

同濟大學

TONGJI UNIVERSITY

毕业设计（论文）

课题名称 探究目标移动下的菲兹定律及其认知过程

副标题

学 院

机械与能源工程学院

专 业

工业工程

学生姓名

李敏

学 号

1952408

指导教师

周健

日 期

2023. 5. 26

探究目标移动下的菲兹定律及其认知过程

摘 要

菲兹定律指出移动时间随目标宽度增大而减小, 随移动距离增加而增加, 移动时间与目标宽度、移动距离存在对数线性关系; 并使用难度指数描述不同任务的认知难度, 即难度指数越大, 认知难度越高。但是, 目前关于菲兹定律的研究大多集中在静态目标, 针对目标移动下的菲兹定律以及这个过程认知情况的研究存在空缺。基于此, 本文以实验研究和向量机算法为基础, 从不同角度深入探讨目标移动下的菲兹定律及其认知过程。

首先, 通过改变目标移动速度的大小与方向(靠近运动与远离运动)、目标宽度及移动距离设置了 20 种认知难度并收集实验数据, 以数据为基础, 使用数学模型进行拟合, 提出了目标移动下的菲兹定律公式并重新定义了困难指数。此外, 使用绩效指标(移动时间、正确命中次数)对 20 种认知难度进行定性衡量, 使用新定义的困难指数对认知难度进行定量衡量。基于本文所选择的实验参数而得到的实验结果表明: 在目标移动时, 移动时间仍与移动距离呈正相关, 与目标宽度呈反相关。移动时间与移动速度、移动距离及目标宽度仍存在对数线性关系。相比远离运动, 靠近运动的移动时间更少, 正确命中次数更多, 困难指数更小, 这说明靠近运动认知难度更小。进一步, 在远离运动中, 速度越大, 目标宽度越小, 移动距离越大, 移动时间更多, 正确命中次数更少, 困难指数更大, 这表明其认知难度更大。在靠近运动中, 一定范围内, 速度越大, 移动时间更少; 当目标宽度较小时, 速度越大, 正确命中次数越少, 当目标宽度较大时, 速度越大, 正确命中次数更多。

其次, 仅凭移动时间与正确命中次数反映认知难度略显片面, 因此使用眼动追踪技术以探究眼睛在移动目标追踪过程中的参与情况, 以眨眼次数和瞳孔扩张程度这两种眼动数据为指标进一步反映认知难度水平, 并与第一阶段的结果相互对比和验证。已有研究证明, 较少的眨眼次数, 较大的瞳孔扩张程度表明较大的认知难度。本论文实验结果为: 难度指数越大的认知模式, 眨眼次数越少, 相对瞳孔扩张程度更大。这一结果与第一阶段的结果能够互相印证。

最后, 基于支持向量机算法探讨仅使用移动时间、正确命中次数、眨眼次数和瞳孔扩张程度这四个特征能否有效的识别各认知模式。结果发现各个认知模式均得到了准确的分类和预测, 这进一步验证了以上特征在认知过程中的重要性和可行性。

综上所述, 本文通过实验研究和向量机算法, 深入探讨了目标移动下的菲兹定律及其认知过程。实验结果表明, 在目标移动时, 移动时间与移动速度、移动距离及目标宽度具有对数线性关系。靠近运动相比远离运动具有更小的认知难度。眼动数据进一步验证了认知难度水平, 较少的眨眼次数和较大的瞳孔扩张程度与较大的认知难度相关。支持向量机算法成功识别了各认知模式, 证实了移动时间、正确命中次数、眨眼次数和瞳孔扩张程度在认知过程中的重要性。因此, 本研究填补了菲兹定律在目标移动研究方面的空白, 并通过眼动数据的比较丰富了眼动仪的应用。

关键词: 目标移动, 菲兹定律, 认知难度, 眼动追踪, 支持向量机

Investigation of Fitts' Law and Its Cognitive Processes Considering Target Movement

ABSTRACT

Fitts's Law states that the movement time decreases with an increase in target width and increases with an increase in movement distance. It also establishes a logarithmic relationship between movement time and target width, as well as movement distance. Difficulty index is used to describe the cognitive difficulty of different tasks, where higher difficulty index indicates greater cognitive difficulty. However, current research on Fitts's Law primarily focuses on static targets, leaving a gap in understanding Fitts's Law and cognitive processes in the context of target movement. Based on this, this study investigates Fitts's Law and its cognitive processes considering target movement through experimental research and support vector machine algorithms.

Firstly, by varying the magnitude and direction of target movement velocity (approaching motion and receding motion), target width, and movement distance, 20 levels of cognitive difficulty were established, and experimental data were collected. Using mathematical modeling based on the collected data, a formula for Fitts's Law under target movement was proposed, and the difficulty index was redefined. In addition, performance indicators such as movement time and successful hits were used for qualitative assessment of the 20 levels of cognitive difficulty, while the newly defined difficulty index was used for quantitative measurement of cognitive difficulty. The experimental results obtained based on the selected parameters in this study indicate the following: during target movement, movement time still correlates positively with movement distance and negatively with target width. The logarithmic relationship between movement time and movement velocity, movement distance, and target width remains valid. Compared to receding motion, approaching motion exhibits shorter movement time, higher successful hits, and lower difficulty index, indicating lower cognitive difficulty. Furthermore, in receding motion, higher velocity, smaller target width, and greater movement distance result in longer movement time, lower successful hits, and higher difficulty index, indicating higher cognitive difficulty. Within a certain range of approaching motion, higher velocity leads to less movement time. When the target width is small, higher velocity leads to fewer successful hits, while larger target widths combined with higher velocity result in more successful hits.

Secondly, relying solely on movement time and successful hits to reflect cognitive difficulty is somewhat limited. Therefore, eye-tracking technology was employed to investigate the involvement of the eyes in the process of tracking moving targets. Blink frequency and pupil dilation, two eye-tracking data indicators, were used to further reflect the level of cognitive difficulty and compared

and validated against the results from the first stage. Previous studies have shown that fewer blinks and greater pupil dilation indicate higher cognitive difficulty. The experimental results of this study demonstrate that cognitive patterns with higher difficulty indices correspond to lower blink frequency and relatively greater pupil dilation. This finding is consistent with the results from the first stage and reinforces their mutual validity.

Finally, the support vector machine algorithm was employed to explore whether the four features of movement time, successful hits, blink frequency, and pupil dilation can effectively classify and predict different cognitive patterns. The results show accurate classification and prediction of all cognitive patterns, further confirming the importance and feasibility of these features in the cognitive process.

In conclusion, this study delves into Fitts's Law and its cognitive processes considering target movement through experimental research and support vector machine algorithms. The experimental results reveal a logarithmic relationship between movement time and movement velocity, movement distance, and target width during target movement. Approaching motion exhibits lower cognitive difficulty compared to receding motion. Eye-tracking data further validate the level of cognitive difficulty, where fewer blinks and greater pupil dilation correspond to higher cognitive difficulty. The successful classification of cognitive patterns using the support vector machine algorithm confirms the significance of movement time, successful hits, blink frequency, and pupil dilation in the cognitive process. Therefore, this research fills the research gap in the study of Fitts's Law considering target movement and enriches the application of eye-tracking technology.

Key words: target movement, Fitts' Law, cognitive difficulty, eye-tracking, support vector machine

目 录

第 1 章 引言	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究目标与意义	1
1.3 研究方法	1
1.4 章节安排	2
第 2 章 理论基础及研究现状	3
2.1 理论基础	3
2.1.1 菲兹定律	3
2.1.2 眼动追踪	3
2.2 研究现状	4
2.2.1 菲兹定律研究现状	4
2.2.2 眼动追踪研究现状	6
2.3 本章小结	7
第 3 章 考虑目标移动因素的菲兹定律实验	8
3.1 实验目的	8
3.2 实验设计	8
3.2.1 被试	8
3.2.2 实验软件和设备	8
3.2.3 实验呈现方式	8
3.2.4 变量选取	10
3.2.5 实验步骤	12
3.3 数据分析	12
3.3.1 一分钟内正确命中次数	12
3.3.2 移动时间	17
3.3.3 数据拟合	20
3.3.4 讨论	22
3.4 本章小结	23
第 4 章 基于眼动技术探究目标追踪过程中的认知情况	24
4.1 实验目的	24

4.2 实验设计	24
4.2.1 被试	24
4.2.2 实验设备和软件	24
4.2.3 实验呈现方式	25
4.2.4 变量选取	26
4.2.5 实验步骤	27
4.3 眼动数据预处理	27
4.3.1 导出原始数据	28
4.3.2 瞳孔数据预处理	29
4.4 数据分析	30
4.4.1 一分钟内眨眼次数	30
4.4.2 瞳孔直径	33
4.5 本章小结	37
第 5 章 基于多分类支持向量机识别认知模式	38
5.1 支持向量机原理	38
5.2 使用多分类支持向量机进行分类	40
5.3 本章小结	43
第 6 章 总结与展望	45
6.1 本文工作总结	45
6.2 未来工作	45
参考文献	47
致谢	50

第1章 引言

1.1 研究背景

菲兹定律作为人因学的经典理论之一，表达了在静态目标下，移动距离和目标宽度对移动时间的影响。一般而言，距离越小，目标宽度越大，移动时间越小。此外，菲兹定律使用难度指数对不同任务的认知难度进行衡量。自1954年菲兹定律诞生以来，便得到了广泛关注与应用。就实验对象而言，菲兹定律不仅适用于青壮年，同样也适用于老人和小孩；就实验环境而言，菲兹定律在水中、空气中、显微镜下均有很强的适用性。在计算机科学和人机交互领域，菲兹定律被用于优化界面设计、移动设备和计算机输入设备的设计；在认知心理学领域，菲兹定律被用于研究人类的运动控制、注意力和认知负荷等方面。

但是在移动条件下有关菲兹定律的研究远少于在静态目标下的研究，基于此，本文考虑移动目标对菲兹定律的影响，探究追踪目标从固定变为移动后菲兹定律的变化情况以及移动目标下的认知难度。在以往学者相关理论的基础上，设计并实施实验，对实验数据进行分析，利用眼动技术探究目标追踪过程中的眼睛动作，并使用支持向量机识别不同难度的认知模式。

1.2 研究目标与意义

本研究的主要目标是探究目标移动下的菲兹定律及其认知过程。因此，第一个研究目标是探讨目标在移动条件下，目标移动速度的大小与方向、目标宽度、移动距离对菲兹定律的影响。引入速度这一因素后，研究还将分析原菲兹定律所定义的困难指数的变化情况，以及绩效指标（移动时间、正确命中次数）和困难指数在反映认知难度方面的作用。第二个目标是通过使用眼动追踪技术来探究目标追踪过程中的眼动参与情况，分析眨眼次数和瞳孔扩张程度这两个眼动数据如何反映认知难度。第三个目标是利用支持向量机判断绩效指标和眼动数据是否能够有效地识别和分类不同的认知难度，从而验证绩效指标和眼动数据在认知任务中的重要性 and 可行性。

本研究的意义在于通过文献综述对菲兹定律理论及其发展以及眼动理论及其发展进行梳理。采用实验研究方法来探究目标移动下的菲兹定律及其认知过程，有助于扩大菲兹定律的应用范围，有助于加深人们对目标移动时的认知难度的理解。此外，利用眼动技术研究眼睛在追踪移动目标时的动作参与情况，有助于促进眼动技术及眼动数据在认知任务中的应用。最后，使用支持向量机进行分类，进一步证明了绩效指标与眼动数据在认知工作中的重要程度。

综上，本研究旨在通过不同角度和指标对移动目标下的菲兹定律及其认知过程进行研究，为进一步理解和应用菲兹定律提供有力的支持，并在认知工作领域具有重要的研究意义。

1.3 研究方法

本文的研究方法主要包括文献研究法、实验研究法。

文献研究法：通过知网、万方、谷歌学术等多个渠道广泛搜集与目标移动下的菲兹定律相关的文献研究。这些文献研究为本研究在移动目标条件下探索菲兹定律及其认知过程提供了深入的理论基础和方法思路。同时，对眼动技术的发展与应用进行综合调研，为研究目标追踪过程中眼动参与情况提供了理论支持

实验研究法：针对移动目标条件下的研究目标，设计并实施了一系列实验，并对所获得的数据进行了详细分析。首先，通过实验研究目标移动速度对移动时间及正确命中次数的影响，为深入考察移动目标条件下菲兹定律的影响提供了可靠的实验基础。其次，应用眼动技术设计相关实验并进行数据分析，以探究目标移动下眼睛动作的参与情况，为研究眼动数据在认知工作中的应用提供了实证支持。此外，应用支持向量机进行认知模式的分类实验，为验证绩效指标和眼动数据在认知工作中的重要性奠定实验基础。

综合运用文献研究法和实验研究法的方法，使得本研究在理论和实践上具有重要意义。文献研究法广泛了解了菲兹定律和眼动技术的发展，为本研究的理论框架和方法提供了充分的理论支持。实验研究法通过实验设计和数据分析，可靠地支持了对目标移动下菲兹定律及眼睛参与情况的深入研究。这些研究方法的应用使本研究更加科学可靠，并对认知工作的理论发展和实际应用具有重要推动作用。

1.4 章节安排

本论文分为 6 章。

第 1 章：引言。阐述本文的研究背景、研究目标及意义、研究方法与章节安排。

第 2 章：理论基础及研究现状。对菲兹定律和眼动技术进行文献综述。

第 3 章：考虑目标移动因素的菲兹定律实验。包括实验目的、实验设计、数据分析、小结四部分，探究不同认知难度下移动速度（大小和方向）对移动时间及正确命中率的影响，进而探究菲兹定律在移动条件下的适用性。

第 4 章：基于眼动技术探究目标追踪过程中的认知情况。包括实验目的、实验设计、眼动数据预处理、数据分析、小结五部分，探究眼睛动作在不同认知难度下的变化，进而揭示眼动数据与菲兹定律中的认知难度之间的关系。

第 5 章：基于多分类支持向量机识别认知模式。包括支持向量机的原理、使用多分类支持向量机进行分类、小结三部分，将绩效指标与眼动数据结合起来，使用多分类支持向量机识别不同的认知模式，进一步揭示了绩效指标与眼动数据在认知工作中的重要性。

第 6 章：总结与展望。对本论文的研究进行总结，指出局限与不足，提出后续研究方向。

第 2 章 理论基础及研究现状

本章旨在对菲兹定律及眼动技术相关的研究进行全面的文献归纳、整理和总结。通过广泛搜集与菲兹定律和眼动技术相关的文献，对这些研究进行系统性的归纳和总结，以便为深入了解菲兹定律和眼动技术的发展趋势、应用情况以及存在的问题和挑战提供理论基础和参考依据。

2.1 理论基础

2.1.1 菲兹定律

菲兹定律由 Paul Fitts^[1]于 1954 年提出，阐述了移动距离与目标宽度对移动时间的影响，其关系可以用一个线性方程表示，即：

$$MT = a + b \log_2 \left(\frac{2D}{W} \right) \quad (2.1)$$

其中 MT 指移动时间（Movement time, MT），a、b 是由经验确定的系数，D 指移动距离，也称作动作幅度（Amplitude of movement），W 指目标宽度（Target width）。由公式可以发现，随着目标宽度的减小与移动距离的增加，MT 也会增加。菲兹将这种现象定义为难度指数（Index of difficulty, ID），ID 表示完成特定任务所需的认知和运动资源的相对难度，它可用于衡量不同任务的认知难度。一般情况下：ID 越大，任务的认知难度越高，需要更多的注意力和精确性来完成任务。ID 的公式为：

$$ID = \log_2 \left(\frac{2D}{W} \right) \quad (2.2)$$

在菲兹方程中，a 代表的当难度指数为 0 时所对应的截距，从公式上来说，此时 $W=2D$ ；从任务难度来说，此时为零难度任务，此时可以认为目标的起点与终点位置相同。但是在实际任务中，菲兹定律不能很好的难度指数小于 3bits 的运动，即简单运动，因此在 1960 年，Welford^[2]修正了公式 2.1：

$$MT = a + b \log_2 \left(\frac{D}{W} + 0.5 \right) \quad (2.3)$$

MacKenzie^{[3][4]}在对香农（信息理论创始人）的研究成果重新研究后，为了确保难度指数始终为正值，于 1989 年将公式再次修正为：

$$MT = a + b \log_2 \left(\frac{D}{W} + 1 \right) \quad (2.4)$$

纵观这些公式，易发现他们只是对难度指数的定义不同。

2.1.2 眼动追踪

眼动（眼球运动）追踪作为收集眼睛信号的强大方法，可以有效获得反映人类行为和精神状态的眼动数据，比如注视点、注视方向、瞳孔大小及眨眼率等。

眼动模式主要分为三类：注视（fixation），扫视（saccade）和平滑追踪（smooth pursuit）。注视是利用眼睛中央凹的高分辨率来最大化获得目标视觉信息的过程，它表现为稳定停留在被观察物体上的时间，一般为 0.2 至 0.6 秒。注视并不意味着眼球没有任何运动，事实上，在注视中仍然存在三种微小的运动：自发的间歇微颤，慢漂移与微跳动^[5]。自发的间歇微颤运动是人类获取信息的必备运动，慢漂移使得目标可以慢慢的离开中央凹，而微跳动可以纠正慢漂移产生的误差，使得注视保持正确的状态。扫视（也称为眼跳）是从一个注视点快速（通常为 20 至 100 毫秒）的转移到新的注视点的过程，扫视反映了注意力的变化。平滑跟踪指眼睛连续运动以跟踪移动的物体，若物体静止，平滑跟踪便不会产生。当人们观察一个场景或者在一个场景下搜寻一个物体时，会进行一系列快速的扫视，期间会在其关键特征上注视相对较长的时间或者平滑的跟踪移动物体。这种眼动模式可以在中央凹视觉焦点有限的情况下，快速收集详细的视觉信息。值得注意的是，这些信息仅在注视或平滑跟踪中由大脑进行处理，在扫视期间不进行任何信息处理。

对于眼动数据的获取，通常使用眼动仪这一工具。从广义上讲，眼动仪指可以测量眼睛信号的系统，包括眼球运动，眨眼和瞳孔大小。根据是否附着在眼睛本身可以分为侵入性眼动仪（比如隐形眼镜）与非侵入性眼动仪。非侵入性眼动仪可分为眼电图与基于视频的眼动仪。前者通过在眼睛附近放置电极检测眼球运动，后者使用一个或多个摄像头记录眼部运动视频。基于视频的眼动仪可分为远程（固定）眼动仪和可穿戴（头戴式）眼动仪。前者将摄像机安装在显示视觉刺激的静止物体上（多指 PC 显示器）并从远处跟踪人的眼睛。被试需要在屏幕前静止的执行任务（例如阅读或点击实验）^[6]。后者将摄像机安装在类似眼镜的框架上并从近处跟踪人的眼睛，被试可以自由移动^[7]。对于穿戴式眼动仪，通常还包括一个记录人的视野的前置摄像头，使得分析人员可以在不断变化的视觉场景下更加准确地分析眼睛信号。

