

基于力位协同控制的注意力状态客观监测方法

王丽君¹, 王党校^{1,2*}, 郑一磊¹, 张玉茹^{1,2}

1. 北京航空航天大学虚拟现实技术与系统国家重点实验室, 北京 100083

2. 北京航空航天大学生物医学工程高精尖创新中心, 北京 100083

* 通信作者. E-mail: hapticwang@buaa.edu.cn

国家自然科学基金 (批准号: 61572055) 资助项目

摘要 高难度精细触觉交互任务依赖于注意资源的高强度激活, 研究触觉通道和注意力状态的关系不仅有利于理解人类感知与认知的交互机制, 对于触觉模态脑机交互系统的设计也具有重要应用价值. 本文构建了融合多点接触力反馈和沉浸式视觉反馈的虚拟现实交互环境, 以高精度力位协同控制任务为对象提出了注意力状态的客观监测方法. 将力、位置两个模态的容许误差作为任务难度的调控变量, 测量了用户在每个模态内的操作绩效. 结合用户主观评估数据, 证实了该任务可以有效激活注意力资源, 并能够作为注意力“示波器”, 实现高时间分辨率的注意力水平和注意力焦点的客观监测. 本文实验结果表明, 基于触觉通道的力位协同控制任务能够实现注意力状态的客观测量, 为后续构建基于神经生理信号的注意力机制研究提供了行为学基准.

关键词 虚拟现实, 触觉交互, 力位协同控制, 注意力状态

1 引言

注意力 (Attention) 是指人的心理活动指向和集中于某种事物的能力. 有效的注意力控制能力是进行各种认知活动的基础. 集中注意力使人们可以不受干扰的感知、思考和操作. 根据神经可塑性理论, 可以通过有效的训练方法实现注意力的增强^[1].

虚拟现实 (Virtual Reality, VR) 系统通过提供视、听、触等多通道的反馈, 使人在虚拟环境中完成逼真、自然、流畅的交互. 虚拟现实系统有三大特性: 沉浸感、想象性、交互性, 将虚拟现实系统与注意力训练结合起来, 可以充分发挥虚拟现实系统的本质特点和优势, 更有效地提高注意力训练效果^[2]. 基于沉浸感的特点, 可以设计沉浸性高、逼真度高、可实时控制的多通道交互的注意力训练范式, 同时可以有效屏蔽外界环境的视觉、听觉干扰; 基于想象性的特点, 在 VR 环境中, 可以突破物理世界的时空限制, 更具创造性, 从而可以探究新型的注意力训练方法, 达到更好的训练效果; 基于交互性的特点, 可以构建实时的人机信息双向交互机制, 实现大脑状态的实时观测与适当干预, 从而实现注意力资源的激活和调控^[3].

引用格式: 王丽君, 王党校, 郑一磊, 等. 基于力位协同控制的注意力状态客观监测方法. 中国科学: 信息科学, 在审文章
WANG L J, WANG D X, ZHENG Y L, et al. Objective monitoring of attentional states based on collaborative force-position control tasks (in Chinese). Sci Sin Inform, for review

现有的注意力训练一般采用视听觉通道任务, 如舒尔特方格, 普遍应用于飞行员的注意力训练. 另外, Green 等人^[4] 针对动作视频游戏进行了一系列实验, 发现对被试进行长时间的训练后, 视觉选择性注意力有了明显提升. Anguera 等人^[5] 也通过赛车视频游戏的训练有效提高了被试的持续性注意力. 这些训练方法均是基于视听觉通道, 通过视觉画面的呈现和听觉声音的提示, 使被试能够更加专注于训练任务, 从而提高训练效果.

与视听觉通道信息单向传输不同, 基于触觉通道, 在进行力控制、运动控制任务时, 信号与大脑之间可以实现双向传输. Wang 等人^[6] 通过双手精细力控制任务进行注意力训练, 表明该任务可以有效提高训练者的短期注意力水平, 并且分析了触觉刺激在大脑神经可塑性中的潜在价值. Yang 等人^[7] 进一步设计了一种基于指尖压力控制的难度自适应的视触觉游戏用于注意力训练. 初步的研究已经表明, 基于触觉通道可以开发出有效的注意力资源激活任务. 另外, 力、运动控制等任务的操作是一个连续的输出过程, 控制精度可以有效反映注意力状态, 为任务过程中的注意力水平的客观监测提供有效载体.

需要指出的是, 注意力训练过程中, 用户注意力水平的客观测量是提高注意力训练效果的重要前提. 另外, 注意力水平的客观监测对于理解人类大脑注意力相关的活动和神经机制也有重要意义^[8]. 现有的注意力状态测量范式一般基于视听觉通道任务进行, 例如视觉快速刺激 (RSVP)^[9]、双耳分听任务^[10, 11] 等. 典型注意力测量范式包括 ANT^[12]、SART^[13]、Attention Blink^[14, 15] 等. 目前注意力的客观监测主要在对行为学和生理学数据分析的基础上进行. 其中, 行为学指标主要包括成功率^[16], 反应时间波动性^[17~19]; 生理学则主要利用脑电 EEG 信号, 通过频域和时域特征对注意力状态进行表征^[20], 例如不同波段的频谱能量^[21]、事件相关电位 (ERP) 的幅值^[22] 等. 然而, 目前这些指标的确定仍依赖于被试的主观判断与汇报, 且适用性尚未得到广泛验证, 因此探究注意力状态表征的客观标准依然是有待解决的重要问题.

针对注意力状态的客观监测方法, 本文提出了一种新思路: 基于力位控制精度与注意力资源激活程度之间的相关关系, 设计一种精细的力位协同控制任务. 通过力位双模态下难度级别的划分, 建立了任务中注意力四种状态的测量模型, 该模型不仅能够测量注意力强度的波动, 还能够测量注意力焦点属于哪个模态, 并实现 50ms 的注意力状态测量的时间分辨率. 因此, 本文提出的力位协同控制任务不仅是基于触觉通道的注意力训练范式的新探索, 也为注意力状态的客观监测提供了一种有效的解决方案, 更有利于我们理解触觉通道与大脑注意力的内在联系.

