

基于未校准眼动仪的无人机地面监控任务操作员分心检测

徐天泽, 孙茜茹, 张道强, 陈 芳

(南京航空航天大学人工智能学院, 南京 211106)

摘 要: 在无人机地面监控任务中, 操作员往往需要陷入长时间单调的等待, 容易因分心造成失误。本文分析了校准对眼动信号的影响, 并尝试在不进行校准的前提下使用眼动仪对操作员的分心状态进行评估。首先, 模拟了多无人机协同搜索监督任务, 构建包含 22 名被试的眼动数据集; 接着提出一种与具体坐标位置无关的眼动速度矢量时序图方法, 对未校准的眼动信号进行可视化定性分析; 然后基于双均值聚类进行眼动行为检测, 计算了速度相关与眼动行为相关的眼动特征; 最后通过相关性分析与常见分类器上的分类验证, 初步验证了使用未校准眼动仪进行分心状态检测的可行性。

关键词: 分心; 无人机地面监控; 人为因素; 眼动; 视线追踪

中图分类号: R318

文献标志码: A

Operator Distraction Detection for UAV Ground Monitoring Missions Based on Uncalibrated Eye Tracker

XU Tianze, SUN Qianru, ZHANG Daoqiang, CHEN Fang

(College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: In unmanned aerial vehicle (UAV) ground monitoring tasks, operators often need to be stuck in a long monotonous wait, which is easy to make mistakes due to distraction. This paper analyzes the effects of calibration on eye movement signals and attempts to evaluate operator distraction without calibration using an eye tracker. Firstly, the collaborative search and supervision task of multiple UAVs is simulated, and the eye movement data set containing 22 subjects is constructed. Then, an eye movement velocity vector time sequence diagram method independent of specific coordinate position is proposed to visualize and qualitatively analyze the uncalibrated eye movement signals, and then eye movement behavior detection is carried out based on double-mean clustering. Finally, the feasibility of using uncalibrated eye tracker for distraction state detection is preliminarily verified by correlation analysis and classification verification on common classifiers.

Key words: distraction; UAV ground monitoring; human factor; eye movement; gaze tracking

引言

随着无人机系统自动化程度的不断提升,飞行和导航任务的自主程度越来越高。无人机操作员不再需要直接介入无人机的底层飞行控制,而将工作重心放在更高层次的规划、决策等监督任务中,多个操作员控制单架无人机的局面也转变为单个操作员监督多架无人机^[1]。在灾难搜救、电力巡检、边境巡逻和军事侦查等任务中,操作员往往需要在任务出现时尽快响应并做出正确决策,这要求操作员时刻保持较高的注意力水平^[2]。然而任务往往以不规律的时间间隔到达,操作员需要陷入长时间单调的等待,这对操作员注意力水平的保持是一个较大的挑战^[3],操作员微小的失误都可能造成极大的后果。根据美国无人机系统灾难性事故案例的统计分析^[4],在81起灾难性事故中,25.92%由人为因素直接引起,占据相当比例。可见,及时检测出操作员的分心等负面状态并采取相应提醒措施至关重要。

操作员的任务表现一般可根据眼动、心电和脑电等多种模态进行预测。在以往的研究中,Roy等^[5]评估了在无人机监控任务中眼动、心电及脑电模态的特征与操作员任务表现的相关性;Senoussi等^[6]评估了脑电连通性与无人机操作员任务表现的相关性。这些研究并没有指出脑电等模态信号在操作员任务表现评估中相较于眼动的明显优势,而脑电、心电等模态需要为人体佩戴电极,因此,使用遥测式眼动仪等非侵入式的测量方式可能具有更高的实用价值。

在实际应用中,眼动仪在正常工作前往往需要校准,这带来了额外的时间开销,影响着系统的易用性和便利性^[7-8]。校准的目的是得到一个映射函数,用于将眼动仪检测到的凝视点映射到用户的实际凝视位置^[9]。在一些特定的任务场景下,测量实际凝视位置不是必要的,研究者仅需要获得用户视线轨迹的一种表示。为此,研究者们基于未校准的眼动仪进行了一些尝试,如Hassan等^[10]对难以完成常规眼动仪校准程序的后循环卒中患者人群进行实验,验证了未校准的眼动仪对于眼动对称性等眼动指标的测量能力;Kasprowski等^[11-12]发现,针对特定人员完成校准的眼动仪在测量其余人员的凝视点时会出现较大偏移,验证了未校准眼动仪的生物识别能力,并且观察了未校准眼动仪在游戏控制器领域的表现,发现在仅需要获取注视点相对位置变化和方向变化等作为输入的游戏中,未校准的眼动仪也能取得令人满意的表现。这些研究验证了未校准眼动仪在一些领域投入应用的可能性,但未能对眼动仪未校准的场景提出有针对性的分析方法。