2.2 研究现状

2.2.1 菲兹定律研究现状

自菲兹定律诞生以来，便被广泛应用到各个领域。在人机交互领域，王玥^[8]利用菲兹定律与非接触式机器视觉手势交互间的关系，证明了菲兹定律可适用于此种交互方式下的大部分情况，但与使用鼠标等接触式的设备来说，其适用性有所下降。在医学领域，为了使医疗机器人能够在辅助颅颌面部手术中快速安全的到达手术位置，陆玮铭等人^[9]基于菲兹定律，提出了一种可变速纳控制模型。该模型能够使得机械臂在运动过程中自动调整导纳控制参数，从而提高手术操作的准确性与安全性。Sanchez Cristina 等人^[10]发现，菲兹定律也适用于检测学习过程的变化，评估心理运动发育水平（通过比较成人和儿童的表现）。在人体步态领域研究中，王人成、杨年峰等人^[11]以菲兹定律为基础，提出了一种可以全面反映步态对称性的指标，即二维极坐标下步长对称性和跨步长执行对称性指标。这两种指标，相较于传统的时相对称性指标更能对步态的不对称特征进行评估。此外，郑弯弯^[12]针对非定向点击任务，探究了不同的初末位置对其产生的影响，结果发现，在 45°（点击任务的初始位置与终末位置

之间的角度)、90°、180°时,中心→边缘位置的点击任务的反应速度慢于边缘→中心位置;在90°时,边缘→边缘位置的点击任务的反应速度慢于边缘→中心位置,针对此结果,郑弯弯提出了新的菲兹定律以便更好的预测点击任务的绩效。

对于在非常规情境下菲兹定律的适用性,国内外众多学者也进行了相关研究。Jinglong Wu 等人^[13]测试了菲兹定律在不同视觉限制条件下的适用性,即在完整视觉(full-vision, FV)、无手运动(no-hand-movement, NM)、无目标位置(no-target-location, NT)和无视觉(no-vision, NV)反馈条件下探究菲兹定律是否适用。结果发现即使视觉反馈受限或者没有视觉反馈,每个任务的移动时间与难度指数仍然呈现高度指数关系,即仍然遵循菲兹定律。不过,随着受视觉限制的任务困难度增加时,运动的准确性有所下降。Jax 等人^[14]就菲兹定律是否能准确预测间接运动(如当障碍物出现在直接运动路径时)的移动时间进行了研究,他们在二维虚拟现实装置中再现了达到的目标和要避免的障碍,记录参与者的移动时间。结果发现,当没有障碍物时,菲兹定律可以准确预测移动时间,但是当引入障碍物后,菲兹定律的适用性大大降低。为了解决这一问题,Jax 等人在原有的菲兹定律中引入了障碍项(obstacle-intrusion, OI)。即:

$$MT = a + bD + cOI \quad (2.5)$$

然而,Jax 等人只是通过在菲兹定律中添加一个术语来处理障碍的影响,他们并没有努力对他们的公式进行机械解释(即明确包括内部控制过程的解释)。他们也没有解决在三维空间中预测运动时间的问题;他们的任务和模型仅限于二维(平面)运动。针对这一挑战,Vaughan Jonathan 等人^[15]建立了基于姿态的运动规划模型,该模型可以生成包括二维及三维空间在内的多肢轨迹。为了测试该模型对完成避障动作所需的移动时间,Vaughan Jonathan 等人要求参与者使用手持指针交替触摸两个目标,并记录完成这些动作所需的时间,并且在不同的试验组中,改变移动距离、目标宽度和障碍物对运动的干扰。结果发现,基于姿态的模型在三维运动任务中的 MT 方差几乎与 Jax 等人的模型相同,并且该模型只有两个参数,与菲兹定律中的参数数量相同。Vaughan Jonathan 等人提出的模型如下:

$$MT = a + b \log_2 \left[\frac{2(D + 2B)}{W} \right] \quad (2.6)$$

其中 B 为可逆运动的振幅(amplitude of the reversible bounce movement)。

虽然大多数关于菲兹定律的研究是在静态目标的前提下进行的,但是仍有少数学者在考虑移动目标对菲兹定律的影响。Jagacinski^[16]让被试使用位置控系统和速度控制系统来捕捉静止和移动的目标,结果发现,对于速率控制系统,菲兹定律可以很好的预测移动时间,但是对于位置控制系统,菲兹定律不能准确的预测移动时间,因而 Jagacinski 引入了速度因子,即:

$$MT = a + bD + c(V + 1) \left(\frac{1}{W} - 1 \right) \quad (2.7)$$

其中 V+1 项表示目标宽度与移动速度的相互作用,通过从 1/W 减去 1(因为 1/0.92≈1)来最小化实验设计中最宽的目标(W = 0.92°)在 Jagacinski 的数据中,该模型得出了 R²=0.96 的

良好拟合。而 Hoffmann^[17]从一阶连续控制、二阶连续控制和离散运动模型出发, 推导出一种捕获移动目标的简单运动控制模型。该模型对 Jagacinski 所使用的位置和速度控制系统的数据有很好的拟合性。对移动目标的菲茨定律的修改主要是通过稳态位置误差来减小有效目标宽度。当目标静止时, 模型简化为经典的菲茨定律。该模型预测了一个临界目标速度——超过该速度就无法捕获目标; 该预测与 Jagasinski 等人的数据一致。

2.2.2 眼动追踪研究现状

通过眼动追踪, 可以回答一系列人类行为的基本问题: 被试对什么感兴趣? 他在看什么? 他的感受是什么? 诸如此类问题的答案与许多不同的领域息息相关, 因而其应用十分广泛。

在医学领域, Shang Lu^[18]等人将增强现实系统与眼动仪相结合, 建立了一个新的外科训练平台。通过眼动追踪技术控制手术指令的显示, 使得受训者可以简单的移动眼睛直观的访问指令, 从而快捷准确的完成手术技能练习。具体操作为: 在受训者感到困难时 (此时受训者会查看说明书区域), 显示指令; 在操作者的注意力停留在皮肤区域时, 移除指令以避免分心。此外, 眼动追踪也可用于诊断特定疾病, 例如脑震荡、阿尔兹海默症等。

在运动领域, Kishita, Y.^[19]等人通过将眼动追踪技术与高速光学运动捕捉和高动态条件下的相机记录相结合, 发现顶级棒球运动球员与普通球员在投球后的前 200 毫秒都能顺利的跟踪棒球, 但在之后对球棒与球接触的预测未来位置进行扫视的过程中, 顶级球员的扫视发生的更晚, 这使得他们能够将球保持在高分辨率中央凹视野中更长时间, 从而能比普通球员更准确的预测球拍—球接触的位置。这一研究, 为如何通过视觉行为训练球员提供了有力的支持。

在人机交互领域, 眼动追踪技术可用于用户界面操作及眼控应用。对于用户界面操作而言, 眼动追踪技术可以帮助研究者了解用户在看什么, 用户的注视区域以及感兴趣区等信息。基于这些信息, 研究者可以进行界面的调整与重新设计, 从而使用户得到最好的体验。

安顺钰^[20]将眼动追踪技术应用于传统的手机界面评估中, 将注视时间、注视点等眼动数据与传统的手机界面可用性评价指标相结合, 使得手机界面差异的评估更加客观, 通过使用注视时间热点图, 直观呈现了用户的注意力分布情况, 为研究者分析界面问题提供了客观依据^[20]。除了收集眼睛动作数据以反映各种信息外, 还可以将眼动信息作为输入信号, 对设备实施简单的控制, 这便是眼控应用^[21]。比如, 使用眼动技术控制鼠标的移动, 通过注视目标进行选择; 通过眼睛不同的扫视姿势 (眼睛向左移动、向右移动、向上移动、向下移动) 控制智能轮椅的转向、前进、后退等。这些眼控应用对于残疾人士, 尤其是只能使用眼睛的残疾人士来说, 具有革命性的意义。

在认知领域, 薛耀峰、李卓伟^[22]通过眼动追踪技术, 使用注视时间、注视点数量以及瞳孔直径三项反映眼动信号的指标, 建立了一个在线学习环境下的基于眼动追踪技术的认知负荷量化模型, 为如何提高在线学习的效率提供了理论参考。Eckstein^[23]等人认为眼动追踪系统可以提供一系列反映人类行为及精神和身体状态的眼睛信息, 从瞳孔扩张和眨眼率的神经基础出发, 结合实例, 得出以下结论: 1) 由于瞳孔扩张受蓝斑 (Locus Coeruleus, LC) —

去甲肾上腺素系统的调节，而蓝斑作为脑干中的一个神经核团，对于调节生理唤醒和认知功能起着核心作用，所以瞳孔扩张可用于量化主观任务难度、精神努力和神经增益的差异。一般情况下，任务难度越大，瞳孔扩张越大。2) 多巴胺作为支持认知控制功能的重要神经调节剂，可以使人们具有保持长期目标的能力，而眨眼率可被用于测量各种认知和情感功能中的多巴胺含量，因而眨眼率可以揭示学习和目标行为的潜在加工。一般情况下，眨眼次数越低，认知难度越大，所耗费的精神努力越大。Sirois 等人^[24]对依赖于瞳孔测量的认知科学进行了广泛的回顾与综述，通过介绍瞳孔测量背后的基本原理及讨论任务诱发的瞳孔直径变化的生理学和心理学，得出了当参与者处于注意力或认知负荷增加，或情绪或认知唤醒的情况下，瞳孔扩张的结论，强调了瞳孔测量法在认知任务中的重要性。Hess 与 Polt^{[25][26]}认为在相同环境下，相比普通的刺激，更有趣、复杂或者更具情感性的刺激会诱发被试更大的瞳孔扩张程度，并且当任务难度增加时，被试的瞳孔直径也会增加。这一事实已经被多次验证^{[27][28][29][30]}。Siyuan Chen 和 Julien Epps^[31]使用眨眼频率和瞳孔直径这两项眼动数据，从注意力负荷理论的角度研究认知负荷测量如何受到不同任务类型的影响，最终发现低感知负载任务的眨眼率远高于高感知负载任务；与知觉负荷对眨眼率的影响相反，低知觉负荷任务的瞳孔直径变化小于高知觉负荷任务。Veltmen 与 Gaillard^[32]认为当任务难度增加时，由于被试必须处理更多的视觉信息，所以两次连续眨眼之间的时间（眨眼间隔）增加，眨眼持续时间减少，体现为眨眼次数随着认知难度的增加而减小。这与 Deborah 等人^[33]提出的理论一致。Deborah 等人认为当认知负荷较高时，眨眼会受到抑制从而使得眨眼次数降低。

2.3 本章小结

本章介绍了本研究中涉及到的理论基础及其研究现状。本论文的目标在于研究菲兹定律在目标移动时的适用性及其认知过程，并通过眼动追踪技术反映这一认知过程。因此，本章先后介绍了菲兹定律、眼动追踪技术及与之相关的研究现状。通过对相关领域的研究现状进行梳理，发现菲兹定律和眼动追踪技术具有广泛的适用性和应用范围。目前，菲兹定律的研究主要集中在静态目标，对于动态目标的研究仍需进一步深入探讨。基于以上理论研究的基础，本文将进一步深入研究目标移动下的菲兹定律及其认知过程。

第 3 章 考虑目标移动因素的非兹定律实验

本章旨在通过实验研究，探究移动目标条件下的菲兹定律，并借助正确命中次数和移动时间这两个绩效指标，对不同模式下的认知难度进行定性评估。同时，通过修改原菲兹定律中的困难指数公式，对各模式的认知难度进行量化反映。

3.1 实验目的

探究菲兹定律在目标移动时的适用性以及困难指数在目标移动下的演变，同时分析不同认知模式下正确命中次数和移动时间的变化情况，从而为使用正确命中次数、移动时间反映认知过程提供实验基础。

3.2 实验设计

3.2.1 被试

共计 9 名年龄为 22 岁的大学生参加实验。所有被试均为右利手，视力或矫正视力正常，并且没有色盲、色弱等症状。以上要求旨在确保被试在实验中具备正常的感知和运动能力，以保证结果的可靠性和有效性。

3.2.2 实验软件和设备

实验软件：本实验使用基于 Python Pygame 库开发的应用程序。研究人员可以根据需要自定义目标的速度大小、速度方向、宽度以及距离等参数。该程序会记录每次正确点击目标所花费的时间，并统计正确点击次数。通过这款实验软件，研究人员能够方便地进行实验，并收集与目标移动因素的非兹定律研究相关的数据。

实验设备：本研究在一台 15.6 英寸华硕（ASUS）笔记本电脑上进行实验。该电脑配备了 AMD Ryzen 5 2500U with Radeon Vega Mobile Gfx 2.00 GHz 处理器和 GTX 1050 显卡，显示器分辨率为 1820×1080 像素。实验区域为电脑屏幕，通过使用无线鼠标 Logitech M185 进行实验的点击操作。这样的硬件配置提供了适当的计算能力和操作性能，以确保实验的顺利进行，并获得准确的数据记录。

以上实验软件和实验设备的选择和配置经过仔细考虑，以确保实验的可控性和数据的可靠性。所选用的软件具有灵活的参数设定和数据记录功能，便于研究人员对菲兹定律在目标移动条件下的适用性进行研究。而所使用的笔记本电脑和鼠标设备则具备足够的性能和精确度，以满足实验的要求，并为实验结果的准确性提供保障。

3.2.3 实验呈现方式

实验区域为布满 15.6 英寸电脑屏幕上的程序窗口，刷新频率为 60Hz。点击 Python 中的运行按钮实验开始，一分钟（给定的实验时间）后程序自动关闭，选取此实验时间是因为一

分钟的持续时间可以提供足够的数据量,同时也避免了被试在任务进行过程中的疲劳和注意力衰减。若出现意外情况,也可按下 `esc` 键退出整个实验。实验中包含一定点(位于屏幕中央),目标以一定宽度,一定距离出现在定点的右边,并以一定速度远离或靠近定点运动。定点与目标均在显示器上呈现,实验中各页面所呈现的信息如下:

(1) 参数设置界面:每次开始实验前,研究人员可以通过参数设置界面来定义目标的宽度(以像素为单位)、目标与参与者之间的距离(以像素为单位)以及目标的移动速度(以像素/秒为单位)。这些参数可以根据实验需求进行自定义设置,以确保实验的灵活性和可控性。实验程序的参数设置界面的外观和功能如图 3.1 所示。

```
SPEED = 3#速度为0、1、3
ball_radius=30 #半径为10、30
Distance=400 #距离为250、400
```

图 3.1 实验程序参数设置界面

(2) 测试界面:用于呈现点击任务,被试需要在此页面内在规定的时间内尽可能快而准的点击目标。每次实验开始时,被试必须先正确点击定点(图 3.2 中黑色的圆),才能进行目标的点击(图 3.2 中红色的圆)。只有在正确点击定点且继续正确点击目标后才记为成功点击一次。程序记录的成功点击的时间及次数也由此定义。当目标以一定速度靠近定点运动时,若目标与定点重合,目标会立即重新出现在由实验参数所确定的位置上;当目标以一定速度远离定点运动时,若目标溢出屏幕外,目标也会重新出现在由实验参数所确定的位置上。测试界面如图 3.2 所示。

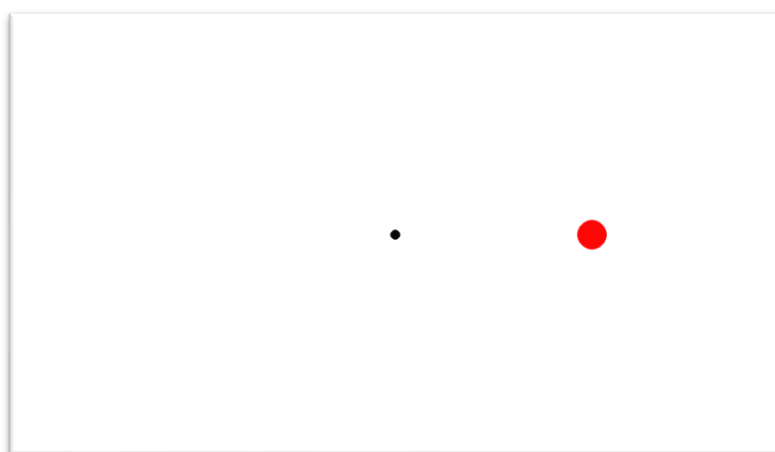


图 3.2 测试界面

3.2.4 变量选取

实验自变量有四个，分别为目标宽度（圆的半径，Radius，R）、目标距离（Distance，D）、目标的速度大小（Speed，V）及目标的速度方向（Direction）。其中目标宽度为（10 像素，30 像素），目标距离为（250 像素，400 像素），目标的速度大小为（0，1 像素/秒，3 像素/秒），目标的速度方向为（靠近：以“1”表示，远离：以“-1”表示），共计 20 种实验组合，如表 3.1 所示。每名被试共计实验 20 次，最终得到 20×9=180 组数据。

值得注意的是，本研究采用了一种简化的方法来处理菲兹定律中的目标宽度参数，即以圆的半径作为目标宽度的近似度量。这种近似处理的优势在于简化了研究过程，使模型的建立更为便捷。虽然这种方法在某些情况下可能无法完全准确地反映目标的实际宽度和可见面积，但本研究中，它已经足够满足研究的需求，并能够提供可接受的结果。因此，通过以圆的半径代替目标宽度，能够在保持一定准确性的同时提高分析的效率和可行性。

因变量有两个，分别为正确命中次数（Successful hits）和移动时间（Movement Time）。
无关变量有五个：定点大小（半径为 10 像素）、定点位置（屏幕中央）、定点颜色（#000000）、背景颜色（#FFFFFF）、目标颜色（#FF0000）。变量选取汇总表如表 3.2 所示。

表 3.1 实验组合

实验组合	Speed/（像素.秒 ⁻¹ ）	Radius/像素	Distance/像素	Direction
认知难度 1	0	10	250	1
认知难度 2	0	10	400	1
认知难度 3	0	30	250	1
认知难度 4	0	30	400	1
认知难度 5	1	10	250	1
认知难度 6	1	10	400	1
认知难度 7	1	30	250	1
认知难度 8	1	30	400	1