2 注意力状态监测原理

基于力位协同控制任务实现注意力状态监测, 实验原理如图 1 所示. 使用者手持力反馈设备手柄, 控制虚拟场景中的虚拟画笔, 要求画笔沿着圆形轨迹环带运动, 不可触碰到轨迹环带的内壁或外壁. 当画笔碰到内外壁后, 使用者会感觉到明显的力觉反馈, 未碰到时画笔的运动自由. 在位置控制的同时, 使用者需持续保持画笔与画板之间的接触力在一定的目标范围内. 当使用者施加的力在目标范围内时, 画板上呈现绿色轨迹; 当施加的力超过目标范围时, 画板上呈现的轨迹为红色; 当力低于目标范围时, 呈现的轨迹则为黄色.

为实现画笔在圆形轨迹环带内绘制轨迹这一精细的操作任务, 需要模拟画笔与画板及内外壁之间的多点碰撞力反馈效果. 由于传统的单点接触力反馈无法实现复杂形状的力觉渲染, 因此需要采用多点接触力觉渲染算法, 同时达到 1000Hz 的计算效率, 才可以较为逼真地模拟画笔与内外壁的接触力, 使得任务过程中的交互更加自然、流畅.

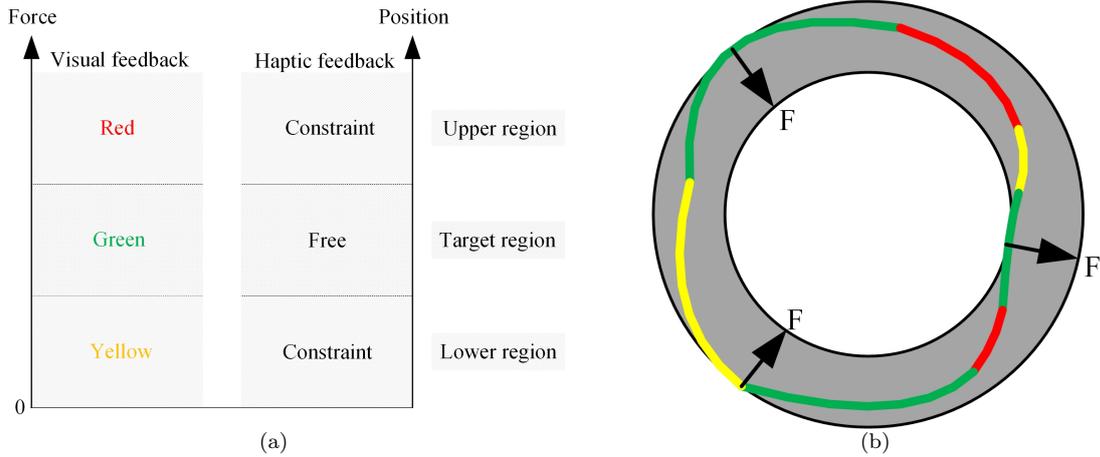


图 1 实验原理 (a) 力位控制离散反馈; (b) 操作示意
Figure 1 Experimental principle (a) Discrete feedback description; (b) Operation method

在该任务中, 目标力范围的大小决定了力控制难度的高低, 轨迹环带的宽窄决定了位置控制难度的高低. 力、位控制难度均划分为两级: 力控制低难度 (F_L)、力控制高难度 (F_H)、位置控制低难度 (P_L)、位置控制高难度 (P_H). 力位协同控制的难度级别有四种: $F_L P_L$ 、 $F_L P_H$ 、 $F_H P_L$ 、 $F_H P_H$.

确定难度等级参数时, 需遵循: 低难度时, 得分低的唯一可能是注意力不集中; 高难度时, 只有在注意力十分集中的情况下才能得到高分. 以往的研究表明, 当目标力为 0.5N 时, 有连续视觉提示下的静态力控制的相对误差为 3%^[23]. 本文中目标力为 0.6N, 要求在离散视觉提示下进行动态力控制, 难度远大于连续视觉提示下的静态力控制, 因此力控制相对误差应远大于 3%. 结合预实验筛选出的难度参数, 本文将力位协同控制任务中目标力的范围设定为: F_L : $0.6N \pm 0.25N$ (相对误差 41.7%)、 F_H : $0.6N \pm 0.15N$ (相对误差 25%). 圆形轨迹环带的直径为 20mm, 轨迹环带宽窄分为两种: P_L : 8mm、 P_H : 4mm.

注意力状态监测的原理是以力、位控制得分的变化来反映注意力状态的变化. 首先分析单一模式下控制得分与注意力状态的关系: 当力控制难度等级为 F_L 时, 力控制得分低说明力控制注意力水平低; 当力控制难度等级为 F_H 时, 力控制得分高说明力控制注意力水平高; 同样, 当位置控制难度等级为 P_L 时, 位置控制得分低说明位置控制注意力水平低; 当位置控制难度等级为 P_H 时, 位置控制得分高说明位置控制注意力水平高. 基于此, 不同难度组合下, 力位得分的变化与注意力状态之间的关系如图 2 所示. 四种难度组合 ($F_L P_L$ 、 $F_L P_H$ 、 $F_H P_L$ 、 $F_H P_H$) 下, 不同的得分情况, 即力位均低 ($SF_L SP_L$)、力低位高 ($SF_L SP_H$)、力高位低 ($SF_H SP_L$) 和力位均高 ($SF_H SP_H$) 对应了不同的注意力状态. 其中, 注意力状态包括注意力水平和注意力焦点位置两方面.

图 2 中, 方块颜色代表注意力水平的高低: 同一种难度组合下, 四种得分情况对应的方块颜色越深, 表示注意力水平越高. 但必须指出, 不同难度组合不能通过方块颜色对比注意力水平高低. 方块中标注的字母代表注意力焦点的位置: 方块中标注“N”, 表示注意力焦点迷失, 既不在力控制上, 也不在位置控制上; 方块中标注“P”, 表示注意力焦点在位置控制上; 方块中标注“F”, 表示注意力焦点在力控制上; 方块中标注“B”, 表示注意力焦点兼顾力控制和位置控制; 方块中标注“×”则表示无法判断注意力焦点位置. 以难度组合 $F_L P_H$ 为例: 四种得分情况分别对应的注意力水平由低到高为 $SF_L SP_L < SF_H SP_L < SF_L SP_H < SF_H SP_H$; 当得分为 $SF_L SP_L$ 、 $SF_H SP_L$ 时无法判断注意力焦点位置, 当得