本文关注无人机协同搜索监督任务下的操作员注意力,使用未校准的遥测式眼动仪,提出一套在未校准的眼动数据上进行可视化分析、眼动行为检测及眼动特征计算的方法,探究基于未校准的眼动数据进行操作员分心状态检测的可能性。

1 校准对眼动仪测量数据的影响

眼动仪可以测量出眼球的运动方向,为了建立起眼球运动与注视点坐标变化之间的联系,首先需要进行校准。定义眼动仪测量到的原始注视点为 $p_{\text{non-cal}}$,经校准后的注视点为 p_{cal} ,从 $p_{\text{non-cal}}$ 到 p_{cal} 的映射由校准函数 f 实现,具体可表示为

$$p_{\text{cal}} = f(p_{\text{non-cal}}) \quad (1)$$

校准的目的是找到合适的 f ,使得映射出的 P_{cal} 尽可能逼近实际注视点 p_{actual} 。大多数研究中, f 可以被定义为^[13]

$$f(p) = t + Ap + \sum_{i=1}^M c_i \phi_i(p) \quad (2)$$

式中: t 为二维平移向量, A 为包含了缩放、剪切和旋转信息的 2×2 矩阵, c_i 为非线性基函数 $\phi_i(p)$ 的系数($i = 1, 2, \dots, M$),用于表示系统中存在的非线性部分。

校准的过程一般分为多轮,对于第 k 轮校准($k=1, 2, \dots, N$),如图1所示,由校准程序指定坐标 p_{actual}^k ,并在屏幕相应位置上显示图像,要求被试注视该位置,在视线稳定时,记录得 $p_{\text{non-cal}}^k$ 。通过采集足够多的数据,确定参数 t 、 A 、 c_i ,使得某些误差度量最小化。当选用最小二乘为误差度量时,校准过程的优化问题可定义为

$$\min_{t, A, c_i} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \|f(p_{\text{non-cal}}^k) - p_{\text{actual}}^k\|^2 \quad (3)$$

无论眼动仪设备厂商采用何种程序获取 p_{cal} 、 $p_{\text{non-cal}}$ 都可以看作是 p_{cal} 经过一个固定的坐标变换得到。当对测量精度要求不高时,非线性部分可忽略,该关系可表示为

$$p_{\text{non-cal}} = s + Bp_{\text{cal}} \quad (4)$$

式中: $s = -A^{-1}t$, $B = A^{-1}$ 。可见, $p_{\text{non-cal}}$ 由 p_{cal} 经过仿射变换得到,一些不受仿射变换影响的观测结果仍可以用于定量分析^[10]。

2 实验方法

2.1 数据集

2.1.1 实验范式

为了模拟无人机操作员的真实工作场景,本文设计了多无人机协同搜索监督任务并搭建了无人机地面站软件。如图2所示,有8架无人机在搜索监督区域的地图中按照既定路线进行自主搜索,无人机的位置在地图上用红色图标标出。当检测到可疑目标时,无人机会将目标信息返回至地面站,地图上相应的图标会变为黄色,被试需要立即按下键盘按键连接到无人机,在目标判断区域中检查无人机返回的目标检测结果,并通过鼠标点击给出判断答案。将每次检测到可疑目标作为一个事件,软件将自动记录从无人机图标变黄到操作员按下按键的时间间隔,作为本次事件的反应时间,同时,记录本次事件中操作员判断的正误。为了判断操作员是否处于分心状态,本文采用探针捕获法^[14]进行评估,在操作员完成对无人机的目标分类的判断后,软件会在弹出的探针问卷窗口中询问操作员在事件发生前的一段时间内是否处于分心状态,问卷仅包含“是”和“否”两个选项。

为了模拟无人机在侦查过程中拍摄的图片,本文从NWPU VHR-10航拍图像数据集^[15]中摘取了机场、桥梁、港口和水箱这4类目标,并在正、负样本数量平衡的前提下随机选择样本,组成目标集,如图3所示。当地面站软件需要显示无人机拍摄的目标时,从目标集中无放回地随机抽取1张图片,呈现在目标判断区域中。

在实际工作场景中,无人机检测到可疑目标的时间间隔往往较长且不规律,本文通过随机选取时间间隔与无人机编号的方式对此进行模拟。为确保有足够时长的数据用于分析,假设两架无人机不会同时检测到可疑目标,且时间间隔至少为1 min。为确保实验间变量一致,预先生成了伪随机序列,在被试间采用相同的伪随机序列。最终确定的事件间隔及其无人机编号如表1所示。