续表 3.1

实验组合	Speed/（像素.秒 ⁻¹ ）	Radius/像素	Distance/像素	Direction
认知难度 9	3	10	250	1
认知难度 10	3	10	400	1
认知难度 11	3	30	250	1
认知难度 12	3	30	400	1
认知难度 13	1	10	250	-1
认知难度 14	1	10	400	-1
认知难度 15	1	30	250	-1
认知难度 16	1	30	400	-1
认知难度 17	3	10	250	-1
认知难度 18	3	10	400	-1
认知难度 19	3	30	250	-1
认知难度 20	3	30	400	-1

表 3.2 实验一变量

变量类型	变量	变量值
自变量	目标宽度	10 像素、30 像素
	目标距离	250 像素、400 像素
	目标速度大小	0、1 像素/s、3 像素/s
	目标速度方向	靠近（1）、远离（-1）
因变量	正确命中次数	
	移动时间	

续表 3.2

变量类型	变量	变量值
无关变量	定点大小	10 像素
	定点位置	屏幕中央
	定点颜色	#000000
	背景颜色	#FFFFFF
	目标颜色	#FF0000

3.2.5 实验步骤

被试以舒适的姿势坐于电脑屏幕前,通过可调节的电脑支架使得电脑屏幕中心与被试眼睛高度位于同一水平线上。此外,应确保被试眼睛距离屏幕中央约 70 厘米。实验前,研究者应该详细告知被试实验任务及注意事项,被试了解实验环境及任务后方可进行练习。在练习阶段,被试依次进行 20 组实验以熟悉任务。练习完成后,被试开始正式试验完成点击任务。每隔 4 组实验休息一分钟,直至实验全部完成。

实验中一组实验的具体流程如下:首先由研究者对目标距离、目标宽度、目标速度等实验参数进行设置,确认无误后被试点击运行按钮开始点击实验,一分钟后程序结束运行。

3.3 数据分析

本节对正确命中次数以及移动时间进行分析。参与实验人数:九人。有效被试人数:九人。

3.3.1 一分钟内正确命中次数

打开程序自动记录数据的 CSV 文件,整理后得到各被试的正确命中次数,如表 3.3 所示。

表 3.3 一分钟内正确命中次数

命中数/次	被试	被试	被试	被试	被试	被试	被试	被试	被试	平均
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
认知难度 1	37	33	31	32	25	28	27	32	25	30
认知难度 2	33	29	30	31	27	28	24	31	27	29
认知难度 3	48	39	41	36	33	36	41	44	38	40

续表 3.3

命中数/次	被试 1	被试 2	被试 3	被试 4	被试 5	被试 6	被试 7	被试 8	被试 9	平均
认知难度 4	40	36	34	32	31	33	35	39	35	35
认知难度 5	38	35	39	37	34	29	31	39	34	35
认知难度 6	32	32	31	33	31	25	30	36	31	31
认知难度 7	50	46	46	39	42	39	36	51	40	43
认知难度 8	40	41	38	37	37	35	36	44	38	38
认知难度 9	28	25	33	24	27	15	17	34	25	25
认知难度 10	34	32	25	32	27	24	22	33	23	28
认知难度 11	53	50	49	46	46	40	47	50	44	47
认知难度 12	42	44	39	40	37	36	39	42	38	40
认知难度 13	35	34	31	34	31	31	31	33	28	32
认知难度 14	28	29	27	31	28	26	27	31	30	29
认知难度 15	44	44	41	38	39	38	39	50	41	42
认知难度 16	38	37	35	37	35	36	34	38	40	37
认知难度 17	18	25	25	25	20	19	22	25	18	22
认知难度 18	20	22	24	21	22	19	11	27	23	21
认知难度 19	40	40	33	37	35	35	33	45	34	37
认知难度 20	36	35	33	36	32	32	31	35	34	34

为了降低因个体差异引起的干扰，本研究选用一分钟内平均命中次数作为数据分析的指标。通过计算各个认知难度下，不同被试命中次数的平均值，可以更准确的反映不同认知难度下的命中表现，从而评估不同认知模式对目标点击任务的影响程度。一分钟内平均命中次数如图 3.3 所示。

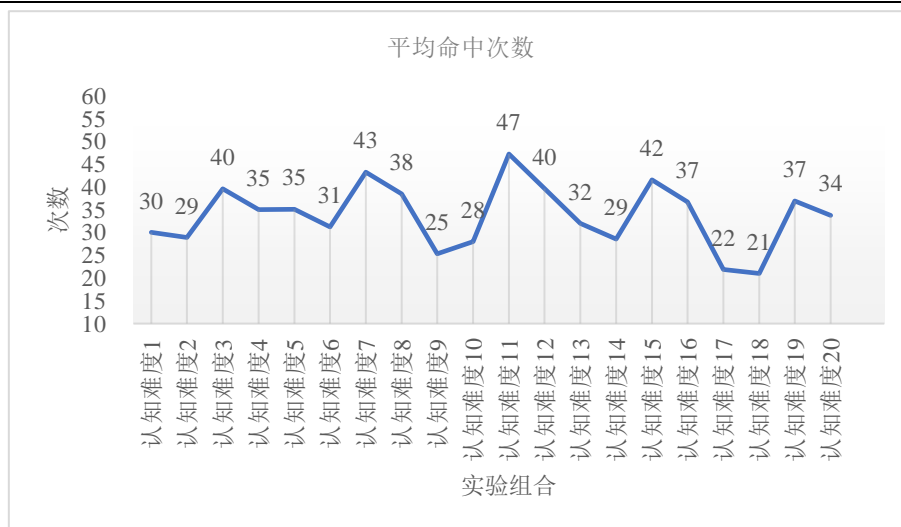


图 3.3 一分钟内平均命中次数

通过观察图 3.3 发现, 认知难度 11 ($speed=3, radius=30, distance=250, direction=1$) 对应的点击次数最多, 认知难度 18 ($speed=3, radius=10, distance=400, direction=-1$) 对应的点击次数最少。以下进一步进行讨论:

讨论 1: 考虑不同的运动方向 (靠近、远离) 对平均命中次数的影响。

如图 3.4 所示, 在其他情况均一致的前提下, 靠近运动比远离运动平均点击次数更多。并且速度越大, 差值越明显。这是因为, 在初始移动距离与目标宽度均不变时, 比起远离运动, 靠近运动减小了目标与定点之间的距离, 所以靠近运动更容易点击。以上分析表明, 靠近运动的认知难度小于远离运动。

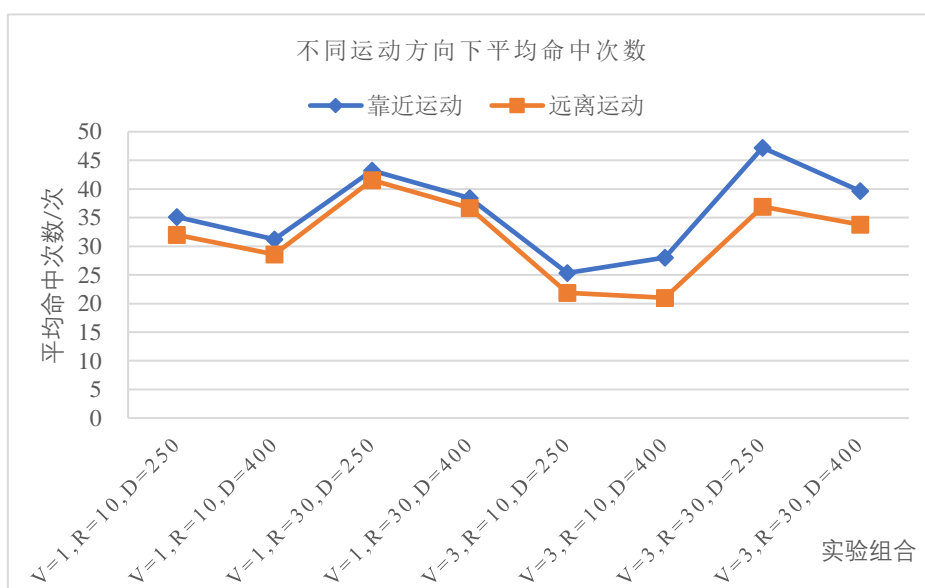


图 3.4 不同运动方向下平均命中次数对比图

讨论 2: 考虑不同速度大小对平均命中次数的影响。

如图 3.5 所示, 对于远离运动, 速度越大, 平均命中次数越少。当目标做远离运动且速度较大时, 由于目标移动速度快, 被试需要更快地跟踪目标并做出反应。这可能增加了认知负荷和注意力的压力, 使得被试在短时间内难以准确地定位和点击目标, 从而导致平均命中次数较少。相比之下, 当目标做远离运动且速度较小时, 被试有更多时间来跟踪目标并做出反应。相对较慢的运动速度可以提供更多的信息和反应时间, 使被试更容易准确地定位和点击目标, 从而导致平均命中次数较多。

值得注意的是, 相比与静止运动, 远离运动中速度较小时, 其平均命中次数更多。出现这种现象的原因可能是运动增加了注意力引导, 当目标以较小的速度远离定点运动时, 这种动态变化可能会引起被试的注意。由于目标在视野中运动, 被试的视觉系统更容易跟踪目标的位置和运动轨迹, 从而提高了目标的注意引导效果。被试可能更加警觉地关注目标的移动, 以便在合适的时机进行点击, 从而增加了平均命中次数。此外, 当目标以较小的速度远离定点运动时, 被试能够感知到目标的动态变化, 即运动增加了感知动态信息。这种动态信息可能会提供额外的线索和反馈, 帮助被试更好地预测目标的位置和运动轨迹, 从而在适当的时机进行点击, 增加平均命中次数。

对于靠近运动, 在一定范围内, 速度越大, 平均命中次数越多。但是当速度增加到一定程度时, 尤其是当目标宽度较小时, 平均命中次数会偏少, 然而当目标宽度增加时, 速度较大的靠近运动的平均命中次数会更多。这是因为在一定范围内, 较大的速度使得目标能够更快地接近定点, 从而为被试提供了更短的时间窗口来进行正确的点击。然而, 当速度增加到一定程度时, 如果目标宽度较小, 被试在短时间内准确地定位目标并进行点击的难度增加, 从而导致平均命中次数减少。此外, 较小的目标宽度可能使得被试在目标靠近运动时更难感知目标的运动和轨迹, 从而降低了预测的准确性。当速度较大时, 这种影响会进一步加剧, 导致被试更难准确地预测目标的位置和运动轨迹。然而, 当目标宽度增加时, 目标的运动和轨迹更容易感知和预测, 因此较大速度下的靠近运动会导致更多的平均命中次数。

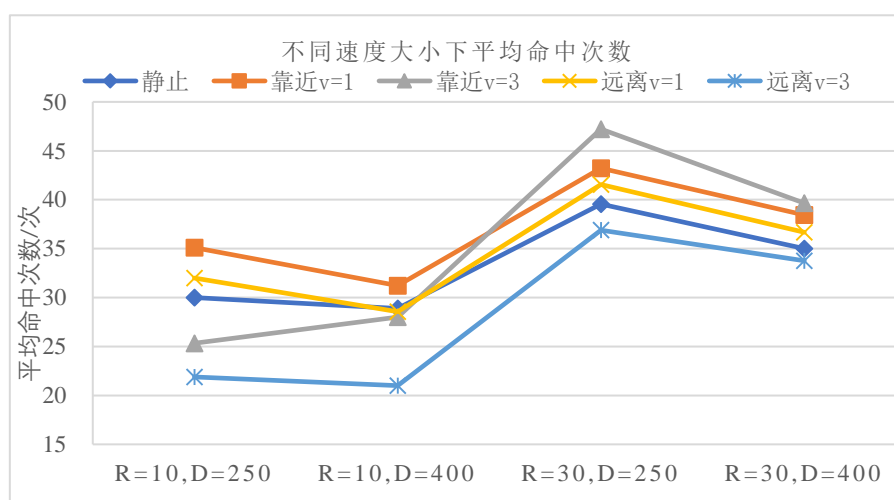


图 3.5 不同速度大小下平均命中次数对比图

此外,运动距离越小,目标宽度越大,平均命中次数越多。如图 3.6、图 3.7 所示。出现这一现象的原因是:(1) 目标可见性增加,较大的目标宽度使目标在运动过程中更容易被观察和定位,从而降低了认知难度,因此被试能够更准确地将光标放置在目标上并进行点击,从而增加了平均命中次数。(2) 较小的运动距离意味着目标相对于起始位置的移动较少。这使得被试在目标运动过程中能够更准确地预测目标的位置,需要付出的认知努力更少,从而更容易将光标放置在目标上并进行点击。因此,平均命中次数增多。(3) 手眼协调能力,较大的目标宽度可以提供更大的点击目标范围,较小的移动距离也减小了手部运动的幅度,在两者的共同作用下,降低了对手部运动的要求。这使得被试更容易实现手眼协调,从而提高了平均命中次数。

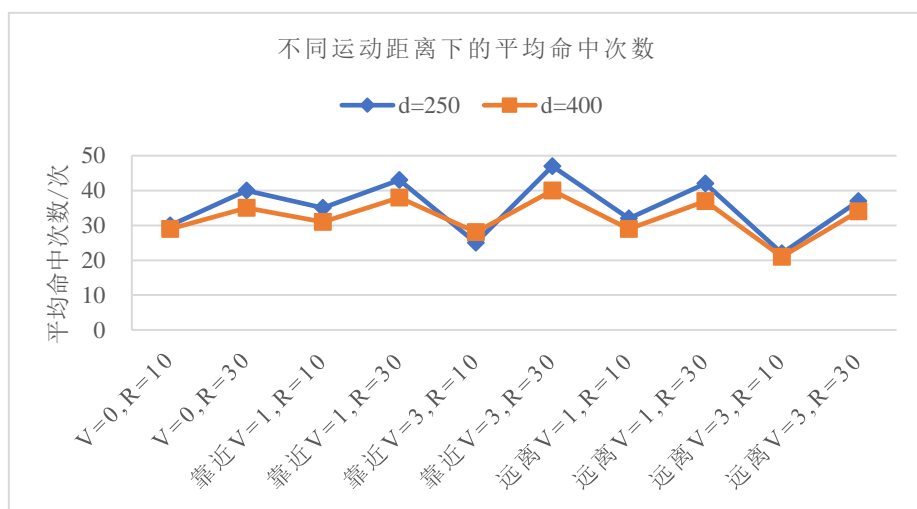


图 3.6 不同运动距离下的平均命中次数对比图

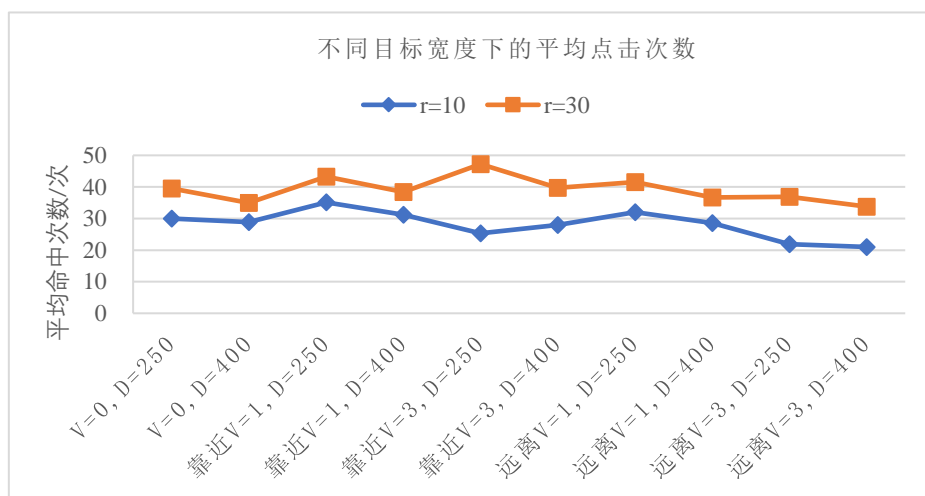


图 3.7 不同目标宽度下的平均命中次数对比图

3.3.2 移动时间

对于移动时间，程序采取实时记录的方法，并将数据存储至 CSV 文件中，为了减小差异，取被试各个认知难度下所花费的平均时间进行数据分析。如表 3.4 所示。

表 3.4 平均移动时间

点击时间/秒	被试 1	被试 2	被试 3	被试 4	被试 5	被试 6	被试 7	被试 8	被试 9	平 均 时间
认知难度 1	0.81	0.90	0.97	0.88	1.10	1.14	0.90	1.05	1.02	0.98
认知难度 2	0.95	1.07	0.95	0.95	1.04	1.22	0.91	1.04	1.11	1.03
认知难度 3	0.63	0.68	0.68	0.73	0.67	0.69	0.59	0.66	0.82	0.68
认知难度 4	0.69	0.69	0.75	0.79	0.80	0.72	0.70	0.74	0.89	0.75
认知难度 5	0.82	0.86	0.76	0.79	1.09	0.93	0.74	0.86	0.82	0.85
认知难度 6	0.96	0.99	0.93	0.86	1.37	1.04	0.86	0.95	0.91	0.98
认知难度 7	0.52	0.58	0.53	0.59	0.67	0.72	0.48	0.62	0.62	0.59
认知难度 8	0.65	0.63	0.66	0.67	0.79	0.73	0.57	0.66	0.68	0.67
认知难度 9	0.67	0.84	0.74	0.77	0.79	0.97	0.65	0.75	0.74	0.77
认知难度 10	0.94	0.98	1.08	0.81	1.04	1.19	0.90	1.08	1.06	1.01
认知难度 11	0.46	0.52	0.49	0.53	0.52	0.46	0.53	0.55	0.54	0.51
认知难度 12	0.63	0.64	0.67	0.65	0.76	0.68	0.60	0.64	0.69	0.66
认知难度 13	0.81	0.89	0.90	0.80	0.90	0.89	0.85	0.98	0.89	0.88
认知难度 14	1.07	1.08	0.97	0.93	1.07	0.99	0.82	0.91	0.97	0.98
认知难度 15	0.55	0.57	0.53	0.63	0.60	0.60	0.46	0.59	0.61	0.57
认知难度 16	0.67	0.68	0.61	0.63	0.69	0.74	0.62	0.65	0.69	0.67
认知难度 17	1.28	1.29	1.12	1.02	1.22	1.31	1.07	1.48	1.18	1.22
认知难度 18	1.13	1.06	1.03	1.15	1.04	1.25	0.84	1.05	0.91	1.05
认知难度 19	0.62	0.64	0.60	0.66	0.62	0.74	0.48	0.72	0.71	0.65
认知难度 20	0.71	0.70	0.58	0.61	0.74	0.72	0.65	0.71	0.74	0.68

