

## 脑机接口辅助的动态目标选择技术\*

孙伟<sup>1,2</sup>, 黄进<sup>1</sup>, 李念龙<sup>1,2</sup>, 范向民<sup>1</sup>, 田丰<sup>1</sup>, 戴国忠<sup>1</sup>, 王宏安<sup>1</sup>



<sup>1</sup>(人机交互北京市重点实验室(中国科学院 软件研究所),北京 100190)

<sup>2</sup>(中国科学院大学 计算机与控制学院,北京 100190)

通讯作者: 田丰, E-mail: tianfeng@iscas.ac.cn

**摘要:** 动态目标选择是现代交互界面中最为基础的交互任务之一,目前存在多种辅助技术,但这些技术的决策和参数设定有很强的经验性,无法根据用户的当前状态进行调整.为了解决这个问题,基于两个认知负荷与难度感知的假设,提出一种脑机接口辅助的动态目标选择技术,利用近红外光谱信号对用户认知负荷感知的敏感性,实时地调整目标选择技术参数,给不同用户个体提供个性化辅助,适用于不同场景、用户状态和任务难度.通过一组实验,对提出的假设进行了验证,并且基于该假设构建的脑机接口辅助的动态目标选择技术,较不作任何辅助和固定辅助技术两种方案都更优,具体地,在选择错误率上分别降低 20.55% 和 12.09%,在完成时间上分别降低 998.35ms 和 208.67ms.

**关键词:** 动态目标选择;脑机接口;认知负荷

中文引用格式: 孙伟,黄进,李念龙,范向民,田丰,戴国忠,王宏安.脑机接口辅助的动态目标选择技术.软件学报,2018,29(Suppl.(2)):108-119. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18022.htm>

英文引用格式: Sun W, Huang J, Li NL, Fan XM, Tian F, Dai GZ, Wang HA. BCI assisted dynamic target selection technique. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2018,29(Suppl.(2)):108-119 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18022.htm>

### BCI Assisted Dynamic Target Selection Technique

SUN Wei<sup>1,2</sup>, HUANG Jin<sup>1</sup>, LI Nian-Long<sup>1,2</sup>, FAN Xiang-Min<sup>1</sup>, TIAN Feng<sup>1</sup>, DAI Guo-Zhong<sup>1</sup>, WANG Hong-An<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(Beijing Key Laboratory of Human-Computer Interaction (Institute of Software, The Chinese Academy of Sciences), Beijing 100190, China)

<sup>2</sup>(School of Computer and Control Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

**Abstract:** Dynamic target selection is one of the most basic interactive tasks in modern interaction interfaces. There are a variety of assistive techniques, but the design and parameters of these techniques are largely based on experimental data and cannot be adjusted according to the users' current state. In order to solve this problem, a brain-computer interface assisted dynamic target selection technique based on two assumptions of cognitive load and difficulty perception in this study is proposed, which uses the functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) signals to cognitive load perception of users and adjusts the parameters of target selection techniques in real time. This technique can provide personalized assistance to different users and be applicable to different scenarios, user status and task difficulty. The proposed hypothesis through a set of experiments is verified, and brain-computer assisted dynamic target selection technique constructed based on this assumption is better than both the auxiliary and fixed auxiliary technologies. Specifically, the selection error rate is reduced by 20.55% and 12.09% respectively, and the completion time is reduced by 998.35 ms and 208.67 ms respectively.

**Key words:** dynamic target selection; BCI; cognitive workload

\* 基金项目: 国家重点研发计划(2017YFB1002504); 重庆市科技服务平台专项(cstc2015ptfw-ggfw120002)

Foundation item: National Key Research & Development Plan of China (2017YFB1002504); Science and Technology Service Platform Project of Chongqing Science and Technology Commission (cstc2015ptfw-ggfw120002)

收稿时间: 2018-06-15; 采用时间: 2018-11-08

近年来,人与计算机之间的交互设备飞速扩增,交互技术日新月异,计算机收集用户意图的途径早就不再局限于键盘、鼠标、遥控器、触摸屏等传统输入设备,语音、手势、表情、体态、生理等交互技术提供了更开放的人机交互通道<sup>[1]</sup>。但是,在一些频率较高、对实时性能要求较高或交互指令较复杂的任务中,图形用户界面交互范式依然占据着主导地位,而目标选择是所有图形用户界面交互的先决条件。

人们在很多交互任务中经常需要与计算机进行长时间持续的交流,在这期间目标选择事件高频持续发生,因此,只要对每次目标选择进行细微优化,就可以很大程度地改进交互性能<sup>[2]</sup>。与静态目标相比,动态目标选择任务难度普遍更高,而动态目标获取任务又是动态用户界面中最为基础的交互任务,对动态目标选择提供辅助,有助于减小任务难度、提升用户交互效率。

构建自适应动态目标选择辅助系统,首先要判断当前任务对用户的难度情况,然后再选择如何调节辅助力度。现有的应用最广的判断目标选择任务难度模型由 Fitts、Jagacinski 等人提出<sup>[3-5]</sup>,从完成任务花费时间的角度来判别任务难度。但是,近年来有学者对用户完成目标选择任务的过程进行分析,研究结果表明,交互过程中包含感知过程、认知过程与运动表现,且这 3 种感知相互独立<sup>[6-8]</sup>。如果仅仅从任务完成的时间角度进行任务难度评判,无法去除用户感知过程、运动表现这两个方面的干扰,例如:经常使用电脑的用户与刚开始接触电脑的用户,在目标选择的运动表现上差别非常明显。

众多学者根据已有的目标选择模型,设计了多种目标选择辅助技术,它们可以归纳为两大类:指针增强和目标增强<sup>[9]</sup>。尽管这些技术大多数已经证明可以通过增加选择任务中目标的识别宽度来降低任务难度,减少完成任务时间,但是,目标的扩大会带来额外的视觉干扰,在界面相对密集时,增加目标识别宽度反而会导致目标间相互覆盖,增加了任务的难度与完成任务的时间,因此,这些辅助技术的设计决策和参数在很大程度上都是根据实验统计结果特设的,没有考虑辅助技术应用的通用性。