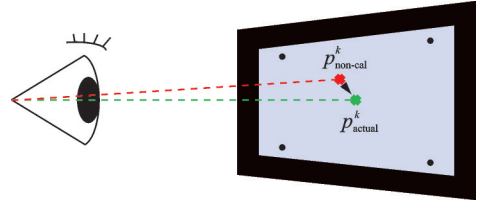


图1 眼动仪的校准过程

Fig.1 Eye tracker calibration process

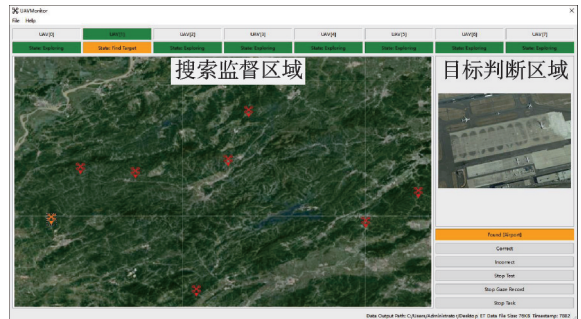


图2 无人机地面站软件界面

Fig.2 UAV ground station software interface

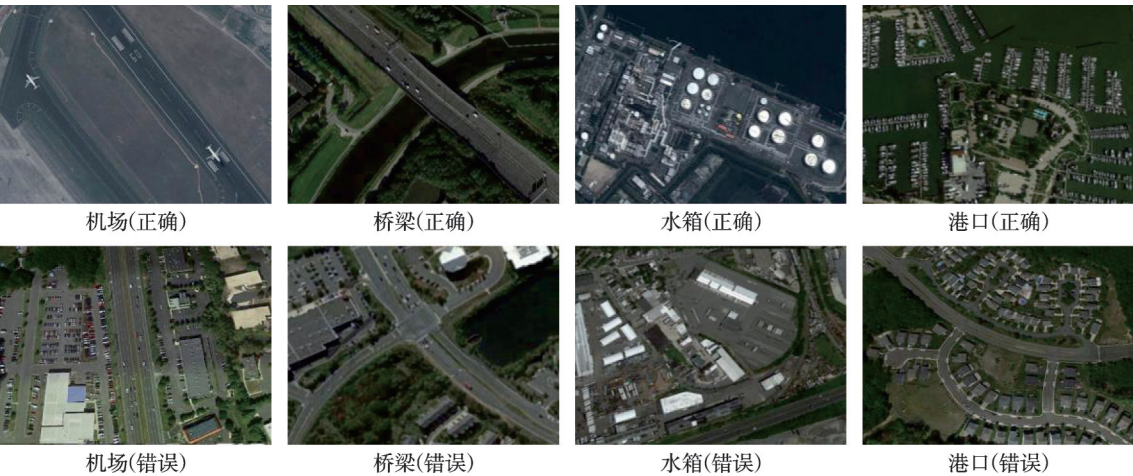


图3 目标集图片示例

Fig.3 Samples of target set images

表1 事件时刻及其无人机编号

Table 1 Incident time and its corresponding UAV number

事件编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
时刻	00:04:58	00:09:11	00:10:42	00:12:12	00:17:02	00:19:01	00:23:54	00:27:28	00:29:52
无人机编号	1	4	3	5	2	4	8	3	2

2.1.2 实验设备

数据采集场景的布置如图4所示。实验房间内光线充足,被试坐在一张椅子上,面前放置一个电脑屏幕,屏幕上挂有面部摄像机(Logitech C270,720 p,30 Hz)和眼动仪(Tobii Eye Tracker 4C,90 Hz)。屏幕仅显示无人机地面站软件窗口,被试通过键盘、鼠标与软件交互。

为了规避该型号眼动仪在更换被试时必须创建个人资料并运行官方校准程序才能使用的设定,在所有实验开始前,由主试创建个人资料并完成了校准程序。在之后的实验中,更换被试时不再重新创建个人资料。为了方便后续评估数据质量或进行可视化分析,在每次正式实验前,播放一段使用脉冲点刺激的九点校准视频,并记录该段数据备用。

2.1.3 数据采集

本实验共招募22名被试,其中男性13名,女性9名,平均年龄为 (22.31 ± 1.5) 岁,且均在20~25岁;无眼部疾病,视力正常或已被矫正至正常;在实验时没有正在接受任何治疗;没有神经或精神疾病史。根据赫尔辛基宣言,所有被试在实验前都充分了解了实验程序,签署了知情同意书,并声明已清楚参与实验后所有可能的收益与后果^[16]。

每次实验邀请1名被试进入实验室。首先,介绍实验基本流程,要求被试尽可能专注地参与实验,并尽可能保证每次事件的反应时间最短;之后,对被试进行不短于10 min的任务培训,确认被试已经完



图4 设备摆放示意

Fig.4 Equipment placement diagram

全理解并掌握实验操作;接着,播放九点校准视频并开始记录眼动数据;在视频播放完后,实验正式开始,运行任务程序,任务过程中不设置休息时间,被试完成所有实验任务后,邀请下一位被试进入实验室进行实验。