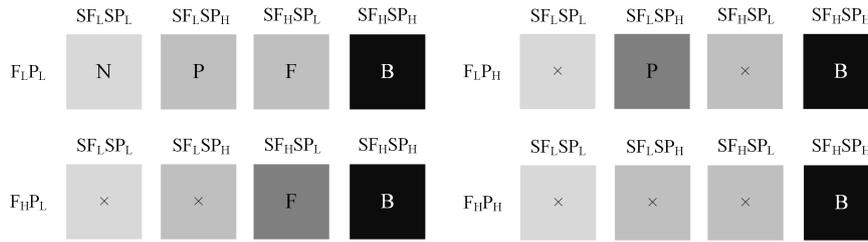


图 2 不同难度组合下力位得分与注意力状态的关系

Figure 2 Relationship between force/position score and attention state in different difficulty levels

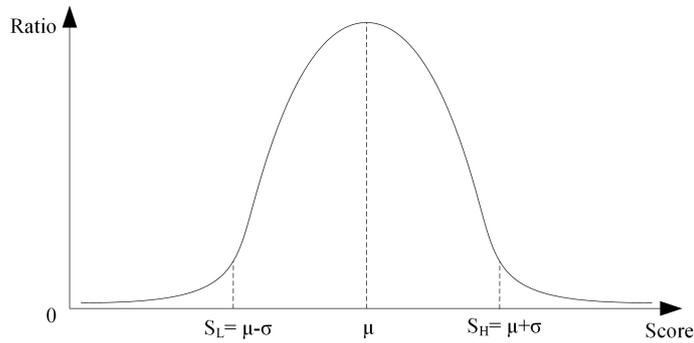


图 3 任务得分的正态分布特性

Figure 3 Normal distribution characteristics of scores

分为 $SF_L SP_H$ 时注意力焦点在位置控制上, 当得分为 $SF_H SP_H$ 时注意力焦点兼顾力控制和位置控制. 由此, 将任务时间等分后 (例如以 50ms 为一个时间区间), 通过评价每一个时间区间的力位得分变化, 便可实现整个时间段的注意力状态监测.

完成任务设计和难度参数设定后, 需要进一步对该任务中注意力状态的表征是否正确进行验证. 由于目前没有公认的衡量注意力状态的客观标准, 因此对于该任务, 我们需要尽力证明得分与注意力状态之间关系的正确性, 即需要确定当力、位难度低时, 表示注意力状态不集中的得分区间, 以及当力、位难度高时, 表示注意力状态集中的得分区间. 通过概率论相关内容^[24]可知: 反复执行同一难度的力、位控制任务时, 力、位得分会稳定在某一个常数的附近, 近似服从正态分布, 得分落在 $(\mu - \sigma, \mu + \sigma)$ 范围的比例是 68.26%, 落在 $(\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma)$ 范围的比例是 95.44%, 落在 $(\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma)$ 范围的比例是 99.74%. 因此, 本文需要分析任务得分的正态分布特性 (如图 3 所示), 得出表征注意力水平高的得分区间 $(S_H, 100)$ 和表征注意力水平低的得分区间 $(0, S_L)$. 若取 $S_H = \mu + 3\sigma$ 、 $S_L = \mu - 3\sigma$, 得分落在 $(S_H, 100)$ 、 $(0, S_L)$ 的比例均为 0.13%, 表征注意力水平高或低的有效数据极少, 难以通过得分观察注意力水平的变化. 类似地, 若取 $S_H = \mu + 2\sigma$ 、 $S_L = \mu - 2\sigma$, 得分落在 $(S_H, 100)$ 、 $(0, S_L)$ 的比例均是 2.28%, 同样难以观察注意力水平的变化. 因此, 本文选择 $S_H = \mu + \sigma$ 、 $S_L = \mu - \sigma$, 得分落在 $(S_H, 100)$ 、 $(0, S_L)$ 的比例均是 15.87%, 表征注意力水平的有效数据量适中, 可以通过得分观察注意力水平的变化, 且能保证一定的准确性. 另外, 需要说明的是, 目前的实验条件无法得到表征注意力状态的准确得分区间, 这样处理的目的是为了提高得分与注意力水平之间的相关性, 提高注意力状态表征的可信度.



图 4 融合多点接触力反馈的沉浸式交互环境 (a) 硬件系统; (b) 触觉交互

Figure 4 VR platform with integrated multi-region contacts force feedback and immersive visual feedback (a)Hardware system; (b)Haptic interaction

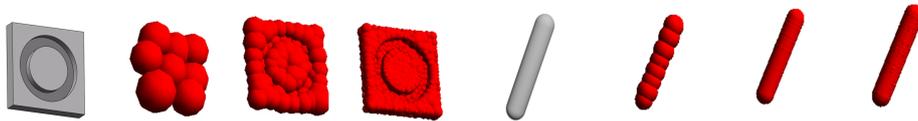


图 5 画板与画笔的球树模型

Figure 5 Sphere-tree model of sketchpad and brush

3 平台搭建

3.1 硬件集成

图 4 所示为本文中力位协同任务的硬件系统. 头戴式设备 HTC Vive 提供沉浸式视觉显示, 可以观察轨迹环带及画笔运动. 触觉交互通过桌面式力反馈设备 PHANToM Omni 提供, 使用者手持手柄, 操作画笔运动进行力、位控制.

3.2 多点接触力觉渲染算法

为保证自然流畅的力觉交互, 需要在 C++ 环境下集成多点接触力觉渲染算法^[25]. 多点接触力反馈算法主要包括碰撞检测、约束优化、反馈力计算三部分, 系统中算法的执行频率为 1000Hz.

首先构建画板与画笔的八叉树球树模型, 如图 5 所示. 球树模型可以较好地逼近物体的形状, 球树层级越高, 球数越多, 球模型越逼近真实物体. 同时球树模型自带层次化结构, 便于进行碰撞检测. 在碰撞检测时, 判断是否发生碰撞的标准是两球球心距离是否小于半径之和. 碰撞检测流程见算法 1, 首先判断物体与工具根节点球是否相交, 若相交, 则进行下一层级子球检测, 舍弃没有相交的球, 再利用相交球进行下一层级的检测, 直到一方没有子球为止. 由此最终获得的球对信息即为碰撞检测结果.