理想状态下通用的目标选择技术需要适应复杂的用户界面、适应不同背景的使用者、适应使用者不同的状态。能够推测用户对当前任务难度的认知,使得目标选择辅助的力度动态且平缓地自动适应用户状态。认知能力被定义为处理语义理解、学习、推理等活动中必不可少的能力。Wickens 的四维多重资源模型将认知能力视为有限的认知资源<sup>[10]</sup>。任务中用户的认知状态表现受任务难度刺激而发生改变。

本文提出利用生理计算设备,对用户认知负荷水平进行检测。生理计算是一种人体生理与计算机的直接接口,它的目标是对来自人类的生物信号进行解析,并转换为计算机的实时输入,以提高和改善交互体验。由于其可穿戴性、隐式交互性、移动性和可靠性的特点,生理计算可以扩展人机交互的通信带宽,对于每个用户来说都是个性化的,解决了用户差异性问题的。脑机接口<sup>[11]</sup>作为生理计算的一个重要内容,主要应用于采集大脑相关数据,可以被地检测用户认知状态,不会对用户造成额外的工作负荷。Cutrell 和 Tan 认为,通过用户大脑活动状态来增加的隐式交互指令,可能是 BCI 最有前途的应用<sup>[12]</sup>。

具体地,本文提出一个“难度感知假设”,即使用功能近红外光谱仪作为实时输入脑机接口设备。监测用户受到任务刺激后认知状态的变化,推测当前任务对用户的难易程度,从而动态调节传统目标选择辅助技术的参数,帮助用户提高点击命中率,达到辅助技术在不同场景、不同用户间的自适应效果。

本文主要完成以下几个方面内容。

(1) 实验验证,在不同速度下的动态目标选择任务中,目标大小的改变会引发行用户认知负荷状态产生显著差异,这表明,可以用认知负荷状态推测用户对当前任务难度的感知,用认知负荷状态改进动态目标选择辅助系统,这一方案是可行的。

(2) 本文构建基于用户认知负荷状态的动态目标选择辅助系统,可以应用于用户个性化的目标选择辅助,对每个场景基本都能适应。

(3) 实验结果表明,本文构建基于用户认知负荷状态的动态目标选择辅助系统相比于其他两种对比实验方案,在单次点击任务平均错误率上分别降低 20.55% 和 12.09%,平均完成时间分别降低 998.35ms 和 208.67ms。

## 1 相关工作

### 1.1 目标选择难度模型

在人机交互领域中,Fitts 等人提出了著名的用户表现模型:Fitts 定律<sup>[3]</sup>,它给出了量化目标选择任务难度的公式.之后,众多研究者对该公式做出变形,用于多种场景,其中最稳定并广泛使用的版本由 MacKenzie 在 1992 年提出:

$$MT = a + b \log_2 \left( \frac{A}{W} + 1 \right),$$

其中, $A$  是选择目标的距离, $W$  是目标宽度<sup>[4]</sup>, $a$  和  $b$  分别是指设备的启动/停止时间和设备速度的界面常数.这个等式的对数部分也被称为难度指数,说明了完成目标所需的工作量.这意味着,在目标选择任务上增加目标大小( $W$ )或减小距离( $A$ )将减少移动时间.操纵这些变量有助于提高目标选择任务的性能,并为区域游标奠定基础.

与静态目标相比,动态目标选择任务的难度普遍更高.认知心理学领域研究者分析了用户在运动目标选择实验中的表现,Jagacinski 等人<sup>[5]</sup>证明了完成目标选择任务的时间与目标运动速度高度相关,提出了完成任务花费时间模型:

$$T = a + bA + c(V + 1) \left( \frac{1}{W} - 1 \right),$$

其中, $A$  代表起始振幅, $V$  代表目标速度, $W$  代表选择目标的宽度, $a$ 、 $b$ 、 $c$  均为经验确定的常数.在这项工作之后,Hoffmann<sup>[13]</sup>进一步提出了一种 MT 预测模型,用于通过引入减少有效目标宽度的稳态位置误差来选择移动目标.

上述运动目标选择模型说明,在目标选择任务中改变目标的宽度或速度参数可以有效缩短完成任务的时间.

### 1.2 目标选择辅助技术

现有动态目标选择辅助技术可以归纳为两大类:降低目标运动速度和增强识别范围.

降低目标运动速度(通常降至 0)的技术有:目标锁定技术<sup>[14]</sup>,只要鼠标指针移动到目标上,目标就会被锁定,这时用户可以控制鼠标在任何位置点击,都会触发该目标,不再严格要求用户触发鼠标的时机;暂停<sup>[15]</sup>,强制性地把所有动态目标转化成静态目标,常用于视频选择中.

增强识别范围的技术又分为指标增强与目标扩展.

对于指针增强,直接增加指针大小是最直接的方法之一,它可以通过延长拦截移动目标<sup>[16]</sup>的时间窗口,或缩短有效目标距离<sup>[17]</sup>来进行.另一种方法是提高指针速度<sup>[18]</sup>,但这种策略也会增加指向错误率.

目标扩展技术,有基于目标宽度的直接扩展<sup>[19]</sup>、基于 Fitts 定律及其扩展,目标扩大时,会减少点击时间,提升命中率.目标的全面扩大可能带来一部分界面资源的浪费,有学者提出目标部分扩展,如 Comet<sup>[20]</sup>技术,基于目标的速度和方向,给目标添加一条尾巴;Target Ghost<sup>[20]</sup>技术,允许用户选择目标的静态代理,同时不中断运动.

还有基于用户点击行为构建的目标选择判别模型,如文献[9]提出三高斯模型解释落点分布,预测错误率帮助选择移动目标.因为用户在点击运动物体时经常滞后于物体一部分距离,该模型有效提升了目标选择判别的准确性.

Zhai 等人<sup>[21]</sup>对用户进行研究,发现即使用户预期目标规模不会扩大,用户表现也会更好.

目前存在多种辅助技术帮助用户提升交互效率,但这些辅助技术的设计决策和参数在很大程度上都是根据实验统计结果特设的,没有考虑辅助技术应用的通用性.本文提出基于用户认知负荷状态改进动态目标选择辅助系统方案,适用于不同需求用户的个性化辅助,适用于不同场景.