2.1.4 数据集准备

对于每次事件,截取事件发生前的 30 s 眼动数据片段,并根据被试选择的探针问卷答案标注为专注或分心,同时,记录被试的反应时间与判断结果的正误。对于每名被试,共得到 9 个样本。由于 1 名男性被试在实验过程中不断看向屏幕外部,导致大量眼动信息丢失,该被试的样本被剔除。最终,数据集中共 21 名被试,189 个样本,其中分心样本 71 个,专注样本 118 个,具体如表 2 所示。

2.2 数据处理

2.2.1 可视化方法

眼动仪未校准时,无法将眼动坐标映射至屏幕图像的相应位置,传统的眼动热点图分析、感兴趣区域 (Region of interest, RoI) 分析等方法均不适用。为此,本文提出了一种独立于绝对位置的可视化方式,通过绘制眼动速度矢量时序图,描述眼动信号随时间的变化细节。一般来说,眼动速度矢量 v_t 可定义为

$$v_t = \frac{s_t - s_{t-1}}{\Delta t} \tag{5}$$

式中: s_t 为当前数据帧注视点坐标, s_{t-1} 为上一数据帧注视点坐标, Δt 为帧间隔时间。由于眼动数据帧间隔时长固定,且速度矢量仅用于定性分析眼动的变化,对量纲不敏感,省略 Δt 的计算,直接以 $s_t - s_{t-1}$ 作为 v_t 的定义。将每一时刻的 v_t 按时间轴排列,可以得到眼动速度矢量时序图,具体绘制方式见图 5。从图 5 中可直观地观察到被试的眼动速度大小与眼动速度方向随时间的变化情况,以一种对绝对坐标不敏感的方式定性分析被试处于不同注意力状态时的眼动活动。

为辅助眼动速度矢量时序图分析,拟对部分数据绘制眼动热点图,这需要获取准确的眼动坐标,用于匹配屏幕图像。本文基于预先录制的九点校准数据,使用 ETCAL 库^[17]对眼动数据进行校准,再根据校准后的注视点,使用 PyGaze 库^[18]生成眼动热点图并映射至实验屏幕录制视频中,时间窗口设置为 10 s。校准后的眼动坐标点仅用于热点图的生成,不参与本文其他部分的分析。

2.2.2 眼动行为检测

眨眼、凝视和扫视等眼动行为是多数眼动评估任务的重点关注内容。由于选用的眼动仪不提供眨眼检测功能,本文将时长短于 400 ms 的无效眼动数据视为眨眼行为,这一取值源于人类的常规眨眼时长^[19]。由于眼动仪未校准时,无法获知准确的眼动坐标,难以计算精确的眼动速度,基于速度特征的检测方

表 2 数据集中样本分布

Table 2 Sample distribution in data set

编号	性别	样本数		编号	性别	样本数	
		分心	专注			分心	专注
1	女	2	7	12	男	5	4
2	男	3	6	13	女	3	6
3	女	2	7	14	男	5	4
4	男	6	3	15	男	5	4
5	女	1	8	16	女	2	7
6	男	5	4	17	男	5	4
7	女	6	3	18	男	3	6
8	男	2	7	19	女	1	8
9	男	2	7	20	男	6	3
10	女	4	5	21	女	2	7
11	男	1	8				

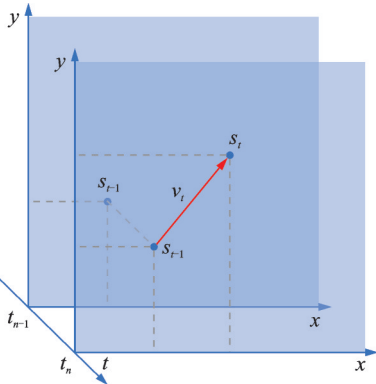


图 5 眼动速度矢量时序图绘制方式

Fig.5 Drawing method of eye movement velocity vector time series diagram

法不能正常工作。本文基于双均值聚类方法进行凝视数据的检测,其主要思想为:假设某一时刻的眼动行为只可能是注视或扫视,通过设置一个滑动窗口,窗口大小仅容纳一次扫视,将窗口中的眼动坐标使用双均值聚类强制分为两簇,记录窗口中眼动坐标点在两簇数据间的转移次数,并将转移次数的倒数作为注视权值。如果窗口内的眼动包含扫视,则眼动坐标点在两簇数据间的转移集中在扫视的时刻,得到的注视权值为一个较小的值;而如果窗口内不包含扫视,眼动坐标点在两簇数据间的转移主要由噪声驱动,将会频繁发生转移,得到一个较大的权值。通过设置注视权值的阈值等参数,可以对注视行为进行有效的检测。由于数据采集的眼动仪采样率为 90 Hz,因此进行了 90、60 和 30 Hz 的下采样,其余参数采用文献[20]推荐的参数进行检测。