使用 EXCEL 绘图，将平均命中次数与平均移动时间结合起来观察易发现：平均命中次数越多的认知难度下，平均移动时间越小。如图 3.8 所示。出现此现象的原因是：如前文所述，平均命中次数越多，表明认知难度越小，目标越易识别和定位，这意味着被试能够更快速地准确命中目标，因此平均移动时间越小。这一现象可以反映出认知难度和操作效率之间的关系。在较低的认知难度下，被试能够更快速地准确命中目标，从而实现更多的点击，表现为较多的命中次数和较小的平均移动时间。而在较高的认知难度下，被试需要更多的时间来应对挑战，导致较少的命中次数和较长的平均移动时间。

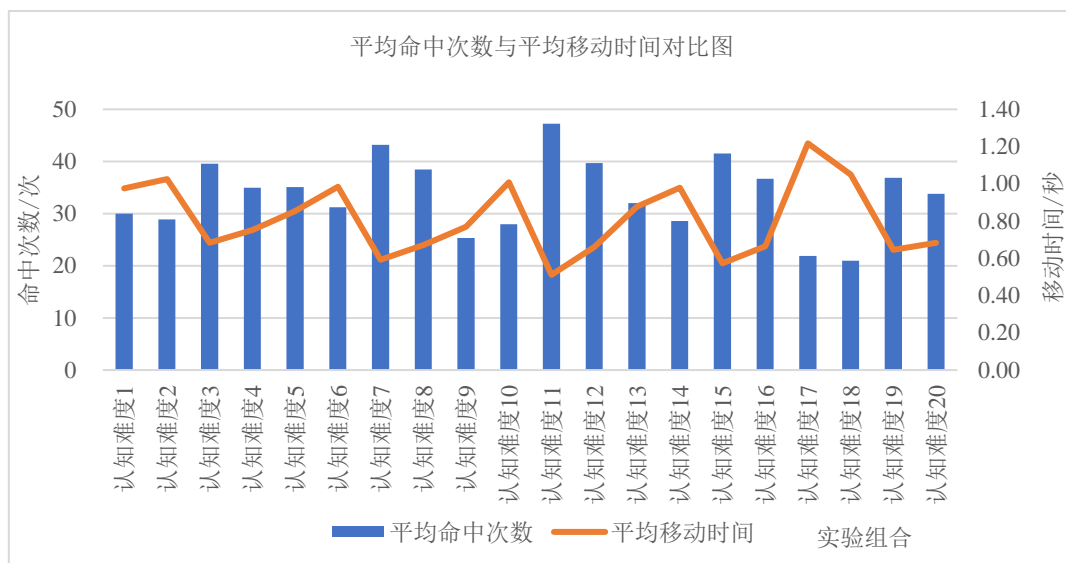


图 3.8 平均移动时间与平均命中次数对比图

同样的，在其他情况一致时，靠近运动的平均移动时间小于远离运动的平均移动时间。如图 3.9 所示。这是因为靠近运动时，目标距离被试更近，导致光标移动的距离相对较小，因此被试能够更快速地将光标移动到目标位置并进行点击，从而减少了点击所需的时间。而远离运动时，目标距离被试较远，光标需要移动更长的距离才能到达目标位置，因此点击所需的时间相对较长。这间接说明，靠近运动的认知难度低于远离运动。

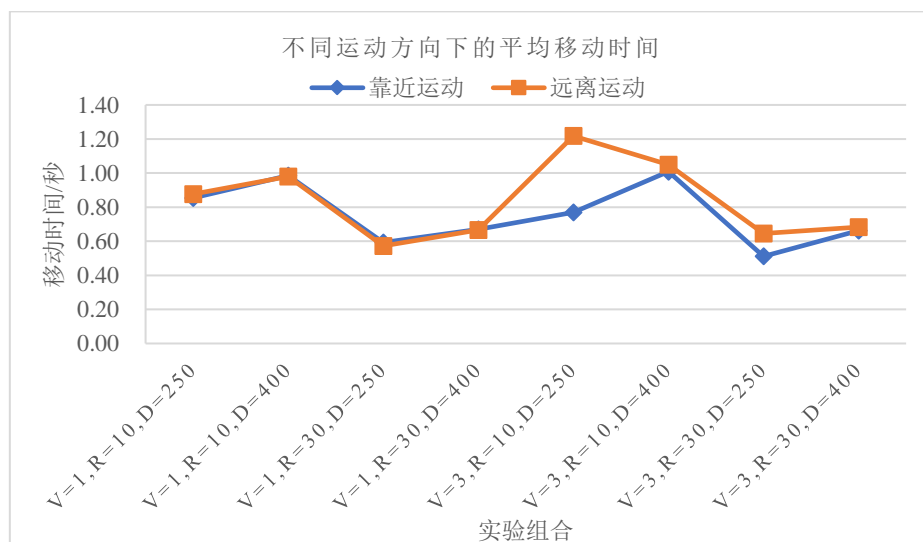


图 3.9 不同运动方向下的平均移动时间对比图

对于远离运动，速度越大，平均移动时间越长。如图 3.10 所示。当目标做远离运动时，较高的速度会导致目标移动速度快，被试需要迅速跟踪和定位目标，并在合适的时机进行点击。由于目标速度快，被试需要更多的时间来判断目标位置和合适的点击时机，从而增加了

点击的平均时间。

特别的，做远离运动时，当速度较小时，相比与静止运动，其移动时间较小，而当速度增加到一定程度时，速度越大，移动时间越长。引起这一现象的原因与前文中平均命中次数原因类似，在此不再阐述。

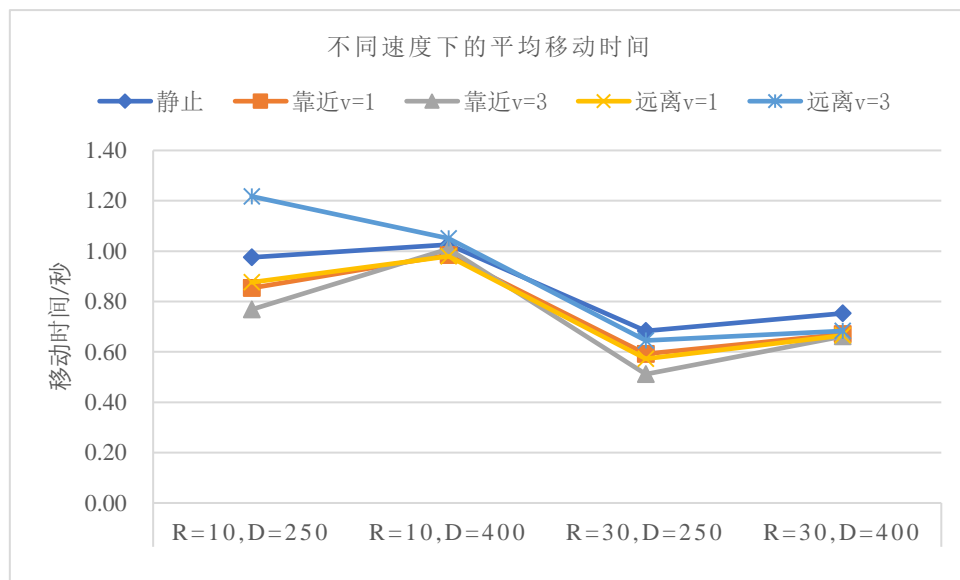


图 3.10 不同速度下的平均移动时间对比图

此外，运动距离越长、目标宽度越小，平均移动时间越长。如图 3.11、图 3.12 所示。当目标运动距离较长且目标宽度较小时，被试需要花费更多的时间来追踪目标的运动轨迹，并准确判断目标的位置，以便在合适的时机进行点击。这说明较长的运动距离和较小的目标宽度增加了被试的认知负荷和难度，因此被试需要更多的时间来处理和响应目标运动，从而导致了点击的平均时间增加。

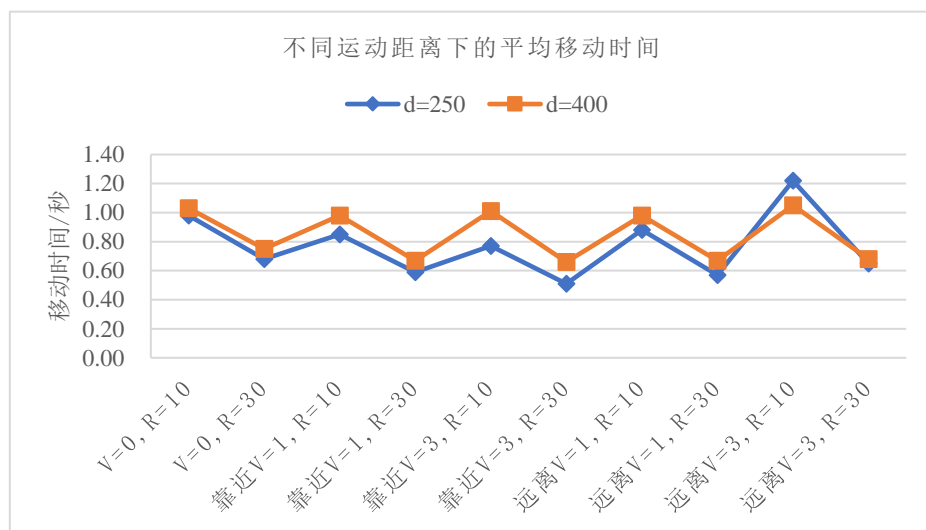


图 3.11 不同运动距离下的平均移动时间对比图

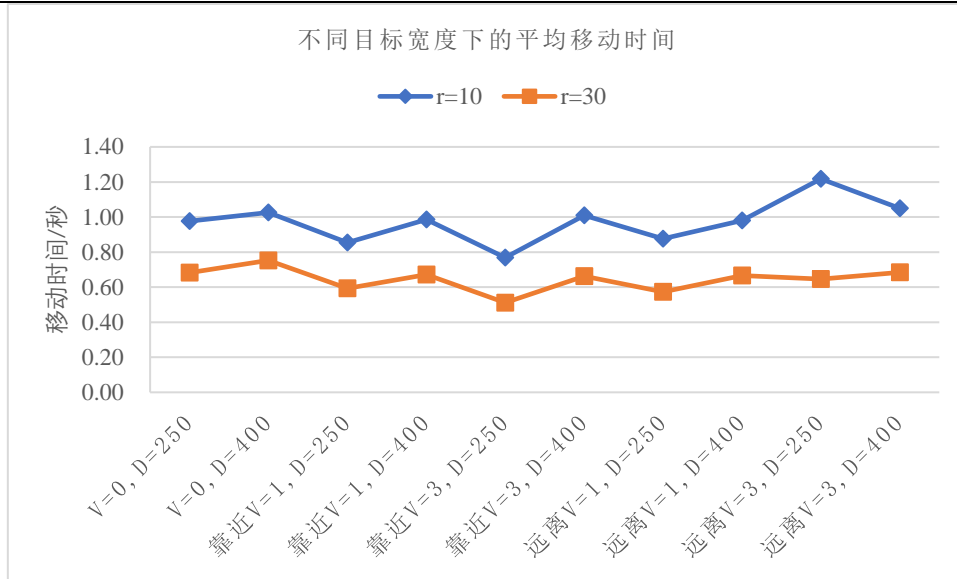


图 3.12 不同目标宽度下的平均移动时间对比图

3.3.3 数据拟合

前文使用正确命中次数与移动时间这两个绩效指标对移动目标下的各认知难度进行了定性分析，而菲兹在描述认知难度时，引入了困难指数这一概念从而量化了认知难度。参考菲兹所定义的困难指数公式，并结合以上的定性分析，本文通过修改困难指数公式而提出了新的菲兹定律，即：

$$ID = \log_2 \left(\frac{(\pm 0.1 * V + 1) * D}{W} + 1 \right) \quad (3.1)$$

$$MT = a + b * ID \quad (3.2)$$

其中 ID 指困难指数，V 指移动速度，D 指移动距离，W 指目标宽度，MT 指移动时间，a, b 是由经验所确定的系数。通过正负号表示不同的运动方向，正号表示远离运动，负号表示靠近运动。V 之前的系数之所以为 0.1，是为了保证本实验中对数运算法则的有效性，即真数必须大于 0。而 $(\pm 0.1 * V + 1) * D / W$ 项则表示了移动速度的大小与方向、移动距离与目标宽度的综合影响。当 V=0 时，公式 3.1 中的 ID 退化为经典的菲兹定律，即静态目标下的菲兹定律。从公式本身出发，易发现，无论是靠近运动还是远离运动，移动距离越小，目标宽度越大，ID 越小，认知难度越小，移动时间越小。进一步对于靠近运动，一定范围内，在速度较大时，ID 较小，认知难度较低，移动时间较低。对于远离运动则相反。这与前文的实验数据所表现出来的性质一致。

为了进一步验证此公式的有效性，使用 Excel 进行回归分析。具体步骤为：在 Excel 中点击数据——数据分析——回归，自变量为 ID，因变量为 MT。靠近组与远离组的回归分析分别如表 3.5，表 3.6 所示。从表格中易知，靠近组与远离组的相关系数 R 均大于 0.8，这说明 ID 与 MT 之间的线性相关程度较高。同时，靠近运动的 R^2 为 0.75，远离运动中的 R^2

为 0.65，模型的拟合程度较好。以上数据说明，在目标移动下，目标移动速度的大小与方向、移动距离、目标宽度与移动时间之间仍然存在对数线性关系。

表 3.5 靠近组回归分析

回归统计	
Multiple R	0.865887705
R Square	0.749761518
Adjusted R Square	0.747400778
标准误差	0.095490747
观测值	108

表 3.6 远离组回归分析

7	
Multiple R	0.804980183
R Square	0.647993095
Adjusted R Square	0.644672275
标准误差	0.126773269
观测值	108

使用 ID 定量描述本实验中的 20 种认知模式的认知难度，并将其由小到大进行排序并绘制折线图，分别得到表 3.7 与图 3.13。易发现，随着 ID 的增大，正确命中次数呈下降趋势，移动时间呈上升趋势。当 ID 增大时，任务的要求变得更加困难和复杂，被试需要更多的认知资源、注意力和精确性来完成任务，需要更多的时间来调整手眼协调和完成判断与决策，以准确地点击目标。因此，ID 的增加会对认知任务的表现产生影响，导致正确命中次数下降和移动时间增加。这从侧面说明，使用正确命中次数及移动时间可以反映认知难度。

表 3.7 各认知模式下的 ID、正确命中次数与移动时间

实验组合	ID	正确命中次数/次	移动时间/秒
认知模式 11	2.77	47	0.51
认知模式 7	3.09	43	0.59
认知模式 3	3.22	40	0.68
认知模式 15	3.35	42	0.57
认知模式 12	3.37	40	0.66
认知模式 19	3.56	37	0.65
认知模式 8	3.70	38	0.67
认知模式 4	3.84	35	0.75
认知模式 16	3.97	37	0.67
认知模式 20	4.20	34	0.68

续表 3.7

实验组合	ID	正确命中次数/次	移动时间/秒
认知模式 9	4.21	25	0.77
认知模式 5	4.55	35	0.85
认知模式 1	4.70	30	0.98
认知模式 13	4.83	32	0.88
认知模式 10	4.86	28	1.01
认知模式 17	5.07	22	1.22
认知模式 6	5.21	31	0.98
认知模式 2	5.36	29	1.03
认知模式 14	5.49	29	0.98
认知模式 18	5.73	21	1.05

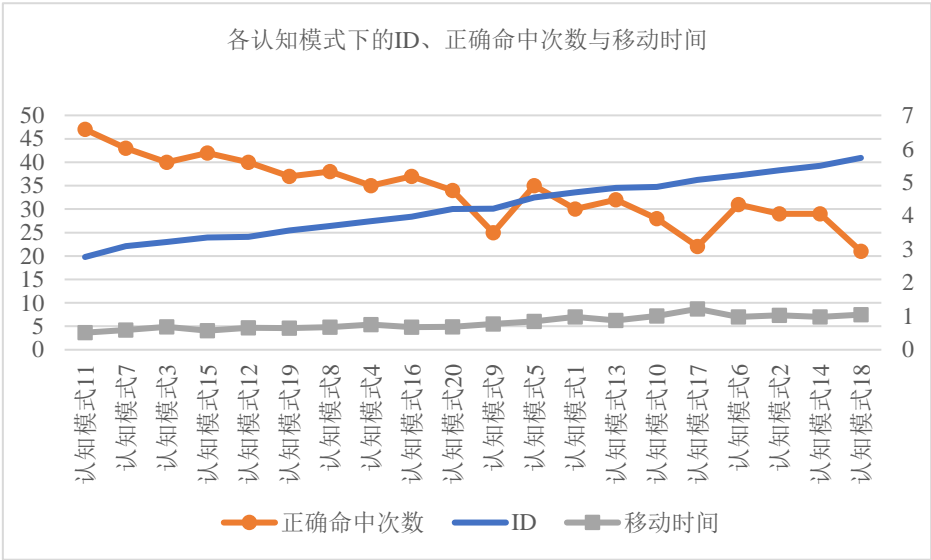


图 3.13 各认知模式下的 ID、正确命中次数与移动时间

3.3.4 讨论

如前文所述，对于靠近运动，移动速度越大，移动时间越小；且当目标宽度较小时，正确命中次数随着移动速度增大而减小；目标宽度较大时，正确命中次数随着移动速度增大而增大。以上结果是基于速度大小为 0、1、3（单位为像素/秒）的情况，为了进一步探讨当目标宽度较大时，继续增加移动速度正确命中次数及移动时间的变化情况，对移动距离为 400 像素，目标宽度为 30 像素的目标进行简单的扩充实验，具体操作为将速度的参数范围增加至 5、7、9、11（单位为像素/秒），在每个速度下分别进行 3 次实验，取正确命中次数与移动时间的平均值进行分析，得到表 3.8。

表 3.8 不同移动下的移动时间与正确命中次数

移动时间/秒	正确命中次数/次	移动距离/像素	目标宽度/像素	移动速度/像素.秒 ⁻¹
0.75	35	400	30	0
0.67	38	400	30	1
0.66	40	400	30	3
0.60	42	400	30	5
0.50	42	400	30	7
0.50	40	400	30	9
0.41	37	400	30	11