### 1.3 认知负荷

近年来,认知负荷的重要性在交互中不断被强调,CLT studies 表明的认知工作量通常以 3 种方式之一进行

测量:自报告、测量任务评估和生理测量<sup>[22]</sup>。

以自报告的形式测量认知负荷是常用方法,但自报告形式测量认知负荷存在以下几个方面问题:敏感性、可靠性和有效性。用户一般被要求在事后提供认知负荷报告,时间上来说已经不具备敏感性;用户根据自己的回忆填写资料,认知负荷状态经过用户再加工,不一定可靠;有学者证明,使用大脑感知更加客观地测量认知负荷结果与自报告之间存在差异<sup>[23]</sup>。

利用测量任务的方法评估认知负荷,是使用次要任务或双重任务测量,但这样也存在一定的问题,因为次要任务可能会对主要任务造成相当大的干扰,特别是如果主要任务非常复杂并且需要花费大部分认知能力时<sup>[22]</sup>。

目前,公信度最高的就是生理测量,已经证明心率变异性(HRV)和皮肤电活动(EDA)会影响认知负荷<sup>[22]</sup>。已有多项研究表明,对大脑的检测可以得到更高精确度的认知负荷状态<sup>[24,25]</sup>。

#### 1.4 脑机接口

脑机接口作为生理计算的一个重要组成,已被用于各个领域,主要测量精神工作量的各个方面。本文中,设想基于脑机接口检测目标选择任务中用户认知状态,需要设备具有较好的可穿戴性和便携性。

虽然脑电是一种非侵入性大脑测量的有前途的工具,但脑电也存在一些缺点,如空间分辨率低,易受噪声影响,设置时间长等,这些都会使脑电在实际的人机交互中具有挑战性。功能性近红外光谱仪使用血液数据而不是电子水平来确定脑部区域的激活,其中更多的血流指示更高的活性。最近的研究表明,与测量脑电活动的技术相比,近红外光谱仪相关的皮质氧合测量结果受身体运动的影响较小。脑电图更多地受运动伪影影响的原因是因为与肌肉活动有关的主要噪音。因此,近红外光谱仪可能是更适用于人机交互中大脑监测技术。

功能性近红外光谱仪是一种光学的脑信号感测设备,可观察到与功能磁共振成像相似的生理参数。使用690nm和830nm频率的近红外光探测前额皮肤下1cm~3cm深处的组织<sup>[26]</sup>。这些光波可以穿透生物组织和骨骼,但对血液敏感,具体为这些光波可以被血管中的含氧血红蛋白与去氧血红蛋白吸收<sup>[27]</sup>。

在大脑受到任务刺激进行计算时,脑部耗氧量上升。血液主要负责给大脑供氧,因而血液的流速会增加,随着计算的进行,血液中的去氧血红蛋白含量会降低、含氧血红蛋白会增加。血液中这两种成分比例的变化,导致对不同波长近红外光吸收比例的变化,所以,功能性近红外光谱仪可以通过近红外光的衰减来检测大脑活动情况。

对于用户来说,任务难度越大,大脑区域中的认知活动就会增加,需要向该区域提供更多的氧气。氧气消耗的增加少于所提供的含氧血红蛋白的体积,导致更多含氧血红蛋白<sup>[28]</sup>的产生。

功能性近红外光谱仪数据已被用于区分工作负荷水平,如 Yuksel 等人利用功能性近红外光谱仪采集用户弹奏钢琴时的认知负荷水平,判断该用户是否掌握当前等级的音乐<sup>[22]</sup>;动态调整任务难度:监测用户是否处于长时间的无聊或超负荷状态,从而调整优化工作负载,使系统能够随时且更好地将任务适合于用户<sup>[25]</sup>;界面评估:如 Kristiyan 等人利用近红外光谱仪研究被试填写3种不同形式布局的设计的心理工作负荷,发现近红外光谱仪可以客观地检查心理工作负荷,因此能够提供比总结性、回顾性评估更详细的洞察力<sup>[29]</sup>;另外,还有多任务下的静态目标选择扩展<sup>[30]</sup>:基于认知负载的目标扩展系统,该系统通过测量大脑认知状态,多任务期间在最佳时间增加高重要性目标的扩展来提高目标扩展技术的功效。

## 2 提出假设

假设 1:目标选择区域较大时,若用户认知负荷较低、目标选择区域较小,则用户认知负荷较高。

这个假设是基于之前学者们的研究结果<sup>[25,31]</sup>,这些结果表明,被试完成某些难度有差异的任务时,认知负荷也存在差异。这些发现使得研究者们可以进一步使用用户认知负荷数据来评估学习状态、工作状态<sup>[22]</sup>。

假设 2:同一难度的任务,用户认知负荷变化受个体影响差异较大,但当用户的认知负荷相对稳定时,其交互表现最佳。

这个假设是基于之前学者们的研究结果<sup>[23,29,33]</sup>。这些结果表明,用户进行任务设计或进行界面开发时,保持相对稳定的心理工作量可以有效降低错误率。这些结果可用于动态地调整用户工作任务难度<sup>[25]</sup>以及调整用户学习

进度<sup>[22]</sup>.

### 3 系统设计

本文利用近红外光谱仪设备采集用户认知状态的变化,从而推测当前任务对用户的难易程度,进而调节动态目标选择辅助技术的参数,改变界面中所有目标可识别宽度.达到辅助技术在不同场景、不同用户间的自适应效果.

根据文献[3-6]中的模型,我们选择调节动态目标的可识别范围.参考目前最先进的几个辅助选择技术<sup>[9,16,19,20]</sup>,它们的主要区别在于以何种方式改变动态目标可识别范围.本文研究的是基于用户认知负荷状态改进动态目标选择辅助系统方案,因而选择全面扩大目标周围区域.为了不改变用户交互界面、不中断用户交互过程,我们仅对目标选择的可识别范围进行改变,而对视觉反馈不进行修改.