2.2.3 眼动特征计算

对于每个样本,将横坐标与纵坐标进行归一化处理,并使用相邻两帧的坐标差值表示速度的度量,用相邻两帧的速度差值表示加速度的度量。分别计算了横轴、纵轴方向的平均速度、最大速度、平均加速度和最大加速度等速度相关特征。同时,计算了每个样本的平均注视权值、平均注视时长、最长注视时长、注视次数、注视/扫视比、眨眼频率和平均眨眼时长等眼动行为相关特征。

3 结果与分析

3.1 数据可视化结果分析

根据不同注意力状态的样本绘制出的典型眼动速度矢量时序图与眼动热点图如图 6 所示。本文基于速度矢量时序图进行可视化定性分析,并在眼动热点图上验证基于速度矢量时序图的判断,以证明该方法的有效性。

当被试处于专注状态时,从眼动速度矢量时序图中可以观察到,在大部分速度大小逐渐增加到一个峰值再逐渐减小的眼动行为中,没有伴随速度方向的较大变化,这说明被试正在有意识地将目光转移到一个确定的位置。同时,速度值较小的矢量和速度值较大的矢量在时间轴上均匀分布,说明在被试的眼动中凝视与扫视交替出现且均占有一定比例,该段眼动样本中包含信息加工的过程^[21]。眼动热点图上的表现证实了这一推断,可以观察到,被试的目光在无人机间交替跳跃,这是为了保证在无人机图标变色时尽可能做出较快响应。

当被试处于分心状态时,注意力一般不在屏幕呈现的任务画面中,此时的眼动不再带有信息获取的目的,趋向于长时间凝视屏幕中某个无意义的坐标,或是四处漫无目的地扫视,本文将这两种状态分别定义为凝视密集型分心和扫视密集型分心。在部分样本中,两种状态也可能同时交替出现,为了直观地展示出两种状态的特点,本节仅展示只出现了一种状态的典型样本。

从典型的凝视密集型分心样本眼动速度矢量时序图中可以看出,长度较小的速度矢量占据了时间轴的大部分片段,这表示此时的眼动脱离了意识的控制,被试处于长时间发呆状态。眼动热点图上的表现可以证实,被试的视线集中在不利于保证任务效率的区域,这将导致任务绩效的降低。

从典型的扫视密集型分心样本眼动速度矢量时序图中可以看出,被试的眼动存在大量高速、方向散乱的扫视,目光不存在明确的目标,几乎没有凝视部分,这表明眼动不伴随信息的获取。眼动热点图上的表现可以证实,被试的视线分布在与任务相关性较低的区域,甚至从搜索监督区域移出,这可能大幅影响到任务效率。

3.2 相关性分析

为了揭示 2.3.3 节计算的速度相关特征和眼动行为相关特征与操作员分心状态、反应时间、判断准确性的相关性,本文进行了皮尔逊相关性分析,结果如表 3 所示。由于部分特征与分心和反应时间相关性较弱,为了提高可读性,只标注了相关性较强的特征。