碰撞检测结束后, 进行碰撞响应. 碰撞响应即通过约束优化的方法求解图形工具的位姿, 使图形工具与物体接触时不发生嵌入, 碰撞响应优化效果如图 6 所示. 工具位姿的优化变量如公式 1:

$$q_g^t = (x_g^t, y_g^t, z_g^t, \gamma_g^t, \beta_g^t, \alpha_g^t), \quad (1)$$

工具位姿由六维变量 q_g^t 唯一确定, 前三维表示物体的位置, 后三维用欧拉角表示物体的姿态.

Algorithm 1 基于球模型的碰撞检测算法

Input: sphere-trees of two objects, with root spheres s_1 and s_2 ;

Output: S_{leaf} ;

```

1: stack  $S \leftarrow 0$ ;
2:  $S_{leaf} \leftarrow 0$ ;
3: if  $s_1$  intersects  $s_2$  then
4:   push  $(s_1, s_2)$  to  $S$ ;
5: end if
6: while  $S$  is not empty do
7:   pop  $(s_1, s_2)$  from  $S$ ;
8:    $S_1 \leftarrow$  children of  $s_1$ ;
9:    $S_2 \leftarrow$  children of  $s_2$ ;
10:  for each pair  $(s'_1, s'_2), s'_1 \in S_1, s'_2 \in S_2$  do
11:    if  $s'_1$  intersects  $s'_2$  then
12:      if  $s'_1$  and  $s'_2$  are leaf-nodes then
13:        add  $(s'_1, s'_2)$  to  $S_{leaf}$ ;
14:      else
15:        push  $(s'_1, s'_2)$  to  $S$ ;
16:      end if
17:    end if
18:  end for
19: end while

```

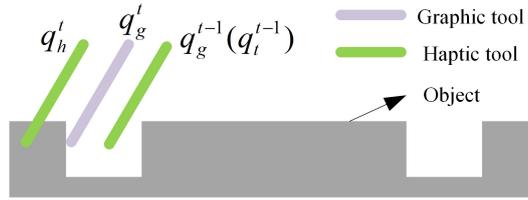


图 6 基于位姿优化模型的碰撞响应方法

Figure 6 Collision response using configuration-based optimization approach

基于最小势能原理, 即物理工具与图形工具之间看做弹簧和扭簧连接, 分离时弹簧的弹性势能最小, 获得优化的目标函数如公式 2:

$$\text{Minimize} : \frac{1}{2}(q_g^t - q_h^t)^T G(q_g^t - q_h^t), \quad (2)$$

其中, q_h^t 表示人手抓持的物理工具的位姿, 可以直接从力反馈设备获得. G 是一个 6×6 的对角刚度矩阵, 对角线上的值依次是 $\{k_t, k_t, k_t, k_r, k_r, k_r\}$, k_t 是力反馈设备平移刚度的最大值, k_r 是力反馈设备扭转刚度的最大值.

目标函数的约束条件是利用碰撞检测得到的相交球对信息建立约束方程. 碰撞响应将物理上发生碰撞的球对在图形显示上不发生嵌入, 因此约束条件如公式 3:

$$(x_T - x_O)^2 + (y_T - y_O)^2 + (z_T - z_O)^2 \geq (r_T - r_O)^2, \quad (3)$$

其中, (x, y, z, r) 表示一个球的球心和半径, 下标 T 表示工具上的球, 下标 O 表示物体上的球.

由于物体固定在虚拟环境中, 其球心及半径是定值, 可以将式 3 转化成只包含变量的函数形式如

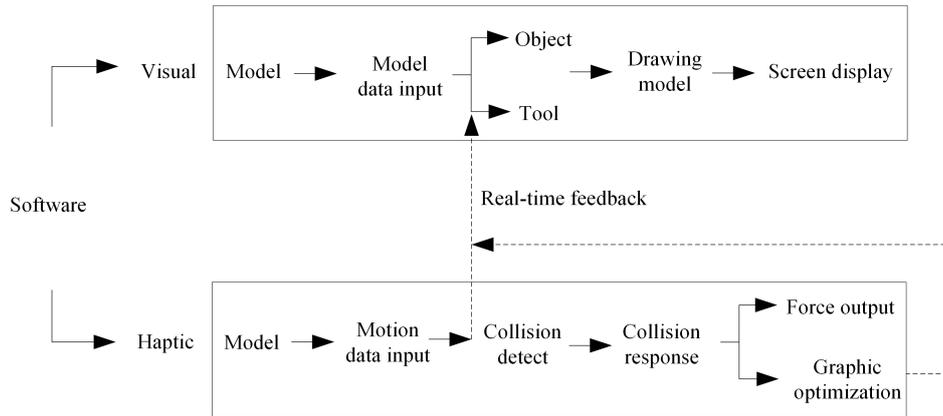


图 7 软件系统

Figure 7 Software system

公式 4:

$$C(x_T, y_T, z_T) \geq 0, \quad (4)$$

另外, 工具球的球心 q_g^t 与其质心存在唯一的映射关系, 所以式 4 可以进一步改写为式 5:

$$C(x_T(q_g^t), y_T(q_g^t), z_T(q_g^t)) \geq 0, \quad (5)$$

式 5 即为碰撞响应目标函数式 2 的约束条件. 后续的优化方法采用有效集方法, 每次迭代时, 将不等式约束转化为等式约束进行求解, 得到优化后的图形工具的姿态.

最后, 需要利用物体工具和图形工具之间的关系计算力和力矩, 采用弹簧力模型, 按照公式 6 计算:

$$F = G(q_g^t - q_h^t), \quad (6)$$

至此, 便可将计算出的力值输出到力反馈设备操作末端, 实现多点接触的力觉渲染.

3.3 沉浸式视觉渲染开发平台

结合力觉渲染算法的沉浸式视觉平台的软件系统主要包括两部分: 视觉线程、触觉线程, 如图 7 所示. 视觉线程实现沉浸式视觉交互, 即完成虚拟场景的绘制, 包括虚拟物体及虚拟工具. 触觉线程实现多点接触的力觉交互, 即完成工具与物体的碰撞检测及碰撞响应过程, 得到碰撞响应后优化的工具姿态后, 将结果反馈回视觉线程, 完成工具绘制.

软件系统基于 VC++ 平台搭建, VR 设备的接入通过 OpenVR 实现. OpenVR 是由 Valve 公司开发的一套 VR 设备通用 API, 以 C++ 接口类方式呈现, 可以进行 VR 设备的底层开发, 实现设备驱动及显示. 以往对于不同的 VR 设备, 均需要使用各自厂商提供的 SDK 进行开发, 使用 OpenVR 后将不必关注硬件设备本身造成的差异, 对于修改或扩展外设提供了极大的便利. 另外, 软件系统中虚拟场景的绘制通过 OpenGL 4.0 实现. PHANToM Omni 的驱动、位置获取、力输出等通过 OpenHaptics 3.0 实现. OpenHaptics 3.0 工具包是进行力反馈开发的常用 API, 接口函数以 C++ 类的形式进行封装.