根据假设 1,当目标选择区域较大时,若用户认知负荷较低、目标选择区域较小,则用户认知负荷较高.我们实时采集用户大脑血氧数据,用于推测用户认知状态,进而判断当前的动态目标选择任务对被试造成的负荷程度.根据文献[30],血氧数据中含氧血红蛋白体积变化可以准确反映用户当前认知状态变化,所以本文系统中主要应用近红外光谱仪采集到的含氧血红蛋白体积数据,计算用户认知负荷状态.

根据假设 2,同一难度的任务,用户认知负荷变化受个体影响差异较大,但当用户的认知负荷相对稳定时,其交互表现最佳.不同的用户对同一任务会产生不同的认知表现,一些用户会觉得更难一些,而另一些用户的感受则可能相反,当利用目标选择区域的变化来调整用户的认知负荷时,保持认知负荷处于用户对任务的初始困难程度的认识水平,有利于避免出现“懒散”或者“紧张”的心理认知状态,从而提高用户的表现.

根据文献[5],在单个目标选择的情况下,目标宽度与选择时间成反比.但当界面存在多个目标或界面相对复杂时,过大的目标选择范围会造成目标之间的相互遮挡,反而会降低命中率与任务完成时间.所以,自适应目标选择辅助技术的目标宽度调节与传统目标选择辅助技术一样,都存在上限,为了保证实验对比结果的有效性,本文自适应目标选择辅助技术的目标调节宽度上限设置成与传统目标选择辅助技术一致.

基于用户认知负荷状态的辅助被选择目标可识别区域自适应调节过程如图 1 所示.

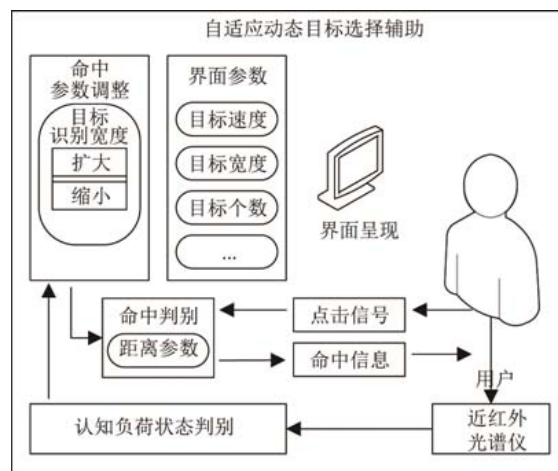


图 1 基于用户认知负荷状态的动态目标选择辅助系统

通过上面的分析,我们使用如下的自适应机制对动态目标的可识别范围进行调整.

- 1) 只是扩展目标可识别范围,不改变原来界面中的目标大小.因为,视觉呈现改变时,会对用户认知造成额外的影响,无法准确提取当下任务对用户认知的刺激<sup>[30]</sup>.
- 2) 本文对动态目标的扩展程度根据用户认知状态生成,可能是目标大小和上限大小之间的任意值,而非在

目标大小和最大大小之间划分若干区间。

3) 用户完成某一任务时,认知负荷存在自然上升的情况,在完成某一阶段的任务后,认知负荷存在一定回落,具体到本文,系统在用户完成任务的过程中设定强制休息时间。

4) 本系统中,动态目标识别范围的调整分为两种模式:放大和缩小。当用户完成任务的过程中认知负荷增加较大时,则扩大动态目标识别范围,反之则减小。

认知负荷剧烈增加的定义如下:用户对一个任务进行时迭代计算认知负荷 3s 内均值,当均值大于任务开始前 3s 认知负荷最大值时,定义为认知负荷增加较大。

## 4 实验设计

本文构建了基于用户认知状态的自适应动态目标捕获辅助系统,为了验证系统的有效性,我们设计了二维动态目标选择实验。

实验共涉及 3 种二维动态目标选择模式。

模式 1:不使用辅助,即基本的 Windows 目标选择技术;

模式 2:目标识别区域固定放大,在模式 1 的基础上将目标固定放大一定倍数;

模式 3:目标识别区域自适应放大,利用本文的调整机制对目标放大范围进行自适应操作。

本次二维移动目标选择实验基于 Windows 10 操作系统开发,采用 2.6 GHz Intel Core i7 CPU 的联想电脑以及分辨率为 1680×1050 的 22 吋联想显示屏来呈现二维移动目标(每一个像素实际大小为 0.28ms),使用联想有线鼠标与 Windows 10 默认鼠标设置。

本次实验邀请被试 12 名(9 名男性,3 名女性),平均年龄为 26.2 岁,均为右利手,平时有使用计算机习惯,个别男性有打电脑游戏的习惯。

实验时,用户短暂调整休息后自行选择开始,开始后,屏幕上随机呈现 15 个移动的目标小球,所有的目标都是实心的,被试需要选择的目标被绘制成红色,不同目标之间会造成随机覆盖的效果,所有目标触碰到显示器屏幕边缘后会以入射角度相同的出射角为方向,继续运动。

实验前向用户展示各种参数的任务,并安排他们每种模式练习 3~4 次加以尝试。每个任务出现之前,用户都有时间调整状态,自行按键选择开始时机,系统记录开始时间,并在血氧数据中做同步标注。任务中,用户每次按键,系统都会记录时间,命中情况,并在血氧数据中做同步标注。当被试选中目标时,界面会刷新,生成新的任务。当被试没有选中时,用户可以不断尝试点击选择目标,直到用户选中或实验结束。

每次实验时,3 种二维动态目标选择模式顺序由系统随机生成。每种模式下,包含两种目标大小  $W(24、60 \text{ 像素}) \times 2$  种目标运动速度  $V(96、384 \text{ 像素/秒})$  共 4 种难度的任务,分别记为难度 A( $W60、V96$ );难度 B( $W60、V384$ );难度 C( $W24、V96$ );难度 D( $W24、V384$ )。在模式 2 中,根据文献[30],设定目标识别区域固定放大倍数为 3 倍。