由表 3.8 易发现，在目标宽度较大的靠近运动中，当速度增大时，移动时间始终呈减小的趋势，而正确命中次数则有一个先增加后下降的趋势。这是因为，当速度越来越大时，增加目标宽度所带来的认知难度减小效应开始小于速度增加而带来的认知难度增大效应，即速度开始主导认知难度，因而命中变得越来越困难，但是对于每次点击任务，由于速度的增加，目标能在更短的时间内接近被试，因而移动时间始终呈减小趋势。因此，结合速度和目标宽度的影响，随着速度的增加，移动时间减少，但正确命中次数在一定阈值后开始下降，这是速度和目标宽度之间复杂的认知相互作用效应的结果。

3.4 本章小结

本章通过观察一分钟内被试在移动目标下的点击行为，重点关注正确命中次数与移动时间这两个绩效指标，并由绩效指标定性反映不同模式下的认知难度。同时，使用修改后的困难指数定量反映各模式下的认知难度。基于本章所给的实验参数最终得出以下结论：

- （1）当其余变量均相同的情况下，靠近运动的目标相较于远离运动的目标，在正确命中次数上表现更好，所需移动时间更短，困难指数更小。这意味着在目标移动时，靠近运动的目标相对于远离运动的目标来说，更容易被准确点击，表明靠近运动的认知难度比远离运动的认知难度小。
- （2）命中次数较多的认知难度下，所需移动时间较小。并且命中次数越多，移动时间越小，表明认知难度越小。
- （3）当引入速度这一因子时，通过修改困难指数，发现移动时间与速度、距离、目标宽度仍具有对数线性关系。除了具有与经典的菲兹定律（移动距离越小，目标宽度越大，移动时间越小）相同的性质外，还具有一些特性。在一定范围内，速度越大，对于靠近运动而言，移动时间越小，认知难度越小；对于远离运动，速度越大，移动时间越大，认知难度越大。

第 4 章 基于眼动技术探究目标追踪过程中的认知情况

在第 3 章中，通过记录绩效指标，即移动时间和正确次数，探究了移动目标下的菲兹定律，揭示了认知难度与绩效指标之间的关系，这为理解菲兹定律的实际应用提供了重要线索。然而，仅凭绩效指标无法完全揭示认知过程中的复杂性，因此，引入实验二：利用眼动技术对移动目标追踪过程中的眼睛参与进行研究。

正如第二章中 2.2 节眼动追踪及其研究现状所言，已有大量研究表明，眼动数据可以表明人类认知的困难程度。具体表现为：瞳孔扩张越大，眨眼次数越少，认知难度越大。所以，通过观察眼动数据，可以进一步加深对移动目标菲兹定律下的认知过程的理解，并提供与绩效指标相辅相成的视角。

4.1 实验目的

探究在点击实验中的目标追踪过程中眼睛动作是如何变化的，将各认知难度的差异以眼动信号进行描述。

4.2 实验设计

4.2.1 被试

同实验一。

4.2.2 实验设备和软件

在实验一所用到的实验设备与软件的基础上，增加瞳孔核心（Pupil Core）型眼动仪设备。瞳孔核心由开源软件套件和可穿戴式眼动追踪设备组成。其核心技术为瞳孔-角膜反射技术（Pupil Center Corneal Reflection, PCCR）。该技术的工作原理为：使用红外线照射眼睛，由摄像机采集从角膜与视网膜上反射的红外光线。基于眼球的生理结构，当光源与头部保持不变时，由角膜反射形成的光斑不会移动；而视网膜上反射的红外光线反映了瞳孔的朝向，因此可根据角膜与瞳孔反射光线之间的角度计算眼动方向^[34]。眼睛摄像头的采样频率为 200Hz。如图 4.1 所示。

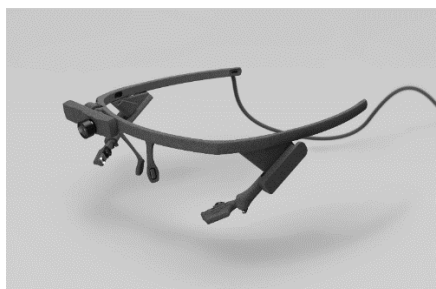


图 4.1 瞳孔核心型眼动仪

4.2.3 实验呈现方式

除实验一所呈现的界面外，还包括瞳孔捕获界面、瞳孔检测界面、瞳孔校准界面与基准眼动数据测试界面。使用 USB 将瞳孔核心的可穿戴式眼动设备与笔记本或台式电脑相连接，打开电脑中的瞳孔捕获软件（Pupil Capture），呈现瞳孔捕获界面。如图 4.2 所示。

点击瞳孔捕获界面中的 General-Detect eye0/Detect eye1 选项，可打开瞳孔检测界面。如图 4.3 所示。

点击瞳孔捕获界面中的校准（C）按钮，可打开瞳孔校准界面。如图 4.4 所示。

为了获得被试的基准眼动数据，需要被试注视屏幕中央的目标 1 分钟。如图 4.5 所示。

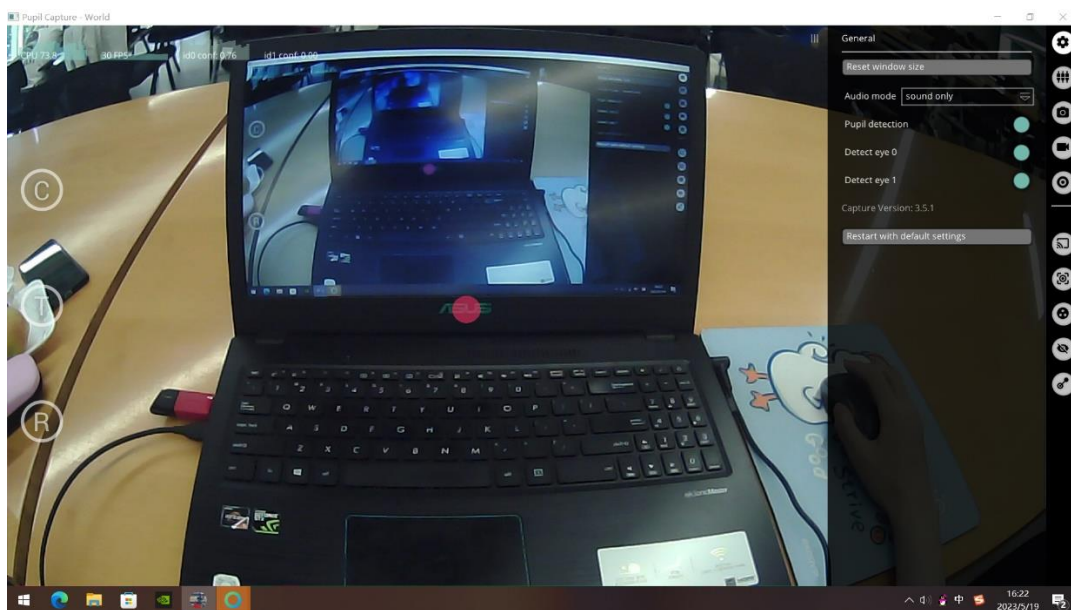


图 4.2 瞳孔捕获界面

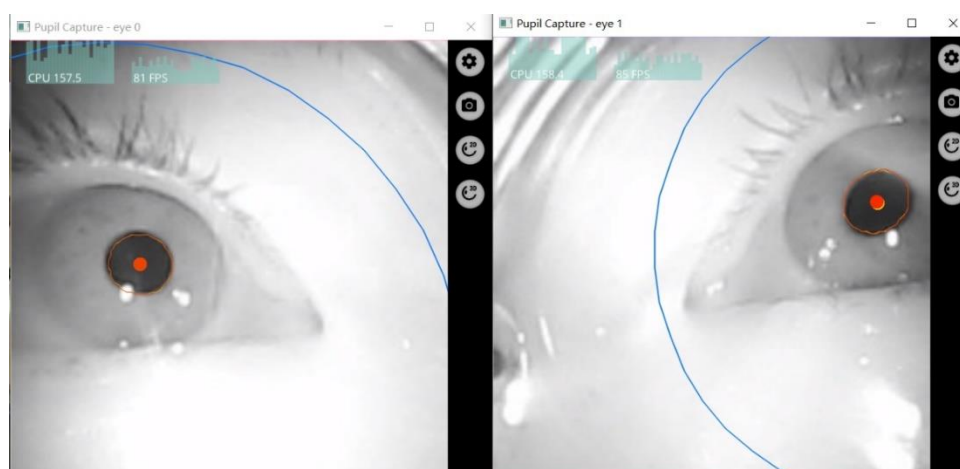


图 4.3 瞳孔检测界面

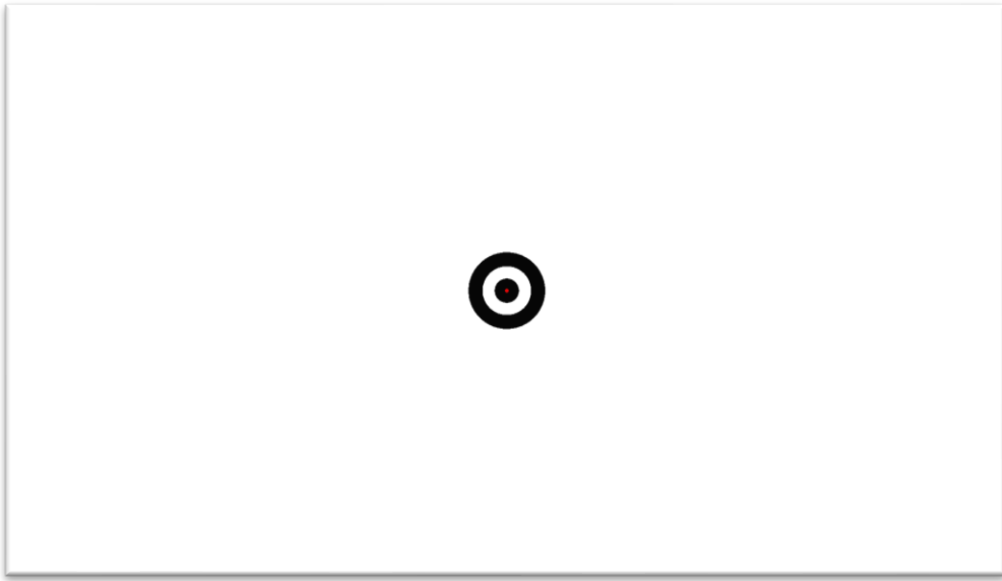


图 4.4 瞳孔校准界面

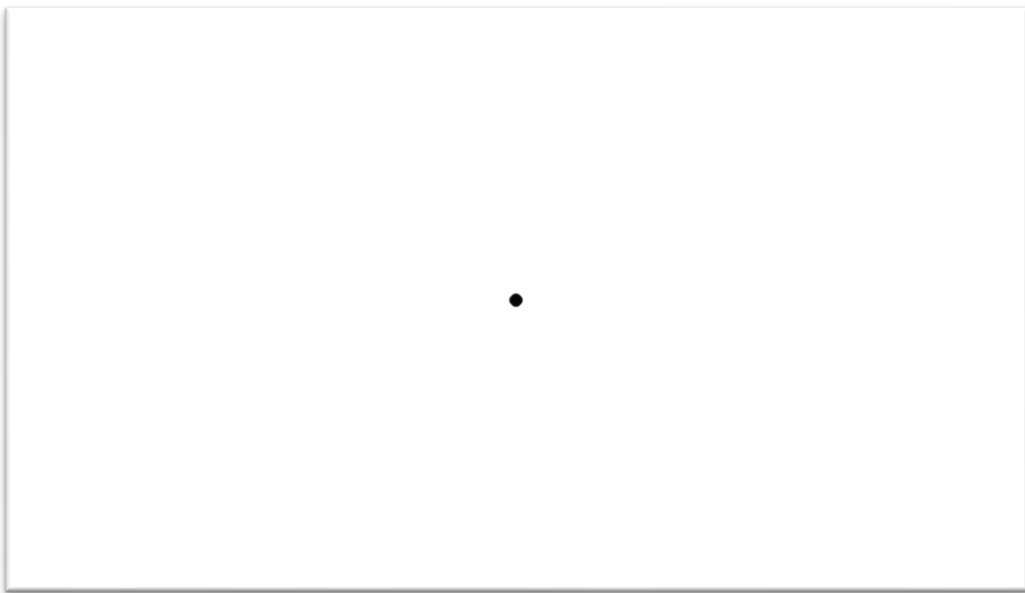


图 4.5 基准眼动数据测试界面

4.2.4 变量选取

自变量、无关变量与实验一相同，因变量为瞳孔直径与眨眼次数。变量选取如表 4.1 所示。

表 4.1 实验二变量

变量类型	变量	变量值
自变量	目标宽度	10 像素、30 像素
	目标距离	250 像素、400 像素
	目标速度大小	0、1 像素/秒、3 像素/秒
	目标速度方向	靠近（1）、远离（-1）
因变量	瞳孔直径	
	眨眼次数	
无关变量	定点大小	10 像素
	定点位置	屏幕中央
	定点颜色	#000000
	背景颜色	#FFFFFF
	目标颜色	#FF0000

4.2.5 实验步骤

实验前，被试应保证充分的休息，无熬夜、视疲劳等情况。研究人员应将实验任务与注意事项详尽的告知被试。每实验四组休息一分钟，直至实验全部结束。

每一组实验的具体流程如下：使用 USB 将可穿戴式眼动仪与电脑进行连接，运行瞳孔捕获程序。被试戴上眼动仪后进行瞳孔检测，要求被试在极端情况下（眼珠分别向上、下、左、右转动）转动眼球时，瞳孔捕获软件仍能很好的识别其眼部运动以获得良好的眼睛图像及数据。若无法成功识别，可通过物理调整可穿戴式眼动仪上的眼睛摄像头进行改善。瞳孔检测完成后，打开瞳孔校准界面，这一步骤通过建立从瞳孔到注视位置之间的映射从而知道被试正在看什么。在这一过程中，被试的眼睛需要跟随标记点而运动，并保持头部不动，直至成功校准。以上准备工作完成后，被试需要先点击瞳孔捕获界面中的录制（R）按钮，再打开基准眼动数据测试界面，注视屏幕中央一分钟，注视完毕后，再次点击 R 按钮，结束录制。

最后由研究人员设置实验参数，确认无误后，点击 R 按钮以开始录制，运行 Python 程序，在一分钟内点击目标，点击任务结束后，点击按钮以结束录制。需要注意的是，在整个实验过程中，被试的头部应尽可能保持不动，应确保只有眼睛在运动。

4.3 眼动数据预处理

4.3.1 导出原始数据

实验中使用的眼动仪型号为瞳孔核心，需要使用与其配套的数据分析软件瞳孔播放器（Pupil Player）将记录的数据导出，如图 4.6 所示。具体操作为：启动瞳孔播放，将录制的文件夹拖动到播放器窗口中，点击窗口中的向下箭头导出眼部数据，数据格式均为 CSV 文件。瞳孔播放器作为数据分析与可视化的工具，可以对眼动数据进行查看、处理与导出，并且永远不会删除或覆盖在瞳孔捕获过程中收集到的任何原始数据。其导出的数据包含眨眼信息、瞳孔直径、注视点等眼动信号，分别储存在 `blink_detection_report.csv`、`pupil_position.csv` 与 `fixation_report.csv` 文件中。

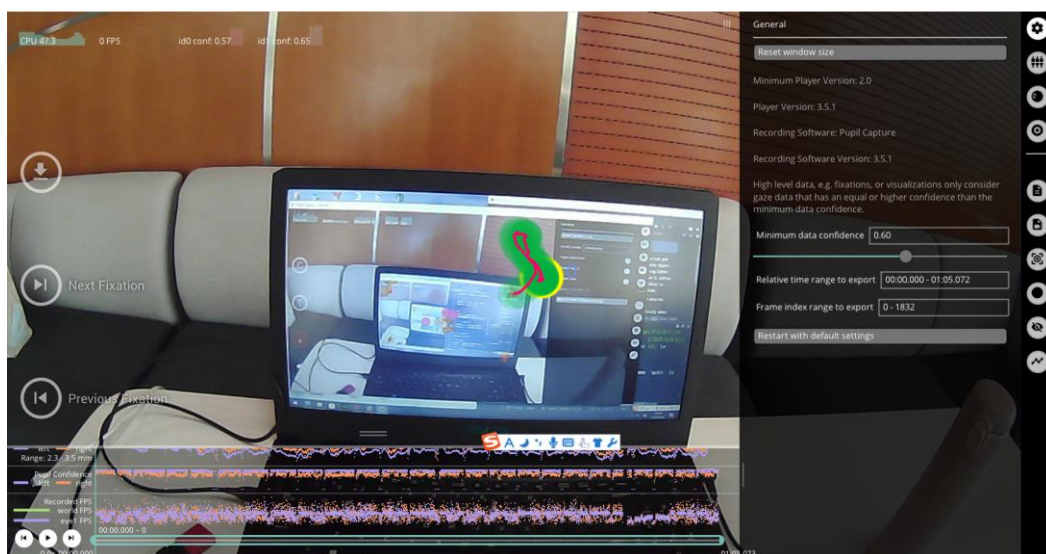


图 4.6 瞳孔播放器界面

一般情况下，瞳孔播放器中的眨眼检测插件的默认值可以对高质量的眼睛数据进行很好的识别，但是对于瞳孔检测不良而导致的低质量眼睛数据而言，需要进行相关参数的调整以避免漏测或误报眨眼。所以在对眨眼数据进行导出时，需要进行参数设置。具体为：起始置信度阈值（Onset confidence threshold）：0.4；偏移置信度阈值（Offset confidence threshold）：0.2；滤波器长度（Filter length）：100 毫秒。这些参数设置依赖于眨眼检测原理：在眨眼开始时，由于瞳孔被眼睑所遮住，其置信度会迅速下降，随着眨眼结束，瞳孔再次可见，其置信度会迅速上升。眨眼检测器将瞳孔置信度与滤波器进行卷积来识别眨眼，被称为“活动”的滤波器响应随着置信度下降越大而达到峰值，反之亦然。因而起始置信度阈值指滤波器响应必须上升到阈值以上才能对眨眼开始进行分类，对应于置信度的突然下降，即闭眼。偏移置信度阈值指滤波器响应必须下降到阈值以下才能对眨眼结束进行分类，对应于置信度的突然上升，即睁眼。滤波器长度指检测器试图找到置信度下降和上升的时间窗长度，即一次眨眼的时长为 100 毫秒。若起始置信度阈值太高会检测不到眨眼开始，太低则会误报眨眼；若偏移置信度阈值太高会检测不到眨眼结束，因此应合理的设置眨眼检测参数。