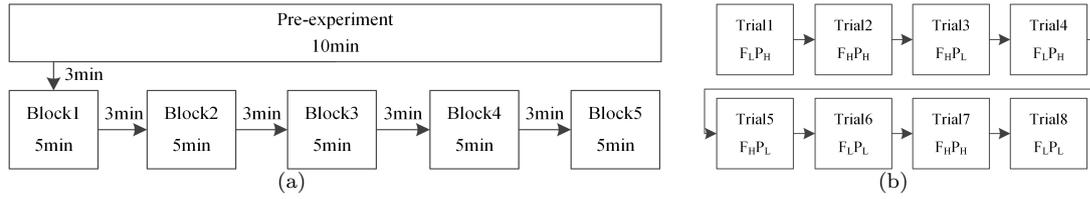


图 8 实验流程图 (a) 整体实验流程; (b) Block 内部流程图
Figure 8 Experimental flow chart (a) Entire experiment; (b) A block

4 实验方法

4.1 被试选择

选择 6 名被试 (4 名男性, 2 名女性), 惯用手均为右手, 年龄在 20-25 岁之间, 具有正常的视觉观察和触觉感受能力, 双手操作能力正常. 每名被试在实验完成后可获得 40 元报酬.

4.2 实验流程

实验流程如图 8 所示. 本文中的力位协同控制任务共有四种难度组合, 完成一次轨迹绘制即为一个 Trial. 每种难度组合包括 10 个 Trial, 共 40 个 Trial. 将 40 个 Trial 划分为 5 个 Block, 每个 Block 包含 8 个 Trial, 每种难度组合各有 2 个 Trial, 出现顺序随机. 每个 Trial 允许绘制时间为 12s, 每个 Block 用时约为 5min, 每完成一个 Block 休息 3min, 在开始正式实验之前, 会进行 10min 的预实验, 使被试充分熟悉操作流程及实验任务, 实验时长约为 50min.

4.3 评价方法

被试在完成一个 Trial 后, 程序会对该 Trial 的表现进行评分. 评分原则如下: 首先判断是否完成绘制, 若在限定时间内, 未完成规定轨迹绘制, 则为任务失败, 须重新进行当前 Trial 直至完成绘制. 轨迹绘制完整后, 会对力控制、位置控制分别进行评分. 力控制得分 (百分制) 根据画笔与画板的作用力在规定力控制范围的百分数计算如公式 7:

$$S_F = \frac{N_{FR}}{N_{FT}} \times 100, \quad (7)$$

其中, N_{FR} 表示采集到的所有力中, 在规定范围内的个数; N_{FT} 表示采集到的力的总个数.

另外, 程序中每 1ms 会判断一次画笔与物体是否发生碰撞, 且判定碰撞物体是画板、还是内外壁. 位置控制得分 (百分制) 表示画笔在轨迹环带内运动, 不碰到环带内壁或外壁的比值, 计算方法如公式 8:

$$S_P = \frac{N_{PT} - N_{PW}}{N_{PT}} \times 100, \quad (8)$$

其中, N_{PW} 表示画笔与内外壁的碰撞次数, N_{PT} 表示在整个绘制过程中画笔碰撞的总次数.

若力控制、位置控制得分均大于 60, 表示任务成功, 进入下一个 Trial; 否则任务失败, 重新进行当前 Trial 直至任务成功. 实验结束后, 被试需要填写调查问卷, 对任务过程中的注意力集中程度进行 1-10 分的主观评分, 其中 10 分表示注意力集中程度最高.

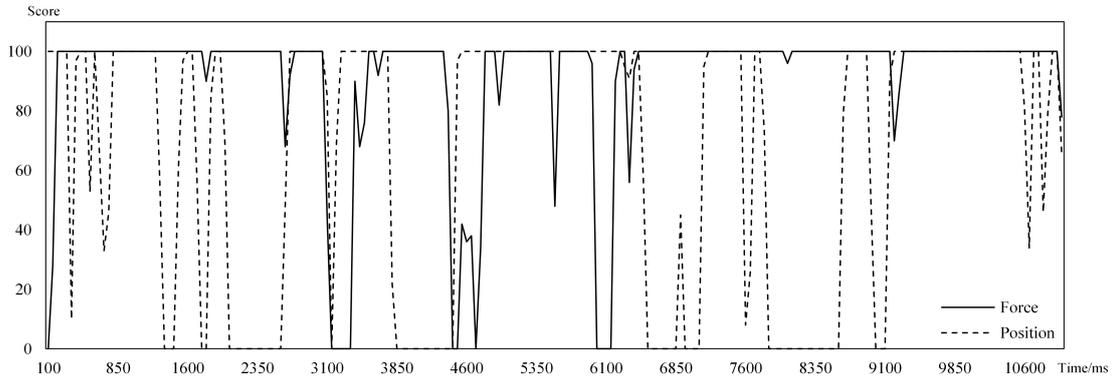


图 9 力位得分变化情况

Figure 9 Change of force/position score

5 实验结果

5.1 注意力水平变化监测

首先确定力、位置两个模态不同难度下表征注意力水平的得分区间.

当力难度低时,分析 $F_L P_L$ 的力控制得分,满足正态分布(通过 K-S 显著性检验, $P = 0.115 > 0.05$),如公式 9 所示:

$$S_{F_L} \sim N(\mu, \sigma^2) (\mu = 89.48, \sigma = 6.886), \quad (9)$$

选取 $(0, \mu - \sigma)$ 作为表征得分低的区间,因此当得分在 $[0, 82]$ 范围内时,表明对力控制的注意力不集中.

当位置难度低时,分析 $F_L P_L$ 的位置控制得分,正态分布不显著(未通过 K-S 显著性检验, $P = 0.002 < 0.05$).得分小于等于 83 分的比例为 15%,因此当得分在 $[0, 83]$ 范围内时,表明对位置控制注意力不集中.