实验中,每种模式下的 4 种难度任务各出现 4 次,出现顺序完全随机。每种难度的任务中,要求测试者需要连续累计完成 15 次命中目标的选择事件,每次点击目标后,被试副屏中会出现是否命中的反馈,并且会提示用户还需完成多少次命中目标的事件。我们最终可以得到  $3(\text{辅助模式}) \times 4(\text{任务}) \times 4(\text{次}) \times 15(\text{命中事件})$  共 720 次命中目标的点击数据。实验中,使用 Biopac 公司的 fNIRS300 设备同步采集被试进行任务时的血氧数据,如图 2 所示。

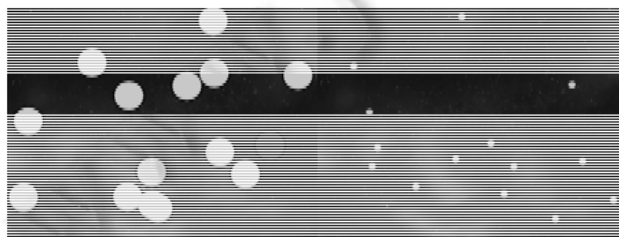


图 2 动态目标捕获界面图

该设备的传感器包含 4 个红外 LED 发射器和 10 个红外接收器,每个红外 LED 发射器可以发射 730nm 和 850nm 波长的光波.由红外发射器与接收器之间的组合作用,可以生成 16 通道数据,设备采样率为 2Hz.近红外光谱仪设备及实验图如图 3 所示.

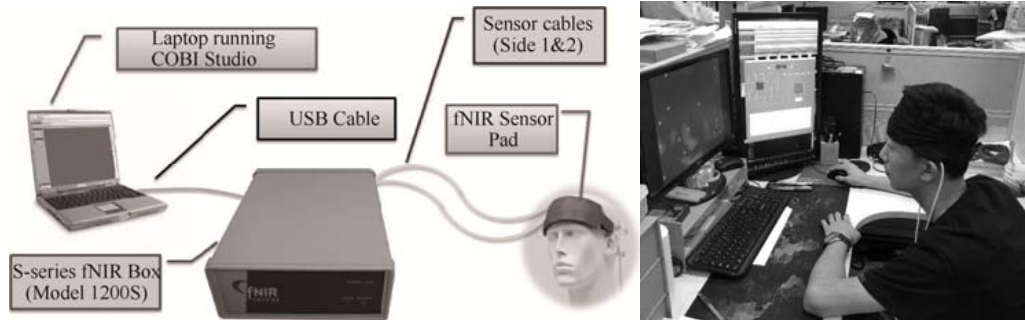


图 3 近红外光谱仪设备<sup>[34]</sup>及实验图

实验中使用 fNIRS300 设备采集的数据已经滤除头动伪迹、心率、呼吸和运动伪迹等干扰<sup>[32]</sup>.数据处理时,对所有通道计算认知负荷的平均值和标准偏差,根据实验记录的点击事件数据对血氧数据信息加以切分,切分时,我们把被试连续完成 15 次命中目标的起始位置作为一组血氧数据起始点,数据长度根据文献[22]与我们测试数据的结果,最终选择起始点处开始的共计 10s 的数据.这样,单个被试共可以得到 48 组数据(3 种模式×4 种难度×4 次重复).

当用户完成实验后,需要填写一份总分为 7 分的李克特量表,根据实际体验对每种选择技术的难度、用时、正确率、喜好程度打分,最后用户提交一份主观感受.

## 5 实验结果

### 5.1 目标大小与认知负荷的关系

我们对模式 1 下采集得到的数据进行分析.共包括 196 组数据(4 种难度×4 次重复×12 个被试),每组数据包含用户完成任务期间的大脑认知负荷变化数据、每次任务的命中率以及完成时间.

根据实验记录的点击事件数据我们可以得到用户选中目标的完成时间和错误率.完成时间是指系统生成目标点击界面到用户选中目标的时间,错误率是任务中没有选中目标的次数除以总点击次数.

图 4 所示为 12 个参与者完成 4 种难度任务时前 10s 的认知负荷的变化值.横坐标代表时间,纵坐标代表大脑血液中认知负荷体积变化.数值越低,代表用户完成任务时认知活动越少.从所有被试平均结果来看,含氧血红蛋白的变化与传统动态目标选择难度计算模型结果一致(相同速度情况下,目标宽度增加,难度减小,对应的认知负荷体积低于目标宽度小的任务;相同目标宽度情况下,目标速度增加,难度增加,对应的认知负荷体积高于目标速度小的任务).

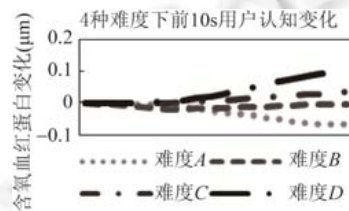


图 4 所有用户 4 种难度前 10s 认知负荷变化

我们取任务开始后 10s 内认知负荷变化数值,求其均值,这样得到 12×16 的一组矩阵,把这个矩阵的数据进行重复测量 ANOVA 分析.结果见表 1,其中,0 代表用户实验次数,从表中结果可以看出,实验顺序对用户认知负

荷没有显著影响( $F_{3,9}=1.161, p=.339$ ).  $V$  代表运动目标速度,从表中结果可以看出,目标运动速度对用户认知负荷有显著影响( $F_{1,11}=15.277, p=.0004$ ).  $W$  代表运动目标宽度,从表中结果可以看出,目标宽度对用户认知负荷有显著影响( $F_{1,11}=5.704, p=.022$ ). 如图 5(左)所示,对应于目标宽度  $W(24,60$  像素)两种等级的分布,其中,均值为 $(-0.017, 0.022)$ ,方差为 $(0.011, 0.013)$ ;如图 5(右)所示,对应于目标速度  $V(96,384$  像素/秒)两种等级的分布,其中,均值为 $(-0.008, 0.013)$ ,方差为 $(0.010, 0.015)$ .