4.3.2 瞳孔数据预处理

瞳孔直径以像素为单位，虽然瞳孔核心可以给出详细的瞳孔直径数据，但是眨眼会造成瞳孔数据的缺失,如图 4.7 所示。此外根据瞳孔核心的官方使用文档，在瞳孔检测中，有用数据的置信度值（与瞳孔直径等数据位于 `pupil_positions.csv` 文件中,表示设备对测量的准确程度的评估）大于 0.6，而瞳孔数据缺失时，对应的置信度值为 0，因而对于瞳孔数据的第一步处理是删除置信度小于 0.6 的瞳孔数据值，如图 4.8 所示。在删除异常值后，为了获得更平稳的瞳孔数据，使用移动平均滤波器进行去噪，窗宽参数为 1000，去噪后的瞳孔数据如图 4.9 所示。其中移动平均滤波器基于统计学原理，把连续的 N 个采样数据看成一个对列，对列的长度固定为 N。根据先进先出原则，每次采样一个新数据放入队列尾部时，需丢掉原来位于队首的数据，然后对这个队列中的 N 个数据进行算术运算。

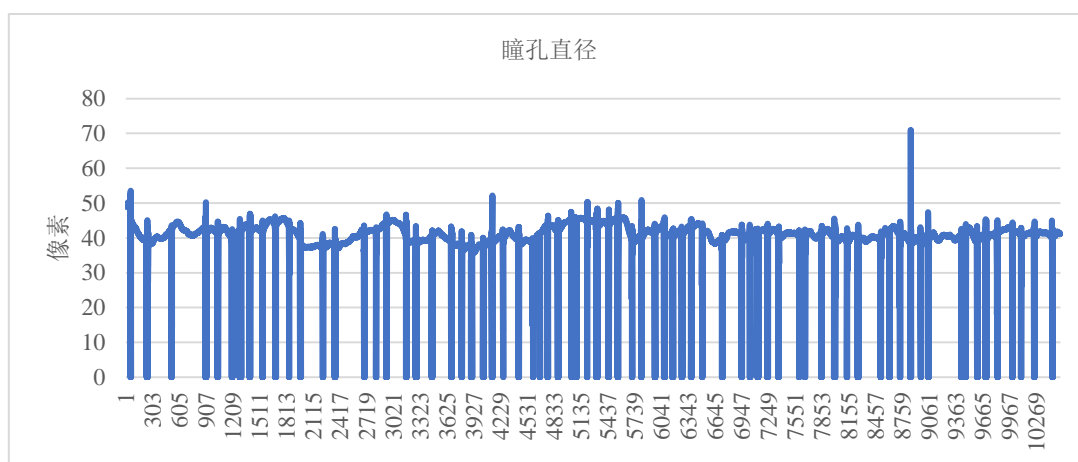


图 4.7 原始瞳孔数据

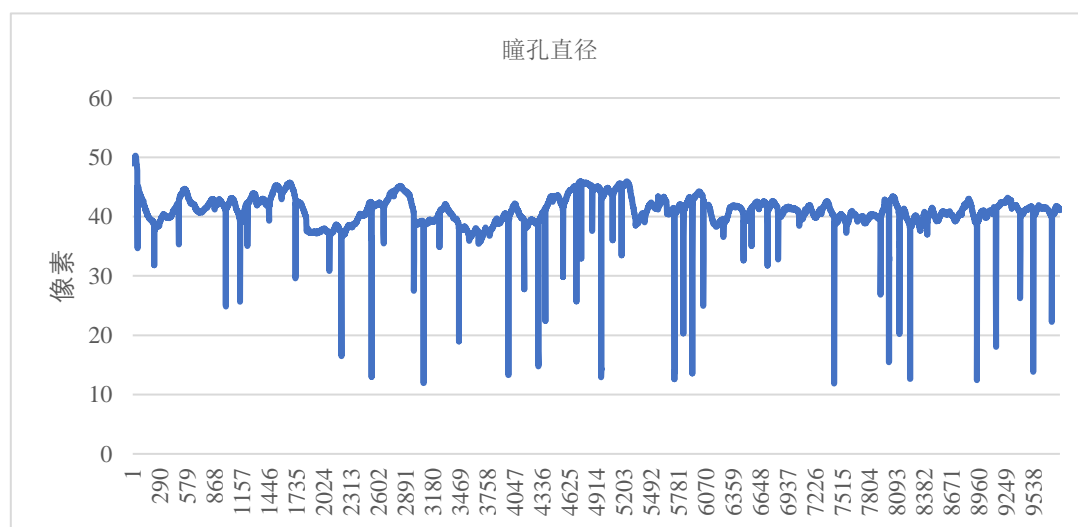


图 4.8 删除异常值后的瞳孔数据

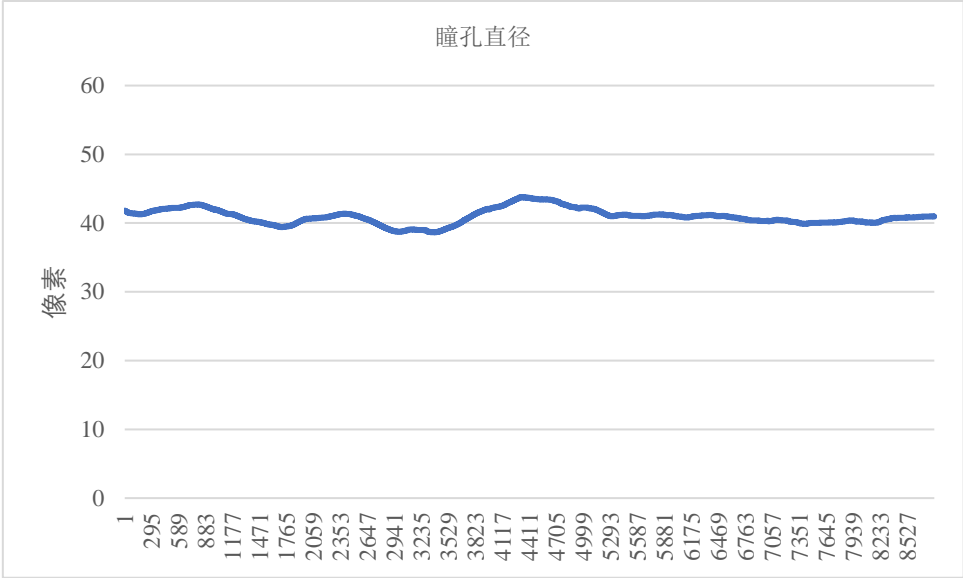


图 4.9 去噪后的瞳孔数据

4.4 数据分析

本节对反应认知难度的眨眼次数及瞳孔直径两种眼动数据进行分析。共有九名被试参与实验，但是由于操作失误，有效被试人数为五名。

4.4.1 一分钟内眨眼次数

打开记录眨眼数据的 blink_report.csv 文件，对各个被试在各个认知难度下的一分钟内眨眼次数进行整理，易发现所有被试点击任务时的眨眼次数均小于其基准眨眼次数，如表 4.2 所示。

表 4.2 眨眼次数

眨眼次数/次	被试 1	被试 2	被试 4	被试 6	被试 7	平均数
基准数据	24	14	23	20	32	23
认知难度 1	23	6	11	13	4	11
认知难度 2	15	6	16	8	10	11
认知难度 3	11	4	21	5	8	10
认知难度 4	11	3	18	6	9	9
认知难度 5	11	3	17	3	8	8
认知难度 6	9	2	13	4	4	6
认知难度 7	13	7	19	6	4	10
认知难度 8	10	4	13	8	3	8
认知难度 9	10	10	12	7	3	8
认知难度 10	7	9	12	5	3	7
认知难度 11	18	8	15	3	7	10
认知难度 12	11	5	17	5	7	9

续表 4.2

眨眼次数/次	被试 1	被试 2	被试 4	被试 6	被试 7	平均数
认知难度 13	12	8	16	2	1	8
认知难度 14	11	5	12	6	5	8
认知难度 15	6	6	15	1	5	7
认知难度 16	11	6	12	4	4	7
认知难度 17	10	5	9	8	1	7
认知难度 18	7	5	10	8	3	7
认知难度 19	13	7	14	8	3	9
认知难度 20	3	4	7	9	2	5

进一步讨论在不同运动方向下（靠近，远离）、不同运动速度下（0，1，3）、不同目标宽度下（10，30）和不同距离下（250，400）的点击任务中眨眼次数的变化情况。

通过使用 Excel 绘制折线图可以发现，在不同运动方向下，靠近运动的眨眼平均次数普遍高于远离运动的眨眼平均次数，如图 4.10 所示。这表明同等情况下，靠近运动的认知难度小于远离运动的认知难度。这与前文阐述的靠近运动点击次数更高，点击时间更少相吻合。

在不同运动速度下，静止状态下的眨眼次数几乎是最多的，此时认知负荷最小。对于靠近组，在一定范围内，速度越大，眨眼次数越多，认知负荷越小。对于远离组，在一定范围内，速度越大，眨眼次数越少，认知负荷越大。如图 4.11 所示。

在不同目标宽度下，目标宽度越大，眨眼次数越多，认知难度越小。如图 4.12 所示。

在不同距离下，距离越小，眨眼次数越多，认知难度越小。如图 4.13 所示。

以上讨论与前文所述的菲兹定律所揭示的规律一致。

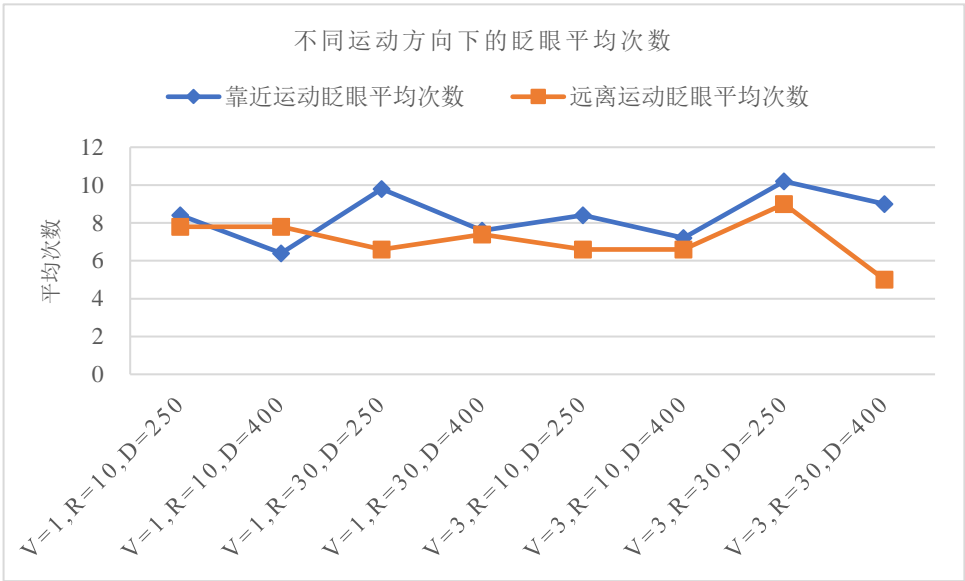


图 4.10 不同运动方向下的眨眼平均次数

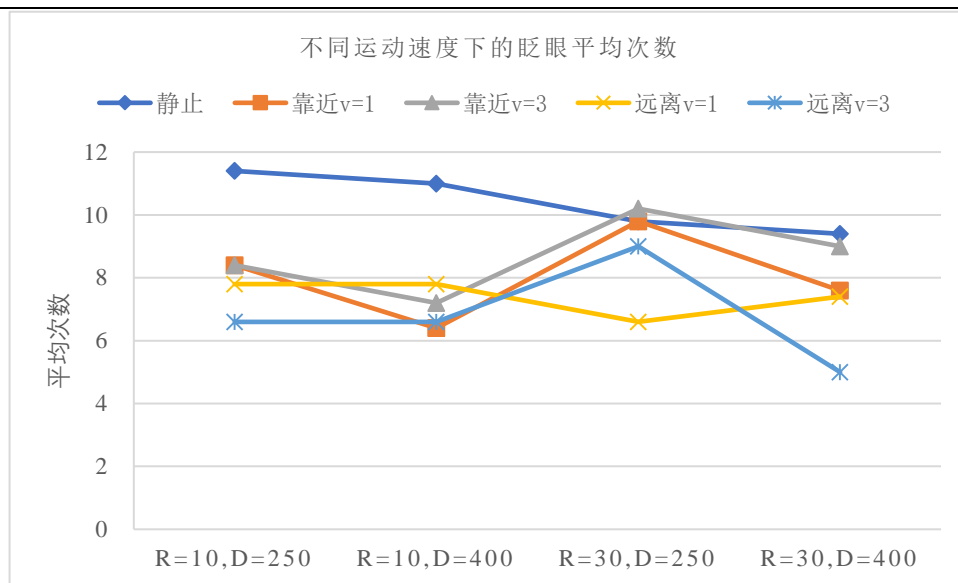


图 4.11 不同运动速度下的眨眼平均次数

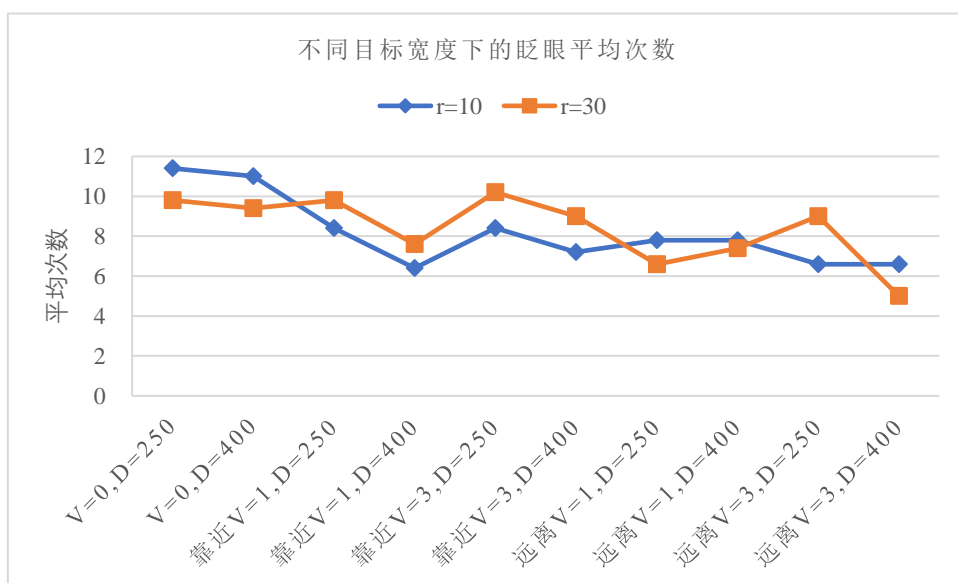


图 4.12 不同目标宽度下的眨眼平均次数

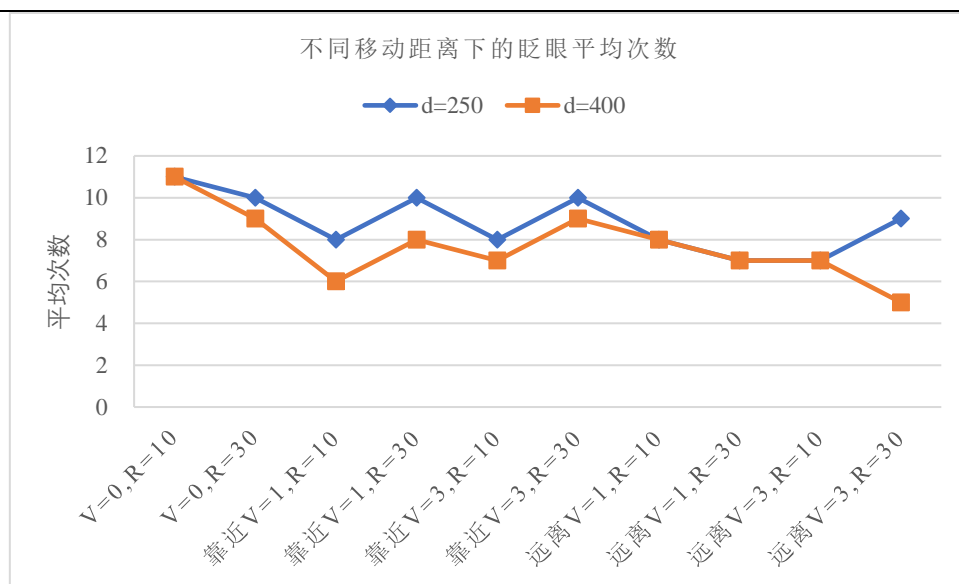
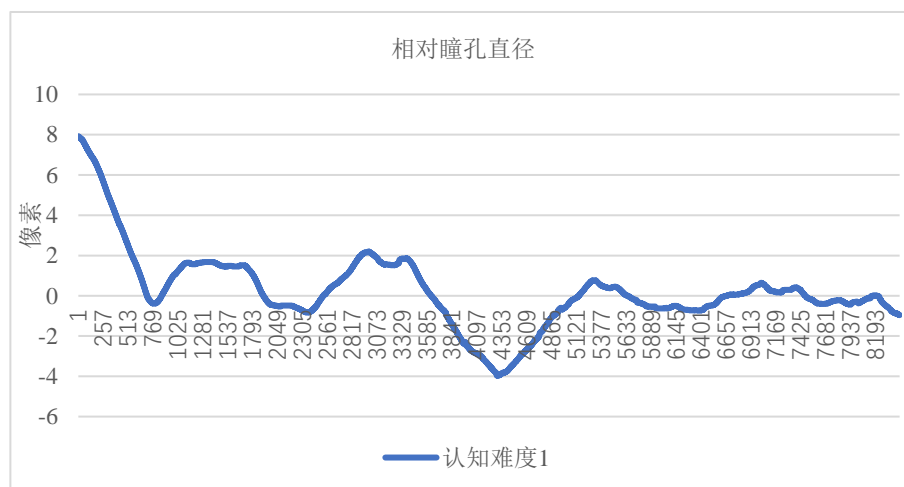


图 4.13 不同移动距离下的眨眼平均次数

4.4.2 瞳孔直径

在对瞳孔数据进行预处理后,为了表示瞳孔扩张程度,选择相对瞳孔直径进行数据分析,其中相对瞳孔直径=各认知难度下的瞳孔直径-基准瞳孔直径。在实际分析中发现,对于同一认知难度下的点击实验,相对瞳孔直径会随着时间的增加而减小,甚至出现负值。如图 4.14 所示。出现这一现象的原因是当点击任务刚开始时,瞳孔在目标的紧张刺激作用下会扩张,但是随着时间延长,眼睛会感到疲劳,瞳孔随之缩小^[35]。为了更好的比较瞳孔扩张情况,在综合比较各组瞳孔数据后,选取前 1000 组瞳孔扩张数据并将其取平均值作为分析来源。最终得到的数据如表 4.3 所示。