当力难度高时,分析 $F_H P_L$ 的力控制得分,满足正态分布(通过 K-S 显著性检验, $P = 0.506 > 0.05$),如公式 10 所示:

$$S_{F_H} \sim N(\mu, \sigma^2) (\mu = 71.06, \sigma = 7.821), \quad (10)$$

选取 $(\mu + \sigma, 100)$ 作为表征得分高的区间,因此当得分在 $[79, 100]$ 范围内时,表示对力控制的注意力集中.

当位置难度高时,分析 $F_L P_H$ 的位置控制得分,满足正态分布(通过 K-S 显著性检验, $P = 0.087 > 0.05$),如公式 11 所示:

$$S_{P_H} \sim N(\mu, \sigma^2) (\mu = 68.57, \sigma = 7.943), \quad (11)$$

同样选取 $(\mu + \sigma, 100)$ 作为表征得分高的区间,因此当得分在 $[77, 100]$ 范围内时,表示对位置控制的注意力集中.

因此,以 $F_L P_H$ 的某一 Trial 为例,同一时间轴的力位得分变化如图 9 所示.将注意力水平划分的四个等级,数字越大,注意力水平越高,注意力水平变化如图 10 所示.

5.2 注意力焦点变化监测

进一步分析注意力焦点位置的变化.同样以 $F_L P_H$ 的某一 Trial 为例,注意力焦点位置的变化如图 11,图中 0 表示注意力焦点迷失,1 表示注意力焦点在力控制上,2 表示注意力焦点在位置控制上,

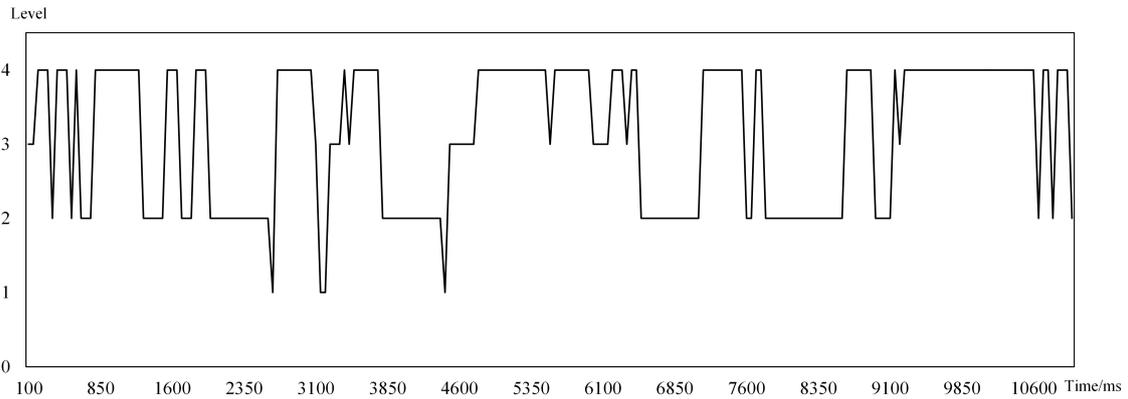


图 10 注意力水平变化情况
Figure 10 Change of attention level

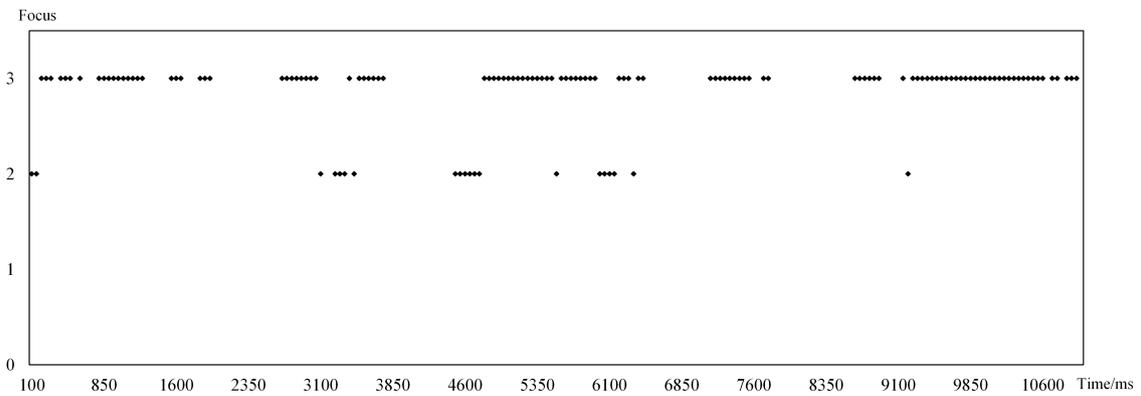


图 11 注意力焦点位置变化情况
Figure 11 Change of attention focus

3 表示注意力焦点兼顾力和位置控制. 当力得分低, 位置得分高时, 说明注意力焦点在位置控制上; 当力、位置的得分均高时, 说明此时注意力焦点兼顾力、位控制; 其余情况无法确定注意力焦点位置.

5.3 注意力资源分配情况

通过调查问卷发现, 被试对于注意力水平自我评价的平均分为 8.7 分, 说明该任务可以有效激活被试的注意力资源. 另外, 不同难度组合下力、位置控制难度的变化, 对应注意力资源的分配会有所差异. 以得分高低表征注意力状态, 不同难度组合下力得分高、位置得分高、力位得分均高的时间占总时间的比例对比如图 12 示. 不同难度组合下力得分高、位置得分高、力位得分均高的最大持续时间占总时间的比例对比如图 13 所示.