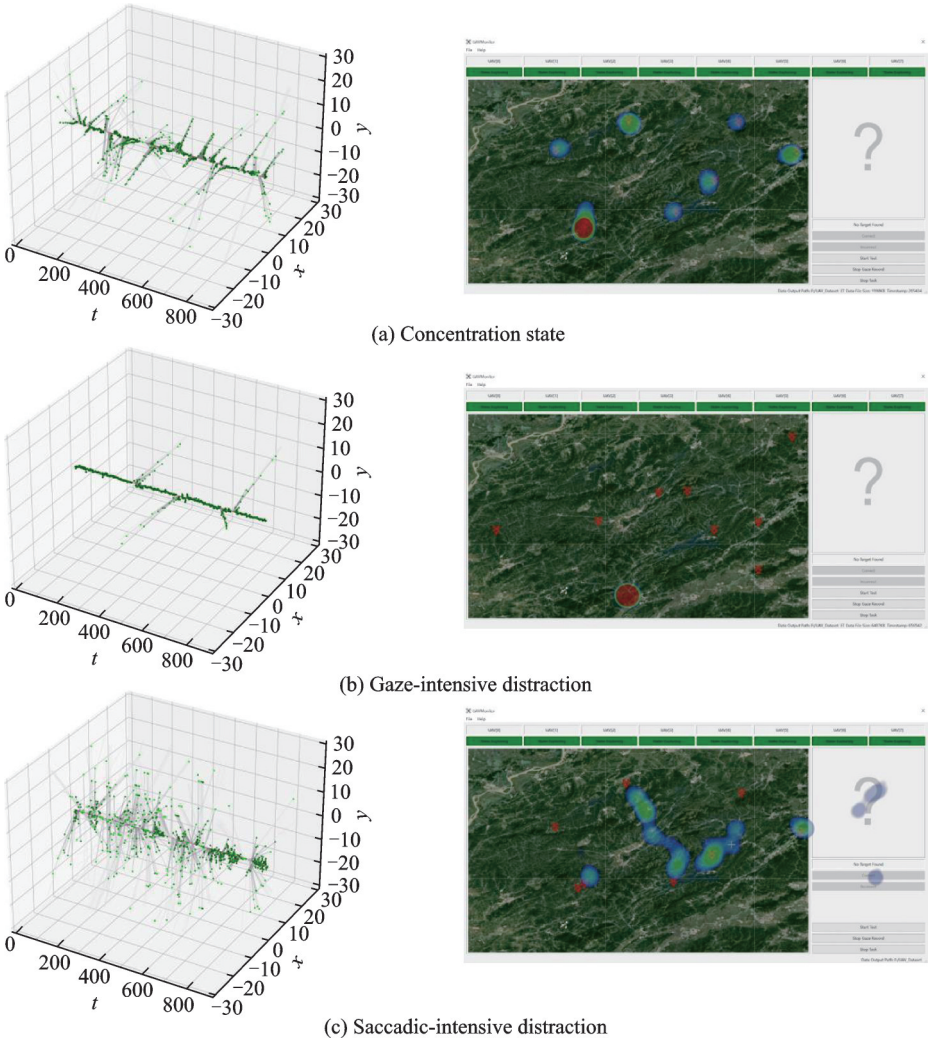


图6 不同状态下的速度矢量时序图与眼动热点图

Fig.6 Velocity vector time series and eye movement hot spot maps in different states

表3 皮尔逊相关性分析结果

Table 3 Pearson correlation analysis results

参与计算的特征	分心状态	反应时间	判断准确性	平均注视权值	平均注视时长	最长注视时长	注视/扫视比	眨眼频率
分心状态	1.00	0.89	0.89	-0.44	0.46	0.42	0.29	0.19
反应时间	0.89	1.00	0.98	-0.34	0.33	0.25	0.16	0.12
判断准确性	0.89	0.98	1.00	-0.32	0.31	0.23	0.15	0.13
平均注视权值	-0.44	-0.34	-0.32	1.00	-0.86	-0.80	-0.88	-0.28
平均注视时长	0.46	0.33	0.31	-0.86	1.00	0.91	0.80	0.06
最长注视时长	0.42	0.25	0.23	-0.80	0.91	1.00	0.75	0.04
注视/扫视比	0.29	0.16	0.15	-0.88	0.80	0.75	1.00	0.21
眨眼频率	0.19	0.12	0.13	-0.28	0.06	0.04	0.21	1.00

从表3可以观察到,分心状态、反应时间和判断准确性三者间存在较强的相关性,被试的分心会明显地影响到执行任务的效率,同时,反应时间和判断准确性也可以作为分心状态的有效度量。对于速度相关特征和眼动行为相关特征,从各特征的来源可以预期,大多数特征与从相同记录模式中提取的其他特征显著相关,例如,最长注视时长与平均注视时长呈正相关。除此之外,可以观察到分心与更长的反应时间呈正相关,说明分心确实影响到了被试的任务效率,对操作员的工作效率有着显著影响。平均注视权值与分心呈中度负相关,平均注视时长与最长注视时长与分心呈中度正相关,说明被试在分心时可能容易表现出长时间的注视。

总体而言,根据未校准的眼动仪数据计算出的速度相关特征和眼动行为相关特征与分心状态、反应时间及判断准确性这3类绩效度量存在一定相关性,证明了使用未校准眼动仪对操作员进行分心检测或任务效率预测的可能。

3.3 分心检测

为了验证计算出的特征能否进行有效的分心检测,选用一些常见的分类器进行分类,包括决策树(Decision tree, DT)、随机森林(Random forest, RF)、k近邻(k-nearest neighbors, KNN)、高斯朴素贝叶斯(Gaussian naive Bayes, GNB)、线性判别分析(Linear discriminant analysis, LDA)、二次判别分析(Quadratic discriminant analysis,

QDA)和支持向量机(Support vector machine, SVM)。分类器在Python环境下通过sklearn包实现,并选用默认参数;同时,本文基于校准后的眼动数据,使用Zarour等提出的方法^[22],提取眼球运动速度高于300°/s的扫视和低于100°/s的注视,计算眼跳计数、平均眼跳幅度、注视计数和平均注视时间等特征,使用效果最好的RF分类器进行分类,用于与本文提出的未校准方法进行对比。为了检验训练出的模型在跨被试情形下的泛化性能,基于被试编号划分数据集,进行了留一交叉验证,即每次将1名被试的数据作为测试集、其余被试的数据用于训练,重复该过程直到每个被试都被用作一次测试集,并将每次验证得到的准确率的平均值作为最终的准确率,实验结果如表4所示。