4.14 某被试在认知难度 1 下的相对瞳孔直径

表 4.3 相对瞳孔直径						
相对瞳孔直径/像素	被试 1	被试 2	被试 4	被试 6	被试 7	平均值
认知难度 1	1.54	1.59	3.11	2.14	1.98	2.07
认知难度 2	2.74	1.73	5.49	2.92	2.03	2.98
认知难度 3	1.26	1.21	2.31	1.69	1.68	1.63
认知难度 4	2.25	1.51	2.68	2.52	1.75	2.14
认知难度 5	2.29	2.07	3.39	2.93	2.85	2.71
认知难度 6	3.24	3.53	5.74	3.44	3.47	3.88
认知难度 7	2.12	1.98	2.53	2.72	2.59	2.39
认知难度 8	3.17	3.08	3.28	3.23	3.35	3.22
认知难度 9	4.05	4.26	5.92	3.97	3.89	4.42
认知难度 10	4.14	5.10	6.00	4.29	4.21	4.75
认知难度 11	1.92	1.89	2.41	2.46	2.41	2.22
认知难度 12	2.78	2.59	2.81	2.68	2.96	2.76
认知难度 13	3.08	2.70	3.77	3.49	3.88	3.38
认知难度 14	3.45	4.12	6.00	3.99	4.28	4.37
认知难度 15	2.50	2.56	3.13	3.16	3.37	2.94
认知难度 16	3.24	3.91	4.60	3.65	3.86	3.85
认知难度 17	4.61	5.27	6.12	4.83	4.52	5.07
认知难度 18	5.00	5.98	6.25	5.57	5.05	5.57
认知难度 19	4.08	4.46	3.87	4.24	3.65	4.06
认知难度 20	4.64	4.82	3.98	4.72	4.18	4.47

由 Excel 绘制的折线图可知，在不同运动方向下，远离运动的相对瞳孔直径普遍高于靠近运动，如图 4.15 所示。这表明在其他变量一致下，远离运动的认知难度大于运离运动的认知难度。这与前文阐述的远离运动点击次数更少，点击时间更多，眨眼次数更少不谋而合。

在不同运动速度下，静止状态下的相对瞳孔直径最小，此时认知负荷最小。在远离组中速度越大，相对瞳孔直径越大，这表明随着速度的增加，被试完成任务所需要的心理努力增加。对于靠近组，在目标宽度较小时，速度越大，相对瞳孔直径越大，认知难度越大，但是当目标宽度较大时，速度越大，相对瞳孔直径越小，认知难度越小。如图 4.16 所示。

在不同目标宽度下，目标宽度越大，相对瞳孔直径越小，认知难度越小。如图 4.17 所示。

在不同距离下，距离越小，相对瞳孔直径越小，认知难度越小。如图 4.18 所示。
以上讨论与前文所述的菲兹定律所揭示的规律一致。

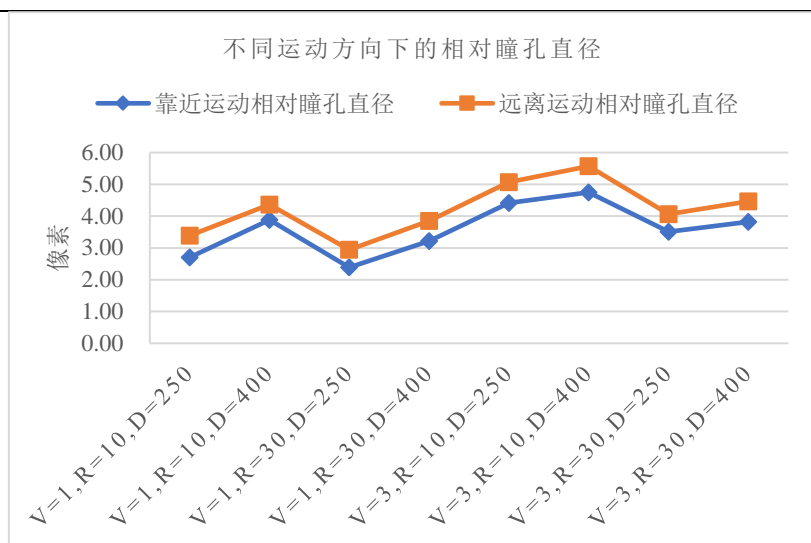


图 4.15 不同运动方向下的相对瞳孔直径对比图

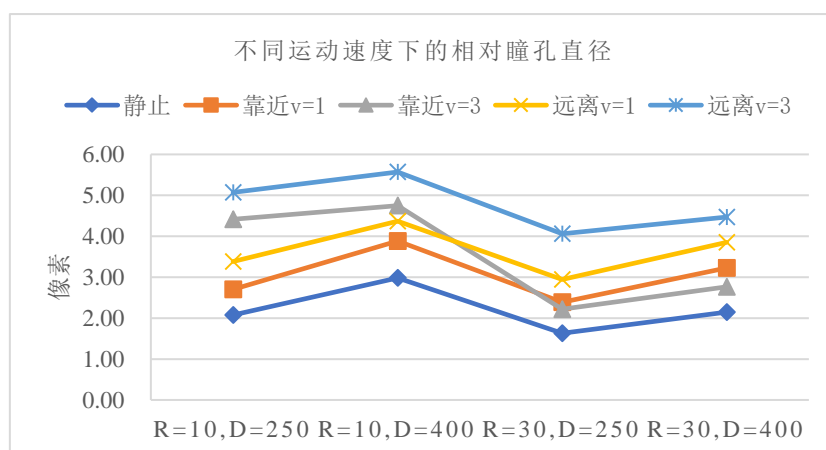


图 4.16 不同运动速度下的相对瞳孔直径对比图

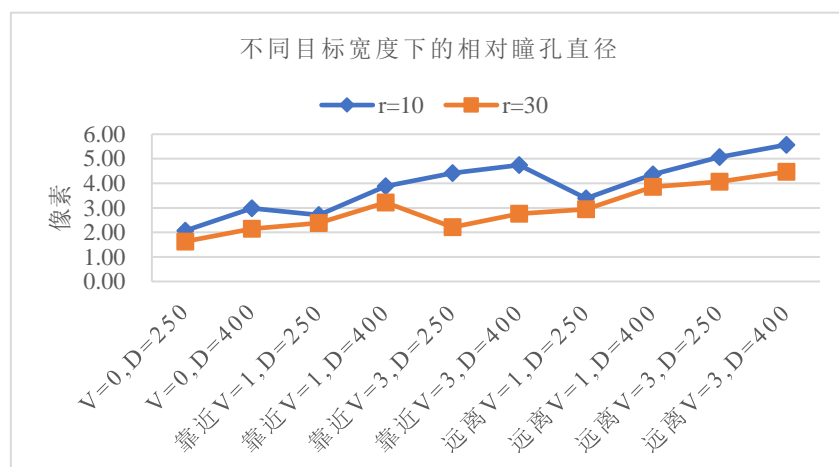


图 4.17 不同目标宽度下的相对瞳孔直径对比图

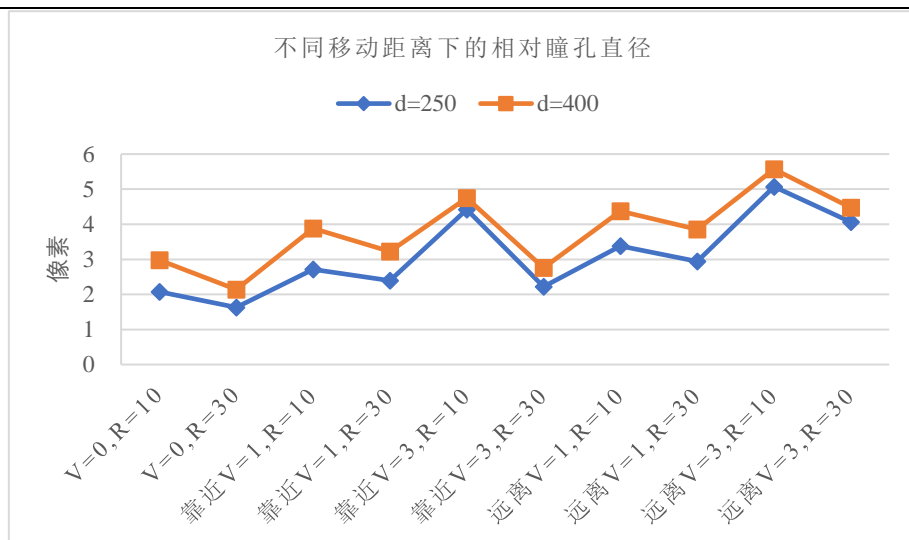


图 4.18 不同移动距离下的相对瞳孔直径对比图

第三章中基于修改的困难指数, 对各认知模式的难度进行了排序, 现将本章中的眨眼次数与相对瞳孔直径这两类眼动数据和困难指数 (ID) 作对比, 进一步验证以上眼动数据在认知工作中的有效性。各认知模式下的 ID、眨眼次数与相对瞳孔直径对比图如图 4.19 所示。易发现, 当 ID 增加时, 眨眼次数呈下降趋势, 相对瞳孔直径呈上升趋势。这是因为, 随着困难指数增加, 被试需要更多的认知资源完成任务, 可能导致较少的资源用于眨眼。因此, 眨眼次数随着认知难度的增加而减少。而瞳孔直径的变化作为一种自主神经系统的反应, 与认知负荷和心理激活水平相关。较大的瞳孔直径通常被认为与更高的认知负荷有关。因此, 随着任务的认知难度增加, 瞳孔直径会增大。以上进一步说明眨眼次数与相对瞳孔直径是反映不同任务认知难度的指标。

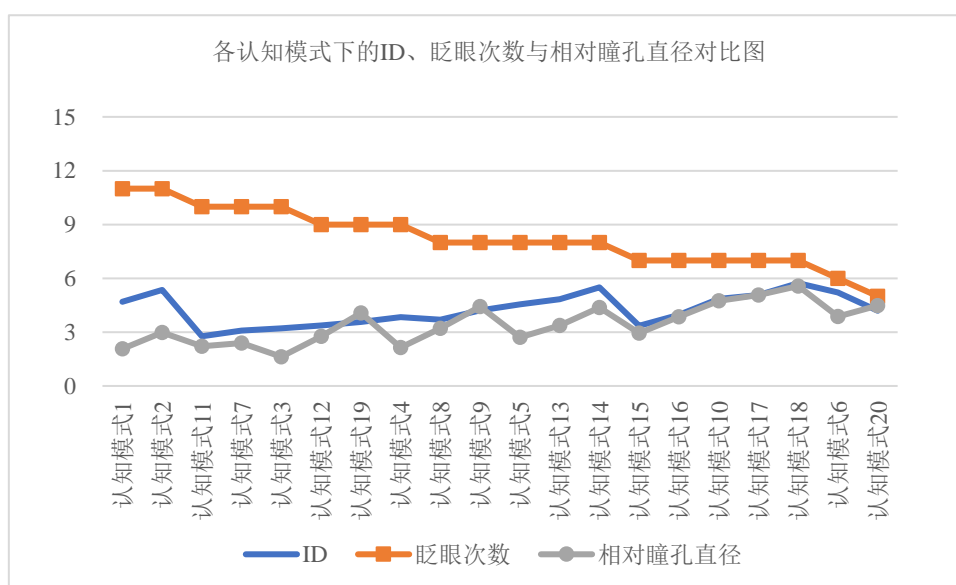


图 4.19 各认知模式下的 ID、眨眼次数与相对瞳孔直径对比图

4.5 本章小结

出于研究目标追踪过程中的眼睛参与情况这一目的,本章借助眼动仪,设计相关实验并进行数据分析与讨论,关注眨眼次数与相对瞳孔直径这两种眼动数据,研究了以上眼动数据与认知难度之间的关系,并与第3章中修改的困难指数作对比,进一步验证了眨眼次数与相对瞳孔直径对认知难度的反映情况。最终得出以下结论:运动距离越小,目标宽度越大,眨眼次数越多,瞳孔扩张程度越小,这表明认知难度越小。相比远离运动,靠近运动下的眨眼次数越多,瞳孔扩张程度越小,这说明靠近运动比远离运动更容易。对于远离运动,速度越大,眨眼次数越少,瞳孔扩张程度越大,点击目标更困难,对于靠近运动,在合适的范围内,速度越大,眨眼次数越多,而瞳孔扩张程度在目标宽度较小时,随速度增大而增大,在目标宽度较大时,随速度增大而减小。

第 5 章 基于多分类支持向量机识别认知模式

如第三章与第四章所述，移动时间、正确命中次数、眨眼次数与相对瞳孔直径可以反映认知难度，本章旨在探讨对于认知任务，仅适用以上四种特征是否能准确反映不同认知任务的难度。因此，本章将使用多分类支持向量机，以移动时间、正确命中次数、眨眼次数和相对瞳孔直径为特征识别前文所述的 20 种认知难度。

5.1 支持向量机原理

支持向量机（Support Vector Machine, SVM）由 Vapnik 和 Chervonenkis^[36]首次提出，并在之后的研究中得到进一步发展和完善^{[37][38][39][40]}。支持向量机是基于最优化技术，求解最优超平面(optimal hyperplane)，将两种不同类别的样本分开的方法。它除了可以有效解决小样本下的线性不可分的二分类问题外，还能用于回归。

为了更好的理解支持向量机，先对相关概念进行介绍。超平面指平面的一般化，在一维的平面中，它是点；在二维的平面中，它是线；在三维的平面中，它是面；在更高的维度中则称其为超平面。最优超平面指的是与两个类别中最靠近的样本点的距离同时达到最大的超平面。而两类中与最优超平面最靠近的样本，称为支持向量，穿过支持向量与最优超平面平行的两个超平面（虚线所示），称为间隔边界。间隔指两类样本中离分类面最近的样本到分类面的距离。通俗意义上讲，寻找最优超平面的过程就是寻找间隔最大的超平面的过程，而支持向量是用来确定间隔的样本。支持向量机概述图如图 5.1 所示。

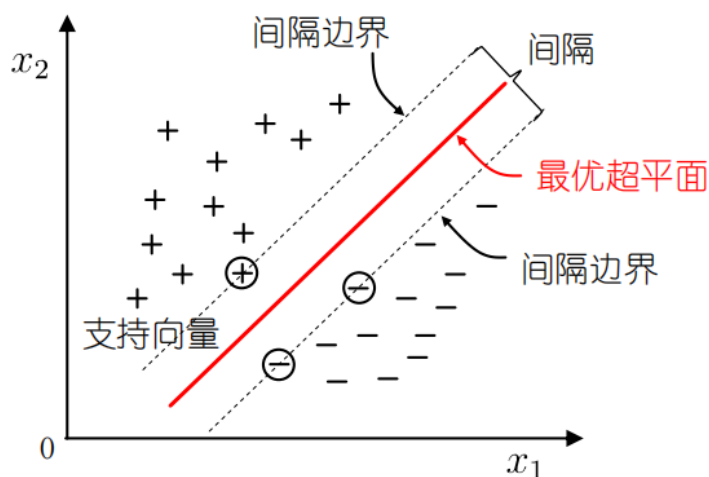


图 5.1 支持向量机概述图

支持向量机的工作原理是通过将数据映射到高维特征空间，使得在该空间中可以更容易地找到一个超平面来划分不同类别的样本。通过使用核函数，支持向量机能够处理非线性问题，并将其转化为在高维特征空间中的线性分类问题。常用的核函数包括线性核、多项式核

和高斯核。核函数表达式如表 5.1 所示。

表 5.1 核函数表达式

名称	表达式	参数
线性核	$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$	
多项式核	$K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j)^d$	$d \geq 1$, d 为多项式的次数
高斯核	$K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{2\delta^2})$	$\delta > 0$, δ 为高斯核带宽

然而对于某些线性不可分的数据集，即使采用核函数也无法准确的分类所有样本点。为了解决这个问题，支持向量机使用一种软间隔（soft margin）方法，允许在一定程度上容忍误分类点的存在。即软间隔允许一些样本点位于决策边界的错误一侧或在超平面之间，但仍尽量最小化间隔和误分类点的数量。软间隔分类原理如下：

$$\min_{\omega, \omega_0} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (5.1)$$

$$s. t. \xi_i \geq 0, y_i(\omega^T x_i + \omega_0) \geq 1 - \xi_i$$

其中， C 为惩罚因子， C 的大小会对分类器的容错能力产生影响， C 越大，对错误分类惩罚力度越大，使得模型尽可能对样本做出正确分类。； ξ_i 为松弛变量，对那些在间隔边界上或正确一侧的点， $\xi_i = 0$ ，否则， $\xi_i = |y_i - f_i|$ 。若 $0 < \xi_i \leq 1$ ，则点在间隔中，并在决策边界正确的一侧；若 $\xi_i > 1$ ，则点在决策边界错误的一侧。

当使用支持向量机对三个及以上的类别进行分类时，需要训练多个二类分类器。常见的方式为一对一（one-vs-one）和一对多（one-vs-rest）。

一对一指给定 m 个类，对 m 个类中的每两个类都训练一个分类器，总共的二类分类器个数为 $m(m-1)/2$ 。比如有三个类，1, 2, 3，那么需要有三个分类器，分别是针对：1 和 2 类，1 和 3 类，2 和 3 类。对于一个需要分类的数据 x ，它需要经过所有分类器的预测，最后使用投票的方式来决定 x 最终的类属性。此方法的训练速度较快，当新增分类类别时，只需要训练与该类相关的分类器，但是当分类的种类 m 很多时，分类器个数会偏多，训练和测试时间偏慢。

一对多指给定 m 个类，需要训练 m 个二类分类器。其中的分类器 i 是将 i 类数据设置为类 1（正类），其它所有 $m-1$ 个 i 类以外的类共同设置为类 2（负类），这样，针对每一个类都需要训练一个二类分类器，最后，我们一共有 m 个分类器。对于一个需要分类的数据 x ，通常选择置信度最大的类别标记为分类结果。此方法分类速度较快，但训练速度较慢，当添加新的分类时，需要重新构造分类器。本文使用的是一对多分类方法。