6 讨论

6.1 注意力水平变化监测

本文通过力位协同控制任务中行为表现的分析实现了一个完整 Trial 在整个时间轴上连续的注意

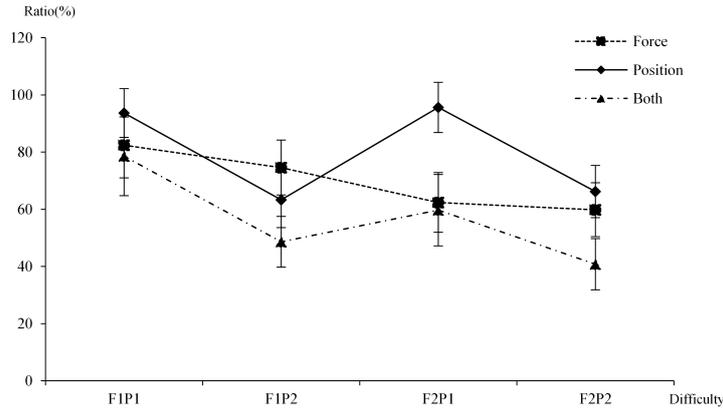


图 12 力得分高、位得分高、力位得分均高的时间对比

Figure 12 Time contrast between high force score, high position score, and both of them are high score

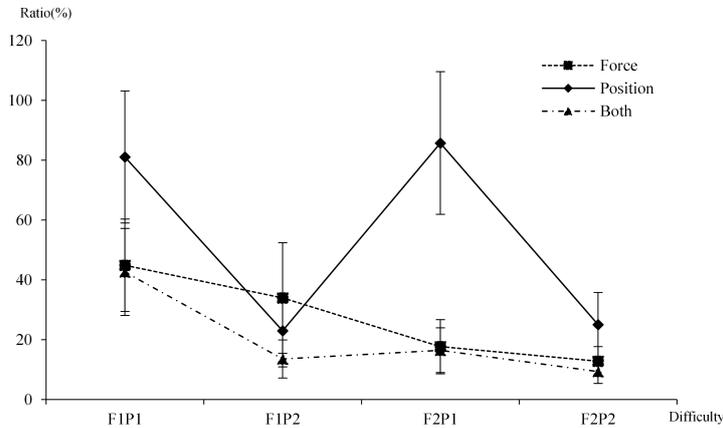


图 13 力得分高、位得分高、力位得分均高的最大持续时间对比

Figure 13 Maximum duration contrast between high force score, high position score, and both of them are high score

力水平变化监测, 时间分辨率为 50ms. 通过预先将注意力水平划分等级, 根据力、位置得分的关系, 判断每一个 50ms 所对应的注意力级别. 但是利用这种原理得到的表征注意力水平的特征量是一个相对值, 只是体现了一个 Trial 中注意力水平相对的高低变化, 无法进行 Trial 之间的注意力水平对比.

6.2 注意力焦点变化监测

针对不同难度组合, 注意力焦点可监测的范围是不同的. 例如, 当难度组合为 $F_L P_L$ 时, 可以监测注意力迷失、注意力焦点在力控制上、注意力焦点在位置控制上、注意力焦点兼顾力位控制四种情况; 难度组合为 $F_L P_H$ 时, 可以监测注意力焦点在位置控制上、注意力焦点兼顾力位控制两种情况; 难度组合为 $F_H P_L$ 时, 可以监测注意力焦点在力控制上、注意力焦点兼顾力位控制两种情况; 而难度组合为 $F_H P_H$ 时, 只能监测注意力焦点兼顾力位控制一种情况.

6.3 注意力资源分配情况

对比 $F_L P_L$ 和 $F_L P_H$ 两种难度组合下的得分可见, 力得分高、位置得分高、力位得分均高三种情

况下的总时间及最大持续时间的比例均减小. 说明当力控制难度较低且不变时, 随着位置控制难度的增大, 力位控制精度均减小.

对比 $F_H P_L$ 和 $F_H P_H$ 两种难度组合下的得分可见, 力得分高、位置得分高、力位得分均高三种情况下的总时间及最大持续时间的比例均减小. 说明当力控制难度较大且不变时, 随着位置控制难度的增大, 力位控制精度均减小.

对比 $F_L P_L$ 和 $F_H P_L$ 两种难度组合下的得分可见, 力得分高、力位得分均高两种情况的总时间及最大持续时间的比例均减小, 但是位置得分高的总时间及最大持续时间的比例几乎不变. 说明当位置难度较低且不变时, 随着力控制难度的增大, 力控制精度减小, 位置控制精度几乎不变.

对比 $F_L P_H$ 和 $F_H P_H$ 两种难度组合下的得分可见, 力得分高、力位得分均高两种情况的总时间及最大持续时间的比例均减小, 但是位置得分高的总时间及最大持续时间的比例几乎不变. 说明当位置难度较高且不变时, 随着力控制难度的增大, 力控制精度减小, 位置控制精度几乎不变.

综上, 可以得出无论力控制难度的高低, 位置控制难度的变化均会对力控制精度造成影响, 但无论位置控制的难度高低, 力控制难度的变化对位置控制均没有影响. 因此, 在目前的实验范式下, 当位置控制难度较大时, 被试会牺牲力控制来着重完成位置控制.

7 结论

本文在虚拟现实环境中, 集成了多点接触碰撞检测算法, 实现了逼真自然的力觉交互. 设计并实现了具有四种不同难度级别的力位协同控制任务, 通过实验证明了该任务可以有效激活大脑的注意力资源. 并进一步将该任务作为注意力“示波器”, 实现了高时间分辨率的注意力水平客观监测, 并可以在特定情况下确定注意力焦点的位置, 为后续相关研究中神经生理特征的挖掘提供了精确的时间区间基准, 具有重要意义. 另外本文还分析了在目前的实验范式下注意力资源的分配情况, 后续可基于这一结论进行有针对性的注意力调控.

未来将增加被试数量, 基于此平台开展长期的基于力位协同控制任务的注意力训练, 并通过注意力状态的变化情况进行自适应的任务难度参数调整, 以提高注意力提升效果. 另外, 本文中提出的注意力训练任务只要求单手操作, 未来可以设计基于双手操作的注意力训练范式, 并对比单手与双手操作对注意力状态的影响, 进一步探究单手、双手操作的注意力资源调动机制差异.

参考文献

- 1 Tang Y Y, Posner M I. Attention training and attention state training. *Trends in Cognitive Sciences*, 2009, 13: 222-227
- 2 Cho B H, Ku J, Jang D P, et al. The effect of virtual reality cognitive training for attention enhancement. *Cyberpsychology & Behavior*, 2002, 5: 129-137
- 3 Wang D X, Zheng Y L, Li T, et al. Multi-modal human-machine interaction for human intelligence augmentation. *Sci Sin Inform*, 2018, 48: 449-465 [王党校, 郑一磊, 李腾, 等. 面向人类智能增强的多模态人机交互. *中国科学: 信息科学*, 2018, 48: 449-465]
- 4 Green C S, Bavelier D. Learning, attentional control, and action video games. *Current Biology*, 2012, 22: 197-206
- 5 Anguera J A, Boccanfuso J, Rintoul J L, et al. Video game training enhances cognitive control in older adults. *Nature*, 2013, 501: 97-101
- 6 Wang D X, Zhang Y R, Yang X X, et al. Force control tasks with pure haptic feedback promote short-term focused attention. *IEEE Transactions on Haptics*, 2014, 7: 467-476
- 7 Yang X X, Wang D X, Zhang Y R. An adaptive strategy for an immersive visuo-haptic attention training game. In: *Proceedings of International Conference on Human Haptic Sensing and Touch Enabled Computer Applications*, London, 2016. 441-451