表 1 重复测量 ANOVA 分析

效应	$F$	假设 $df$	误差 $df$	Sig.
$O$	1.161	3.000	9.000	.339
$V$	15.277	1.000	11.000	.000
$W$	5.704	1.000	11.000	.022
$O \times V$	0.647	3.000	9.000	.591
$O \times W$	2.850	3.000	9.000	.052
$V \times W$	0.110	1.000	11.000	.742
$O \times V \times W$	3.498	3.000	9.000	.026

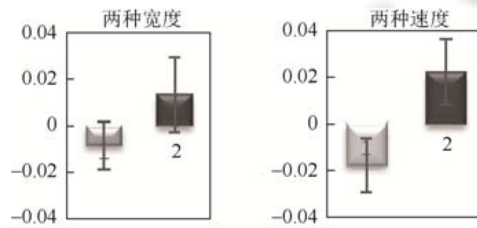


图 5 两种目标宽度下血氧变化情况(左)及两种目标速度下血氧变化情况(右)

综上所述,我们通过实验数据证明,在不同速度这一条件下,不同大小的目标选择,能够刺激被试产生显著的差异化认知负荷状态,且被试认知负荷状态与传统动态目标选择难度计算模型结果一致,这个结果验证了假设 1. 虽然实验结果显示,用户认知负荷状态与目标速度相关性更大,但在动态目标选择辅助中,速度的改变会很大程度地影响用户交互界面,本文中通过选择调节目标识别宽度来辅助动态目标选择.

5.2 用户对难度感知的个体差异

我们记“目标识别区域固定放大”模式为模式 2,在模式 2 的任务中,同样采集到 196 组数据(4 种难度 $\times$ 4 次重复 $\times$ 12 个被试),每组数据包含用户完成任务期间的大脑认知负荷变化数据、每次任务的命中率、完成时间.

前文给出的实验数据已验证不同速度条件下,不同大小的目标选择,能够刺激被试产生显著的差异化认知负荷状态,因而,在目标识别区域固定放大模式下,用户的认知负荷状态对比不使用任何辅助技术时的认知负荷应该有明显的下降,实验数据处理方法与模式 1 相同,开始后 10s 内认知负荷变化数值如图 6 所示,横坐标代表时间,纵坐标代表大脑血液中认知负荷体积变化.

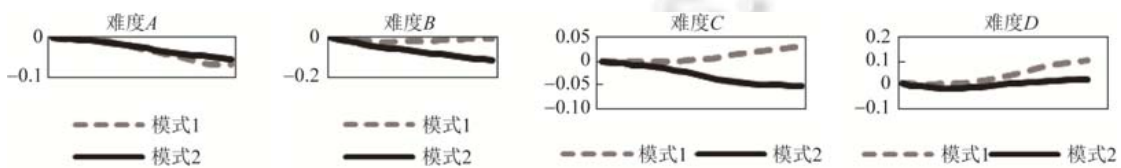


图 6 4 种难度在两个模式下任务诱发用户认知差异

计算这两种模式中 4 种对应难度下的含氧血红蛋白均值情况后可以发现,含氧血红蛋白均值分别下降 $-0.116$ 、 $1.003$ 、 $0.793$ 、 $0.764$ .我们发现,难度 A 情况下,增加目标选择区域,不但没有对用户认知负荷有效地加以降低,反而增加了用户完成任务的平均认知负荷.

用户在 3 种模式的 4 种难度任务中的平均表现如图 7 所示.对比前两种模式下的错误率数据与完成时间数



据,综合认知负荷数据与用户完成任务表现数据,我们可以发现,在难度 A 的情况下,模式 2 的任务中,用户平均表现对比模式 1 的表现更差(错误率更高、完成时间更长),而且用户认知负荷出现增长;在难度 B 的任务中,虽然模式 2 情况下用户认知负荷(相比其他难度)出现最大程度的下降,但是用户表现对比模式 1 的表现依然更差(错误率更高、完成时间更长).

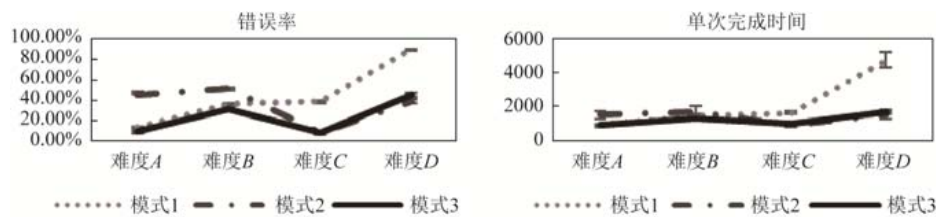


图 7 3 种模式下用户完成任务错误率(左)及花费时间(右)

对比图 7(左)(右)中模式 1 与模式 2 描述的用户表现.在“难度 C”“难度 D”中的表现,使用固定放大的目标选择辅助技术之后,用户错误率分别下降 30.45%、51.01%,完成时间分别降低 726.30ms、3 223.02ms.但在用户面对“难度 A”“难度 B”任务时,使用固定放大的目标选择辅助技术之后,用户错误率分别上升 32.50%、15.13%,完成时间分别上升 587.25ms、203.32ms.具体分析用户点击落点数据,我们发现:大多数情况下,用户鼠标落点在目标识别区域之内,但是由于该落点同时属于多个目标的识别范围,而目标之间的覆盖效果完全随机,导致系统判别当前点击事件为未能命中.

从图 6 所示用户面对“难度 A”“难度 B”任务时认知负荷变化情况,我们可以发现,用户完成这两个难度的任务时认知负荷呈下降趋势.

同时,这样的情况也验证了假设 2 的前半部分,当使用隐式目标选择辅助系统扩大目标可识别区域时,用户认知中的任务难度与用户实际表现未必相符.

### 5.3 自适应目标辅助技术

为了评估本文方法的有效性,我们对 3 种模式的用户表现进行了对比,用户错误率结果如图 7 所示,用户完成时间结果如图 7(右)所示.模式 3 中,使用用户认知状态推测用户对当下任务难度的感知,当用户认知负荷上升时扩大辅助等级.

对比图 7(左)中 3 种模式用户错误率,使用“目标识别区域自适应放大”(模式 3)时,只在难度 D 任务下,因辅助力度不如“目标识别区域固定放大”(模式 2)从而导致错误率上升 6.18%,但对比“不使用辅助”(模式 1),错误率下降 44.83%.其余难度的任务,模式 3 中的表现均优于模式 1 与模式 2 中的表现.