基于未校准眼动仪计算的特征进行分类的准确率最高达到0.99,平均准确率最高为0.82,这显示出使用未校准眼动仪进行分心检测的潜力。基于校准后数据的分类结果优于未

表4 常见分类器在数据集上的分类效果									
Table 4 Classification effect of common classifiers on datasets									
被试	DT	RF	KNN	GNB	LDA	QDA	SVM	校准+RF	
1	0.60	0.90	0.70	0.90	0.80	0.90	0.90	0.93	
2	0.60	0.60	0.90	0.80	0.80	0.80	0.70	0.85	
3	0.73	0.73	0.73	0.73	0.91	0.82	0.73	0.80	
4	0.64	0.64	0.73	0.82	0.82	0.82	0.82	0.87	
5	0.56	0.67	0.67	0.78	0.56	0.56	0.56	0.85	
6	0.82	0.83	0.83	0.83	0.83	0.83	0.83	0.88	
7	0.50	0.60	0.98	0.98	0.80	0.98	0.80	0.99	
8	0.78	0.56	0.56	0.56	0.56	0.56	0.56	0.63	
9	0.82	0.91	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98	
10	0.56	0.89	0.78	0.89	0.89	0.89	0.89	0.93	
11	0.50	0.40	0.40	0.50	0.40	0.40	0.40	0.55	
12	0.64	0.82	0.82	0.82	0.82	0.82	0.82	0.90	
13	0.82	0.98	0.98	0.98	0.56	0.89	0.89	0.98	
14	0.82	0.83	0.83	0.83	0.83	0.83	0.83	0.88	
15	0.73	0.73	0.73	0.73	0.91	0.82	0.73	0.80	
16	0.60	0.60	0.90	0.80	0.80	0.80	0.70	0.86	
17	0.84	0.85	0.85	0.85	0.85	0.85	0.85	0.87	
18	0.83	0.93	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	
19	0.66	0.66	0.75	0.85	0.85	0.85	0.85	0.90	
20	0.61	0.91	0.71	0.91	0.81	0.91	0.91	0.95	
21	0.76	0.76	0.76	0.76	0.94	0.86	0.76	0.83	
平均值	0.69	0.75	0.79	0.82	0.80	0.82	0.79	0.87	
标准差	0.12	0.15	0.15	0.13	0.15	0.14	0.14	0.11	

校准的结果,但差距可以接受。将未校准眼动数据中表现最优的 GNB 分类结果与校准后方法的分类结果进行 t 检验, $p=0.23>0.05$, 结果无显著性差异,证明了基于未校准眼动仪进行分心检测的可行性。

4 结束语

本文分析了校准对眼动仪测量结果的影响,针对未经校准的眼动数据,提出了可视化分析方法、眼动行为检测方法和眼动特征计算方法,并在模拟的多无人机协同搜索监督任务中采集数据集,对提出的方法进行验证,确认了使用未校准的眼动仪进行分心检测的可能。校准环节目前仍是很多应用场景中眼动仪投入实际使用的较大阻碍,省略或简化该过程能大幅提升眼动仪使用过程的无感性与易用性,进一步拓宽眼动仪的应用范围。在未来的研究中,笔者将尝试基于深度学习等前沿技术进一步提升基于未校准的眼动仪进行分心检测的效率,探索更加便捷、高效的眼动仪使用方法,推动眼动追踪技术在各个领域的广泛应用。

参考文献:

- [1] 李鹏举,毛鹏军,耿乾,等.无人机集群技术研究现状与趋势[J].航空兵器,2020,27(4): 25-32.
LI Pengju, MAO Pengjun, GENG Qian, et al. Research status and trend of UAV swarm technology[J]. Aero Weaponry, 2020, 27(4): 25-32.
- [2] 赵旭康,柳丽香,王卉.无人机飞行员心理选拔胜任特征[J].科技资讯,2021,19(7): 185-187.
ZHAO Xukang, LIU Lixiang, WANG Hui. Psychological selection of UAV pilots competency characteristics[J]. Science & Technology Information, 2021, 19(7): 185-187.
- [3] CUMMINGS M, MASTRACCHIO C, THORNBURG K, et al. Boredom and distraction in multiple unmanned vehicle supervisory control[J]. Interacting with Computers, 2013, 25(1): 34-47.
- [4] 史校川,金锺,王春生,等.美国军民用无人机系统事故案例分析[J].航空标准化与质量,2017,281(3): 46-49.
SHI Xiaochuan, JIN Lei, WANG Chunsheng, et al. Case study of U.S. military and civilian unmanned aircraft system accidents[J]. Aeronautic Standardization & Quality, 2017, 281(3): 46-49.
- [5] ROY R N, BOVO A, GATEAU T, et al. Operator engagement during prolonged simulated UAV operation[J]. IFAC-PapersOnLine, 2016, 49(32): 171-176.
- [6] SENOUSI M, VERDIERE K J, BOVO A. Pre-stimulus antero-posterior EEG connectivity predicts performance in a UAV monitoring task[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). [S.l.]: IEEE, 2017: 1167-1172.
- [7] PASTEL S, MARLOK J, BANDOW N. Application of eye-tracking systems integrated into immersive virtual reality and possible transfer to the sports sector—A stematic review[J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82(3): 4181-4208.
- [8] GHOSH S, DHALL A, HAYAT M. Automatic gaze analysis: A survey of deep learning based approaches[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 46(1): 61-84.
- [9] NYSTRÖM M, ANDERSSON R, HOLMQVIST K. The influence of calibration method and eye physiology on eyetracking data quality[J]. Behavior Research Methods, 2013, 45: 272-288.
- [10] HASSAN M A, ALDRIDGE C M, ZHUANG Y. Approach to quantify eye movements to augment stroke diagnosis with a non-calibrated eye-tracker[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2022. DOI:10.1109/TBME.2022.3227015.
- [11] KASPROWSKI P, HAREZLAK K. Protecting from lunchtime attack using an uncalibrated eye tracker signal[C]//Proceedings of ACM Symposium on Eye Tracking Research and Applications. [S.l.]: ACM, 2020: 1-5.
- [12] KASPROWSKI P, HAREZLAK K. Using the uncalibrated eye tracker signal in the gaming environment[C]//Proceedings of the 12th ACM Symposium on Eye Tracking Research and Applications. [S.l.]: ACM, 2020: 61.
- [13] KAR A, CORCORAN P. A review and analysis of eye-gaze estimation systems, algorithms and performance evaluation methods in consumer platforms[J]. IEEE Access, 2017, 5: 16495-16519.
- [14] SMALLWOOD J, SCHOOLER J W. The science of mind wandering: Empirically navigating the stream of consciousness[J].

Annual Review of Psychology, 2015, 66: 487-518.

- [15] CHENG G, HAN J, ZHOU P, et al. Multi-class geospatial object detection and geographic image classification based on collection of part detectors[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 98: 119-132.
- [16] 韩锦, 董博文, 刘邈, 等. 基于 P300-SSVEP 的双人协同脑-控机械臂汉字书写系统[J]. 数据采集与处理, 2022, 37(6): 1401-1411.
HAN Jin, DONG Bowen, LIU Miao, et al. Two person collaborative brain controlled robotic arm system for writing Chinese character using P300 and SSVEP features [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2022, 37(6): 1401-1411.
- [17] KASPROWSKI P, HAREZLAK K. ETCAL—A versatile and extendable library for eye tracker calibration[J]. Digital Signal Processing, 2018, 77: 222-232.
- [18] DALMAIJER E S, MATHÔT S, VAN DER STIGCHEL S. PyGaze: An open-source, cross-platform toolbox for minimal-effort programming of eyetracking experiments[J]. Behavior Research Methods, 2014, 46: 913-921.
- [19] CORI J M, ANDERSON C, SOLEIMANLOO S S. Narrative review: Do spontaneous eye blink parameters provide a useful assessment of state drowsiness?[J]. Sleep Medicine Reviews, 2019, 45: 95-104.
- [20] HESSELS R S, NIEHORSTER D C, KEMNER C. Noise-robust fixation detection in eye movement data: Identification by two-means clustering (I2MC)[J]. Behavior Research Methods, 2017, 49: 1802-1823.
- [21] RUSSO J E. Eye fixations as a process trace[M]//A Handbook of Process Tracing Methods. London: Routledge, 2019: 4-26.
- [22] ZAROOR M, BEN ABDESSALEM H, FRASSON C. Distraction detection and monitoring using eye tracking in virtual reality[C]//Proceedings of International Conference on Intelligent Tutoring Systems. Cham: Springer Nature Switzerland, 2023: 491-503.

作者简介:



徐天泽(1999-),男,硕士研究生,研究方向:脑机融合智能,E-mail: xutianze@nuaa.edu.cn。



孙茜茜(2000-),女,硕士研究生,研究方向:脑机融合智能。



张道强(1978-),男,教授,研究方向:人工智能、机器学习、模式识别及医学图像分析等。



陈芳(1991-),通信作者,女,副教授,研究方向:医学图像智能分析、手术精准导航和诊疗一体化等,E-mail: chenfang@nuaa.edu.cn。

(编辑:王静)