- 8 Zhang X M. Experimental psychology. Beijing: Beijing Normal University Publishing Group, 2011 [张学民. 实验心理学. 北京: 北京师范大学出版社, 2011]
- 9 Potter M C, Chun H M. A two stage model for multiple target detection in rapid serial visual presentation. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception & Performance*, 1995, 21: 109-127
- 10 Moray N. Attention in dichotic listening: affective cues and the influence of instructions. *The Quarterly journal of experimental psychology*, 1959, 11: 56-60
- 11 Westerhausen R, Hugdahl K. The corpus callosum in dichotic listening studies of hemispheric asymmetry: a review of clinical and experimental evidence. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2008, 32: 1044-1054
- 12 Fan J, Mccandliss B D, Sommer T, et al. Testing the efficiency and independence of attentional networks. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 2002, 14: 340-347
- 13 Robertson I H, Manly T, Andrade J, et al. "Oops!": performance correlates of everyday attentional failures in traumatic brain injured and normal subjects. *Neuropsychologia*, 1997, 35: 747-758
- 14 Shapiro K L, Arnell K M, Raymond J E. The attentional blink. *Trends in Cognitive Sciences*, 1997, 1: 291-296
- 15 Marois R, Ivanoff J. Capacity limits of information processing in the brain. *Trends in Cognitive Sciences*, 2005, 9: 296-305
- 16 Mcvay J C, Kane M J. Drifting from slow to "D'oh": working memory capacity and mind wandering predict extreme reaction times and executive control errors. *Journal of Experimental Psychology Learning Memory & Cognition*, 2012, 38: 525-549
- 17 Rosenberg M D, Finn E S, Constable R T, et al. Predicting moment-to-moment attentional state. *Neuroimage*, 2015, 114: 249-256
- 18 Rosenberg M, Noonan S, Degutis J, et al. Sustaining visual attention in the face of distraction: a novel gradual-onset continuous performance task. *Attention Perception & Psychophysics*, 2013, 75: 426-439
- 19 Esterman M, Noonan S K, Rosenberg M, et al. In the zone or zoning out? Tracking behavioral and neural fluctuations during sustained attention. *Cerebral Cortex*, 2013, 23: 2712-2723
- 20 Li Y J, Qiu Y H, Zhu Y S. EEG signal analysis method and its application. Beijing: Science Press, 2009 [李颖洁, 邱意弘, 朱贻盛. 脑电信号分析方法及其应用. 北京: 科学出版社, 2009]
- 21 Braboszcz C, Delorme A. Lost in thoughts: neural markers of low alertness during mind wandering. *Neuroimage*, 2011, 54: 3040-3047
- 22 Kam J W, Dao E, Farley J, et al. Slow fluctuations in attentional control of sensory cortex. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 2011, 23: 460-470
- 23 Wang D X, Jiao J, Yang G, et al. Force maintenance accuracy using a tool: effects of magnitude and feedback. *IEEE Transactions on Haptics*, 2016, 9: 432-436
- 24 Sheng Z. Probability theory and mathematical statistics: third Edition. Beijing: Higher Education Press, 2001 [盛骤. 概率论与数理统计: 第三版. 北京: 高等教育出版社, 2001]
- 25 Wang D X, Zhang X, Zhang Y R, et al. Configuration-based optimization for six degree-of-freedom haptic rendering for fine manipulation. *IEEE Transactions on Haptics*, 2013, 6: 167-180

Objective monitoring of attentional states based on collaborative force-position control tasks

Lijun WANG¹, Dangxiao WANG^{1,2*}, Yilei ZHENG¹ & Yuru ZHANG^{1,2}

1. State Key Laboratory of Virtual Reality Technology and Systems, Beihang University, Beijing 100083, China;

2. Beijing Advanced Innovation Center for Biomedical Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China

* Corresponding author. E-mail: hapticwang@buaa.edu.cn

Abstract Accurate haptic interaction tasks require intensive activation of attentional resources. Exploration on the relationship between haptic channel and attention is not only conducive to understand the interaction mechanism between human perception and cognition, but also important for the design of brain-computer interaction system based on haptic modality. In this paper, we built a virtual reality environment incorporating the multi-region force feedback and immersive visual displays, and developed a collaborative force-position control task to monitor the attentional states objectively based on this platform. The force and position control performance of users at four different difficulty levels were used to measure the attentional level and the attentional spotlight. The user's subjective assessment showed that the task can effectively activate attentional resources. Experimental results showed that the task can be used as an attentional "oscilloscope" to monitor the change of attentional level and the target of attentional spotlight with a high temporal resolution, which provides a behavioral ground-truth for exploring attentional bio-markers.

Keywords virtual reality, haptic interaction, collaborative force-position control, attentional states



Lijun WANG received the BE degree in mechanical engineering in 2016, from China University of Mining and Technology, Beijing. Currently she is working toward the ME degree in mechanical engineering at Beihang University, Beijing. Her research interest is neurohaptics.



Dangxiao WANG received a Ph.D. degree from Beihang University, Beijing, China in 2004. Currently he is a Professor at the State Key Laboratory of Virtual Reality Technology and Systems in Beihang University. From 2004 to 2006, he was a post Doc at Beihang University. From 2006 to 2016, he was an Assistant and Associate Professor in the School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University. His research interests include

haptic rendering, NeuroHaptics and medical robotic systems. He is a senior member of IEEE.



Yilei ZHENG received the ME degree in mechanical engineering in 2017, from Beihang University, Beijing, China. Currently she is working toward the PhD degree in mechanical design and theory at Beihang University. Her research interests include brain computer interaction and neurohaptics.



Yuru ZHANG received her Ph.D. degree in mechanical engineering from Beihang University, Beijing, China in 1987. Currently she is leading the Division of Human-Machine Interaction at the State Key Laboratory of Virtual Reality Technology and Systems. Her technical interests include haptic human-machine interface, medical robotic systems, robotic dexterous manipulation. She is a senior member of IEEE, and a member of ASME.