综合 3 种模式中的 4 种难度任务平均表现,具体如表 2 所示(任务之间难度差异较大,导致方差过高,无太大参考意义,在表中舍去).

表 2 用户在 3 种模式所有难度任务中的表现

	模式 1	模式 2	模式 3
错误率(%)	44.35	35.89	23.80
完成时间(ms)	2 203.14	1 413.46	1 204.79

由表 2 中数据可以看出,本文构建基于用户认知负荷状态的动态目标选择辅助系统(模式 3)相比于模式 1 和模式 2 的任务,在单次点击任务平均错误率方面分别降低 20.55%和 12.09%,平均完成时间分别降低 998.35ms 和 208.67ms.

所有这些结果表明,基于用户认知负荷状态的动态目标选择辅助系统,不仅可以应用于用户个性化的目标选择辅助,对每个场景基本都能适应,而且具有更高的交互效率.这一结果同时验证了假设 2 的后半部分,即当我们通过本文方法把用户的认知负荷调整到相对稳定时,其交互表现最佳.

#### 5.4 问卷数据结果

实验参与者们的主观评价如图 8 所示,与他们的表现相符.根据用户喜欢程度和准确率对技术进行 7 分 Likert 量表测量,相比模式 1( $M=2.63,SD=1.70$ )、模式 2( $M=4.95,SD=1.26$ ),参与者更喜欢模式 3( $M=5.36,SD=1.51$ ).

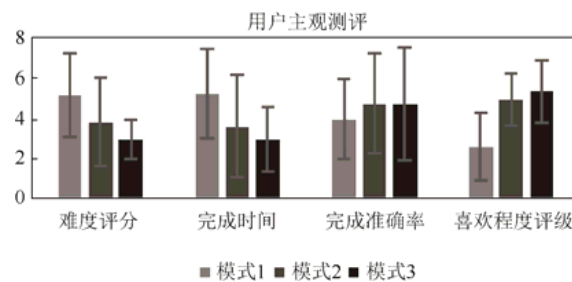


图 8 用户主观感受量表统计结果

用户主观感受反馈了使用调节技术的优势,例如:

1. “不使用调节技术十分难点中小而快的点,调节后感觉好很多;对于大而慢的目标十分实用调节技术差别不大”;

2. “小球调节之后点击难度迅速变小”;

3. “大球调节之后好点击了”。

用户主观感受也反映出模式 1 与模式 2 中的部分问题,例如:

1. “小球不使用调节技术的太难了!!!”;

2. “手指颤抖跟不上!!!”;

3. “想点某个地方,手指瞄不准”;

4. “有调节时大的目标容易相互遮挡,体验不好”。

除此之外,有一位用户报告了任务完成过程中的心理活动:“大的、速度较小、遮挡较少的比较好点击,但当长时间点击不到目标或目标速度较快时,会比较烦躁,降低了点击的准确率,并且当点击时间过长时,也会降低自己的准确率,这时候如果点击速度平缓一些,目标较大的会让人心情舒适一些”。

从用户的自报告来看,假设 2 同样得到了验证。

## 6 结束语

本文提出基于用户认知负荷状态改进动态目标选择辅助系统方案,并搭建相关实验系统与两种模式的组合对比实验:模式 1:不使用辅助;模式 2:目标识别区域固定放大。

在不使用辅助技术的模式 1 下,12 名被试完成在面对速度、宽度各异的目标选择任务时的实验数据说明,被试认知负荷状态变化均值与传统动态目标选择难度计算模型结果一致.表明可以用认知负荷状态推测用户对当前任务难度的感知。

在不同速度下的动态目标选择任务中,目标大小的改变( $W_{24}$ 、 $60$  像素)会引发用户认知状态发生显著差异( $F_{1,11}=5.704,p=.022$ ).认知负荷水平与目标选择任务中目标宽度相关,因而用认知负荷状态改进动态目标选择辅助系统方案是可行的。

实验结果表明,尽管使用目标选择辅助技术能够改善用户在目标选择中的交互性能,但本文构建基于用户认知负荷状态的动态目标选择辅助系统相比交互性能更优,而且减少了辅助范围过大出现目标覆盖的问题,最大的贡献是这样的系统可以对每个用户进行个性化辅助,对每个场景基本都能适应。

与此同时,本文研究尚存在一些不足:如只论证了宽度  $W$  取 24、60 像素、速度  $V$  取 96、384 像素/秒这 4

种情况下认知负荷变化有显著性差异,未能进一步细化到怎样的  $W$ 、 $V$  变化就不会导致认知负荷变化有显著性差异;用户认知负荷的变化受被试自身思考状态影响很大,完成简单任务时,特别是在速度为 0 时,单纯的静态目标选择任务,用户认知负荷只有在将其精力全部集中在任务上时才与任务相关,这其中的界限,还待以后进一步加以探索.

