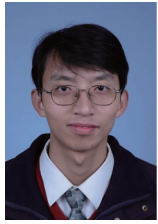
[14] KUKOLJA D, POPOVIC S, HORVAT M, et al.



Comparative analysis of emotion estimation methods based on physiological measurements for real-time applications [J]. *International Journal of Human-Computer Studies*, 2014(72):717-727.

- [15] KOUTSOUKOS X D, ANTSAKLIS P J, STIVER J A, et al. Supervisory control of hybrid systems [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2000, 88(7): 1026-1049.

### 作者简介



**徐国政**(通讯作者),2010年获东南大学博士学位,现为南京邮电大学副教授、硕士生导师,主要研究方向为康复机器人、助老助残智能移动服务机器人。

E-mail: xu\_gz@hotmail.com

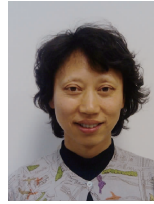
**Xu Guozheng** (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Southeast University in 2010. Now he is an associate professor and master supervisor in Nanjing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include rehabilitation robot, intelligent mobile service robot for elderly and the disabled.



**宋爱国**,1996年获东南大学获博士学位,现为东南大学教授、博士生导师,主要研究方向为机器人传感与控制技术、信号处理、虚拟现实技术。

E-mail: a. g. song@ seu. edu. cn

**Song Aiguo** received his Ph. D. degree from Southeast University in 1996. Now he is a professor and Ph. D. supervisor in Southeast University. His main research interests include robotic sensor and control, signal processing and virtual reality technology.



**高翔**,2007年获东南大学博士学位,现为南京邮电大学教授、硕士生导师,研究方向为机器人传感与控制技术。

E-mail: gaox@njupt.edu.cn.

**Gao Xiang** received her Ph. D. degree from Southeast University in 2007. Now she is a professor and master supervisor in Nanjing University of Posts and Telecommunications. Her main research interest is robotic sensor and control technology.