**致 谢** 在此,我们向给予本文工作帮助的老师、同学及实验参与人员表示感谢.

#### References:

- [1] Allanson J, Fairclough SH. A research agenda for physiological computing. *Interacting with Computers*. 2004,16(5):857–878.
- [2] Baudisch P, Zotov A, Cutrell E, Hinckley K. Starburst: A target expansion algorithm for non-uniform target distributions. In: *Proc. of the Working Conf. on Advanced Visual Interfaces*. 2008.
- [3] Fitts PM. The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement. *Journal of Experimental Psychology*, 1954,47(6):381–391.
- [4] MacKenzie IS. Fitts' law as a research and design tool in human-computer interaction. *Human-Computer Interaction*, 1992,7(1): 91–139.
- [5] MacKenzie IS. A note on the information-theoretic basis for Fitts' law. *Journal of Motor Behavior*, 1989,21(3):323–330.
- [6] Brouwer AM, Middelburg T, Smeets JBJ, *et al.* Hitting moving targets. *Experimental Brain Research*, 2003,152(3):368–375.
- [7] Nakayama K. Biological image motion processing: A review. *Vision Research*, 1985,25(5):625–660.
- [8] Lyon DR, Waag WL. Time course of visual extrapolation accuracy. *Acta Psychologica*, 1995,89(3):239–260.
- [9] Huang J, Tian F, Fan X, *et al.* Understanding the uncertainty in 1D unidirectional moving target selection. In: *Proc. of the 2018 CHI Conf. on Human Factors in Computing Systems*. ACM, 2018. 237.
- [10] Wickens C. Multiple resources and mental workload. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 2008,50(3):449–455.
- [11] Fairclough SH. Fundamentals of physiological computing. *Interacting with Computers*, 2009,21(1-2):133–145.
- [12] Cutrell E, Tan D. BCI for passive input in HCI. In: *Proc. of the CHI 2008*. ACM Press, 2008.
- [13] Hoffmann ER. Capture of moving targets: A modification of Fitts' Law. *Ergonomics*, 1991,34(2):211–220.
- [14] Gunn TJ, Irani P, Anderson J. An evaluation of techniques for selecting moving targets. In: *Proc. of the CHI 2009 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems (CHI EA 2009)*. 2009. 3329–3334.
- [15] Al Hajri A, Fels S, Miller G, Ilich M. Moving target selection in 2D graphical user interfaces. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Human Computer Interaction (INTERACT 2011)*. 2011. 141–161.
- [16] Tresilian JR. Hitting a moving target: Perception and action in the timing of rapid interceptions. *Perception & Psychophysics*, 2005,67(1):129–149.
- [17] Ilich MV. Moving target selection in interactive video [MS. Thesis]. Vancouver, BC: University of British Columbia, 2009.
- [18] Jagacinski RJ, Monk DL. Fitts' law in two dimensions with hand and head movements. *Journal of Motor Behavior*, 1985,17(1):77–95.
- [19] MacKenzie S, Buxton W. Extending Fitts' law to two-dimensional tasks. In: *Proc. of the SIGCHI Conf. on Human Factors in Computing Systems (CHI'92)*. 1992. 219–226.
- [20] Hasan K, Grossman T, Irani P. Comet and target ghost: Techniques for selecting moving targets. In: *Proc. of the SIGCHI Conf. on Human Factors in Computing Systems (CHI 2011)*. 2011. 839–848.
- [21] Zhai S, Conversy S, Beaudouin-Lafon M, Guiard Y. Human on-line response to target expansion. In: *Proc. of the SIGCHI Conf. on Human Factors in Computing Systems (CHI 2003)*. 2003. 177–184.
- [22] Yuksel BF, Oleson KB, Harrison L, *et al.* Learn piano with BACH: An adaptive learning interface that adjusts task difficulty based on brain state. In: *Proc. of the 2016 CHI Conf. on Human Factors in Computing Systems*. ACM, 2016. 5372–5384.
- [23] Harrison J, Izzetoglu K, Ayaz H, Willems B, Hah S, Ahlstrom U, Woo H, Shewokis P, Bunce SC, Onaral B. Cognitive workload and learning assessment during the implementation of a next-generation air traffic control technology using functional near-infrared spectroscopy. *IEEE Trans. on Human-Machine Systems*, 2014,44(4):429–440.

- [24] Gevins A, Smith ME, Leong H, McEvoy L, Whitfield S, Du R, Rush G. Monitoring working memory load during computer-based tasks with EEG pattern recognition methods. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 1998, 40(1):79–91.
- [25] Afegan D, Peck EM, Solovey ET, Jenkins A, Hincks SW, Brown ET, Chang R, Jacob RJK. Dynamic difficulty using brain metrics of workload. In: *Proc. of the SIGCHI Conf. on Human Factors in Computing Systems*. 2014. 3797–3806.
- [26] Huppert T, Hoge R. A temporal comparison of BOLD, ASL, and NIRS hemodynamic responses to motor stimuli in adult humans. *Neuroimage*, 2006,29(2):368–382.
- [27] Villringer A, Chance B. Non-Invasive optical spectroscopy and imaging of human brain function. *Trends in Neurosciences*, 1997, 20(10):435–442.
- [28] Zacharias V, Ramirez R. P300 Harmonies: A brain-computer musical interface. In: *Proc. of the ICMC*. 2014.
- [29] Lukanov K, Maior HA, Wilson ML. Using fNIRS in usability testing: Understanding the effect of Web form layout on mental workload. In: *Proc. of the 2016 CHI Conf. on Human Factors in Computing Systems*. ACM, 2016. 4011–4016.
- [30] Afegan D, Shibata T, Hincks SW, *et al.* Brain-Based target expansion. In: *Proc. of the 27th Annual ACM Symp. on User Interface Software and Technology*. ACM, 2014. 583–593.
- [31] Pike MF, Maior HA, Porcheron M, *et al.* Measuring the effect of think aloud protocols on workload using fNIRS. In: *Proc. of the 32nd Annual ACM Conf. on Human Factors in Computing Systems*. ACM, 2014. 3807–3816.
- [32] Solovey ET, Girouard A, Chauncey K, Hirshfield LM, Sassaroli A, Zheng F, Fantini S, Jacob RJK. Using fNIRS brain sensing in realistic HCI settings: Experiments and guidelines. In: *Proc. of the UIST*. ACM Press, 2009.
- [33] Peck EMM, Yuksel BF, Ottley A, *et al.* Using fNIRS brain sensing to evaluate information visualization interfaces. In: *Proc. of the SIGCHI Conf. on Human Factors in Computing Systems*. ACM, 2013. 473–482.
- [34] fNIR Devices LLC. fNIR Imager & COBI Studio Manual. Biopac, 2013.



孙伟(1990—),男,江苏南通人,硕士,CCF 学生会员,主要研究领域为人机交互,图像处理,生理计算.



田丰(1976—),男,博士,研究员,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为人机交互技术,虚拟现实.



黄进(1985—),男,博士,助理研究员,CCF 学生会员,主要研究领域为人机交互技术,图形图像处理.



戴国忠(1944—),男,研究员,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为人机交互,计算机图形学.



李念龙(1995—),男,助理研究员,CCF 学生会员,主要研究领域为人机交互技术,图形图像处理.



王宏安(1963—),男,博士,研究员,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为实时智能,用户界面.



范向民(1989—),男,博士,研究员,博士生导师,CCF 专业会员,主要研究领域为人机交互技术,智能交互.