总结而言，支持向量机是非常强大的分类和回归模型，在各种数据集（低维数据和高维数据、线性和非线性数据）上的表现都很好，具有较好的泛化性能和鲁棒性。

5.2 使用多分类支持向量机进行分类

使用 Python 中的 sklearn 封装库完成多分类支持向量机的分类。具体流程为：数据准备、选择合适的核函数、惩罚因子等参数、用合适的参数训练得到模型、测试。

数据准备：仅根据九名被试在 20 种认知模式下的绩效指标（每分钟成功点击次数和平均点击时间）及眼动数据（一分钟内眨眼次数和相对瞳孔直径）划分训练集、测试集并进行训练分类是不现实的，这是因为数据太少了。但是由于时间原因，无法直接寻找 100 个被试获得实验数据。因此根据已获得的 20 种认知模式下 4 类特征的平均值及标准差，使用 Excel 中的随机数发生器模拟 100 个被试数据。共计 2000 组数据。值得注意的是，眨眼次数中的标准差人为定义为 0.5。具体流程为：Excel——数据——数据分析——随机数发生器——随机数个数为 100，分布为正态分布，平均值与标准偏差由实验数据可知，随机数基数设为 1，具体参数设置如图 5.2 所示。

随机数发生器

变量个数(V):

随机数个数(B):

分布(D):

参数

平均值(E) =

标准偏差(S) =

随机数基数(R):

输出选项

☒ 输出区域(O):

☐ 新工作表组(P):

☐ 新工作簿(W)

确定 取消 帮助(H)

图 5.2 随机数发生器相关参数设置

参数选择：选择 Sklearn 封装库中的 svm 算法，即 `sklearn.svm.SVC(C, kernel=, gamma,...)`。在 SVC 类中主要参数有 3 种：

C：误差项的惩罚参数（控制边界线的硬度）。float 型，默认 1.0，一般取 10^n ，如 0.1、1、10、100 等。C 越大，对错分惩罚力度越大；较小的 C，则使得模型更关注分类间隔最大化。

kernel：算法中使用的核函数。字符串项，默认为 rbf。可取 linear 线性核，poly 多项式

核，rbf 高斯核以及 sigmoid。通常，使用线性核及高斯核的情况偏多。

gamma: 核(rbf、poly、sigmoid)的系数，用于控制核宽度。gamma 越大核越窄，模型越复杂。float 型，默认 auto (=1/n_features) 一般取值 0.1。以高斯核为例，gamma 是核宽倒数即 $1/2\sigma^2$ 。

对于 SVM 分类器而言，调节以上三个主要参数是关键。调参可以根据经验进行调节，也可以使用网格搜索交叉验证（GridSearchCV）进行优化。由于根据经验对参数进行微调比较耗时耗力，因而本文的方法是后者。网格搜索交叉验证的原理是：在指定的参数范围内，穷尽搜索、自动调整参数并训练学习器，然后从所有的参数中找到在验证集上精度最高的参数并返回。使用 Python 中 sklearn.model_selection 的 GridSearchCV 元评估器便可获得本多分类支持向量机模型的最优参数：C 为 100，kernel 为线性核，gamma 为 0.01。

训练模型：将最优参数输入模型，运行程序，最终得到分类结果：在训练集以及测试集上的准确度均为 0.99，模型分类结果很准确。分类结果如图 5.3 所示。

```
In [1]: runfile('C:/Users/22064/Desktop/毕业设计/svm1.py',
wdir='C:/Users/22064/Desktop/毕业设计')
训练集上准确度为: 0.99
测试集上准确度为: 0.99
```

图 5.3 多分类支持向量机结果

为了更客观的评估模型分类的效果，使用 classification_report()函数输出模型报告。在模型报告中主要关注四个参数分别为 precision、recall、f1-score、accuracy。为了更好的理解这四个参数，引入以下概念：

真正例（true positive, TP）:预测结果为该类别，实际为该类别的样例个数。

假正例（false positive, FP）:预测结果是该类别，实际不是该类别的样例个数。

真反例（true negative, TN）:预测结果不是该类别，实际不是该类别的样例个数。

假反例（false negative, FN）:预测结果不是该类别，实际是该类别的样例个数。

注意：样例总数=TP+ FP+ TN+ FN

在引入 TP、FP、 TN、FN 后，便可以定义 precision、recall、f1-score、accuracy 这四个模型指标。

Precision (P): 查准率，又称准确率,表示预测结果是该类别的样例中，实际是该类别所占的比例。其公式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5.2)$$

Recall (R): 查全率，又称召回率，表示实际是该类别的样例中，预测结果是该类别所占的比例。其公式为:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5.3)$$

由查准率和查全率的公式易知，两者是一对矛盾的指标，查准率高时，查全率往往会偏低，反之亦然。只有在一些简单任务中，二者的值才会都比较高。此外，以单一的查准率或者查全率来评估模型好坏稍显片面。根据以上两种原因，引入 F1-score，即：

$$F1 - score = \frac{2 * P * R}{P + R} \quad (5.4)$$

F1-score 实际上指对查准率与查全率的重视程度相同。但是某些情况下对于二者的重视程度会有差别，因而可以将 F1-score 推广至一般形式 F_β ：

$$F_\beta = \frac{(1 + \beta^2) * P * R}{\beta^2 * P + R} \quad (5.5)$$

其中 β 用于调整权重。易发现当 $\beta = 1$ 时，便为 F1-score，这时，查准率和查全率都很重要，权重相同。若认为查准率更重要些，便调整 β 的值令其小于 1，若认为查全率更重要些，便调整 β 的值令其大于 1。

Accuracy: 整体的准确率，表现为正确预测样本量与总样本量的比值。模型报告如图 5.4 所示。

	precision	recall	f1-score	support
1	1.00	1.00	1.00	31
2	1.00	1.00	1.00	21
3	1.00	1.00	1.00	32
4	1.00	1.00	1.00	22
5	1.00	1.00	1.00	26
6	1.00	1.00	1.00	29
7	1.00	1.00	1.00	23
8	0.96	1.00	0.98	25
9	1.00	1.00	1.00	20
10	0.93	1.00	0.96	25
11	1.00	1.00	1.00	20
12	1.00	1.00	1.00	28
13	1.00	1.00	1.00	25
14	1.00	0.92	0.96	25
15	1.00	1.00	1.00	30
16	1.00	0.96	0.98	24
17	1.00	1.00	1.00	23
18	1.00	1.00	1.00	24
19	1.00	1.00	1.00	23
20	1.00	1.00	1.00	24
accuracy			0.99	500
macro avg	0.99	0.99	0.99	500
weighted avg	0.99	0.99	0.99	500

图 5.4 模型结果报告

从图 5.4 易知，此多分类支持向量机模型展现出卓越的分类能力。通过观察模型结果报告，可以看到模型在各个认知模式下都取得了出色的分类结果。不仅如此，每个认知模式下的查准率、查全率和 F1-score 均超过了 0.9 的高水平，显示出模型在不同类别的识别和分类

中表现出了极高的准确性和可靠性。特别的，在多个认知模式下，模型的查准率、查全率和 F1-score 指标均达到了 1 的完美分数。这意味着模型在这些特定的认知模式中实现了完全正确的分类，没有出现任何误分类的情况。

为了更形象直观化的将以上结果表现出来，使用 Python 输出混淆矩阵图，如图 5.5 所示。从混淆矩阵图中可以看出，存在一条明显的对角线，这说明模型分类效果很好，20 种认知模式的预测标签与实际标签基本吻合。以认知难度 1 为例，在测试集的 500 组数据中，共有 31 组数据表现为此认知难度，使用多分类支持向量机预测分类后，预测模式中表现为认知难度 1 的数据也为 31，说明认知难度 1 的查全率为 100%。对于认知难度 14，测试集中实际有 25 组数据为此认知模式，预测后变为此模式的数据共 23 组，说明认知难度 14 的分类查全率为 92%。以此类推可得其余认知模式的查全率。综上，各个认知模式均得到了很好的识别与分类。

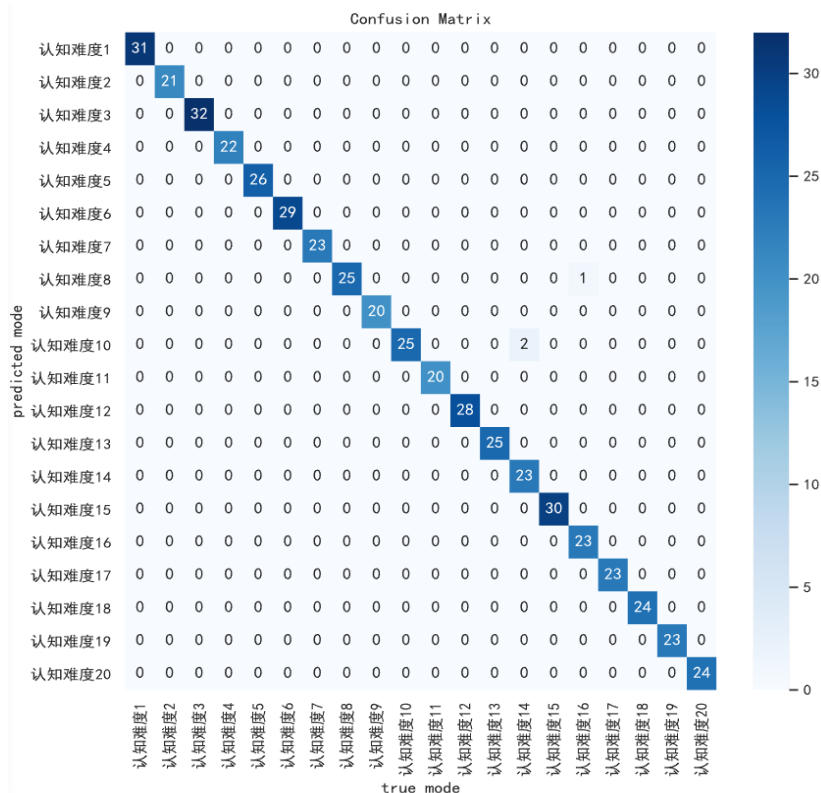


图 5.5 混淆矩阵图

如上所述，目前已经得到了一个分类效果很好的多支持分类向量机，接下来只需将新数据输入模型便可以得到很好的分类预测。注意，新数据的格式应与测试数据的格式一致，否则无法进行分类。

5.3 本章小结

本章节主要介绍了支持向量机（Support Vector Machine, SVM）应用于认知模式识别的研究。支持向量机作为一种强大的机器学习算法，能够在非线性情况下有效地进行分类和模式识别。本研究将反映认知难度的移动时间、正确命中次数、眨眼次数、相对瞳孔直径作为支持向量机的输入特征，并进行了分类模式识别的实验。通过训练多分类支持向量机模型，成功地识别出了不同的认知模式，验证了仅使用移动时间、正确命中次数、眨眼次数、相对瞳孔直径便能对各认知任务的难度进行精准反映，这进一步证明了以上特征在认知过程中的重要性和可行性。

第 6 章 总结与展望

6.1 本文工作总结

本文主要通过文献研究及实验分析的方法,在前人的基础上,以探究目标移动下的菲兹定律及其认知过程为目标,先后进行了三个实验。实验一通过改变目标的速度大小与方向、移动距离、目标宽度设置了 20 种认知模式,使用正确命中次数与移动时间这两项绩效指标定性描述了各模式下的认知难度,以实验数据为基础,修改了原菲兹定律下的困难指数,并使用修改后的困难指数对 20 种认知难度进行定量描述。实验二使用眼动追踪技术研究移动目标追踪过程中的眼动参与情况,选取了眨眼次数与相对瞳孔直径这两类眼动数据对 20 种模式下的认知难度进行衡量。实验三使用支持向量机,以实验一种的绩效指标与实验二中的眼动数据为特征,对 20 种认知模式进行精准识别与分类,验证了正确命中次数、移动时间、眨眼次数与相对瞳孔直径在认知工作中的重要性。基于本论文中的实验参数,最终得出以下结论:

(1) 在目标移动下,移动时间与目标的移动速度、移动距离及宽度仍具有对数线性关系。

(2) 在引入速度这一因子后,对于不同的移动速度方向,靠近运动相比远离运动,其正确命中次数更多、移动时间更少、眨眼次数更多、相对瞳孔直径更小,以上结果表明靠近运动比远离运动更容易完成点击任务。

(3) 目标移动情况下,在其余变量不变的情况下,移动距离越短,目标宽度越大,移动时间更少。这与目标静止下的菲兹定律所揭示的规律一致。此外,移动距离越短、目标宽度越大时,对应的正确命中次数更多,眨眼次数更多,相对瞳孔直径更小,这表明其认知难度越小。

(4) 当其他变量相同时,对于远离运动,速度越大,正确命中次数越少,移动时间越多,眨眼次数更少,相对瞳孔直径更大。对于靠近运动,速度越大,眨眼次数越多,但是正确命中次数、移动时间与相对瞳孔直径和速度并不是单一的线性关系,此时以上三者的变化情况与目标宽度有很强的联系。在目标宽度较小时,速度越大,正确命中次数越小,移动时间越长,相对瞳孔直径越大,认知难度越大;在目标宽度较大时则与之相反。

(5) 一般情况下,认知难度越小,正确命中次数越多,移动时间越小,眨眼次数越多,相对瞳孔直径越小。使用正确命中次数、移动时间、眨眼次数及相对瞳孔直径可以准确反映各认知任务的难度。

以上研究在一定程度上弥补了菲兹定律在研究目标移动时的不足,并且使用眼动仪收集眼动数据以比较认知难度差异,丰富了眼动仪的应用。

6.2 未来工作

本文对目标移动下的菲兹定律及其认知过程完成了探讨,但是由于实验设备及时间的限

制, 本文还存在不足, 需要在以下方面进行深入研究:

(1) 增加被试数量。由于时间限制, 本文只选取了 9 名 22 岁大学生参与实验, 被试样本较小且结构单一, 未来应该增加样本数量, 并且考虑婴儿、老人在目标移动下的菲兹定律。

(2) 增加实验变量。本文速度大小只有 3 种水平 (0 像素/秒, 1 像素/秒, 3 像素/秒), 后续研究可以针对速度大小这一自变量设置更多的水平, 进一步细化目标移动速度大小对菲兹定律的影响。

(3) 可以进一步拓展支持向量机的特征选择和模型优化方法, 以提高识别精度和鲁棒性。此外, 还可以考虑引入其他机器学习算法和深度学习技术, 以比较它们在认知模式识别中的表现和效果。

参考文献

- [1] Fitts, P. M. and PETERSON, J. R. 1964, Information capacity of discrete motor responses[J], Journal of Experimental Psychology, 67, 1 03- 1 1 2.
- [2] Welford, A.T. Fundamentals of skill [M]. Methuen, London, 1968:25-27.
- [3] MacKenzie I S. A note on the information-theoretic basis for Fitts' law [J]. Journal of motor behavior, 1989, 21(3): 323-330.
- [4] MacKenzie I S, Buxton W. Extending Fitts' law to two-dimensional tasks[C]. Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems. 1992: 219-226.
- [5] 武媛媛. 眼动跟踪技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.
- [6] Narcizo FB, Queiroz JER de, Gomes HM. Remote eye tracking systems: technologies and applications[J]. In: 2013 26th Conference on Graphics, Patterns and Images Tutorials. 2013. p. 15–22.
- [7] Panetta K, Wan Q, Kaszowska A, Taylor HA, Agaian S. Software architecture for automating cognitive science eye-tracking data analysis and object annotation[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems. 2019 Jun;49(3):268–77.
- [8] 王玥. 费兹原理在非接触式机器视觉手势交互中的扩展性研究[D]. 上海: 华南理工大学, 2014.
- [9] 陆玮铭, 胡陟, 王泽华, 倪双涛. 基于费兹定律变导纳控制的手术机器人人机交互[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(02): 17-19+23.
- [10] Sanchez Cristina, Costa Vanina, GarciaCarmona Rodrigo, Urendes Eloy, Tejedor Javier, Raya Rafael. Evaluation of Child-Computer Interaction Using Fitts' Law: A Comparison between a Standard Computer Mouse and a Head Mouse.[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2021, 21(11).
- [11] 王人成, 张美芹, 华超, 邓晓楠, 杨年峰, 金德闻. 基于 Fitts 定律的人体步态对称性评定指标[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2005, (02): 190-192.
- [12] 郑弯弯. 基于费兹定律的不同初末位置的非定向点击任务绩效研究[D]. 浙江: 浙江理工大学, 2019.
- [13] Jinglong Wu, Jiajia Yang, Taichi Honda. Fitts' law holds for pointing movements under conditions of restricted visual feedback[J]. Human Movement Science, 2010, 29(6).
- [14] Jax SA, Rosenbaum DA, Vaughan (2007) Extending Fitts' Law to manual obstacle avoidance[J]. Exp Brain Res 180:775–779
- [15] Vaughan Jonathan, Barany Deborah A, Sali Anthony W, Jax Steven A, Rosenbaum David A. Extending Fitts' Law to three-dimensional obstacle-avoidance movements: support for the posture-based motion planning model.[J]. Experimental brain research, 2010, 207(1-2).
- [16] Richard J. Jagacinski. A Test of Fitts' Law with Moving Targets[J]. Human Factors: The Journal

-
- of Human Factors and Ergonomics Society,1980,22(2).
- [17] Errol R. Hoffmann. Capture of moving targets: a modification of Fitts' Law[J]. Ergonomics, 1991, 34(2).
- [18] Lu S, Sanchez Perdomo YP, Jiang X, Zheng B. Integrating Eye-Tracking to Augmented Reality System for Surgical Training[J]. Journal of Medical Systems. 2020;44(11):192.
- [19] Kishita Y, Ueda H, Kashino M. Eye and Head Movements of Elite Baseball Players in Real Batting[J]. Frontiers in Sports and Active Living. 2020;2.
- [20] 安顺钰. 基于眼动追踪的手机界面可用性评估研究[D]. 浙江大学, 2008.
- [21] 林敏. 基于眼动信息的人机交互关键技术研究[D]. 上海大学, 2014.
- [22] 薛耀锋, 李卓玮. 基于眼动追踪技术的在线学习认知负荷量化模型研究[J]. 现代教育技术, 2019, 29(07): 59-65.
- [23] Eckstein MK, Guerra-Carrillo B, Miller Singley AT, Bunge SA. Beyond eye gaze: What else can eyetracking reveal about cognition and cognitive development?[J] Developmental Cognitive Neuroscience. 2017 Jun 1;25:69–91.
- [24] Sirois, S. and Brisson, J. (2014), Pupillometry[J]. WIREs Cognitive Science, 5: 679-692.
- [25] Hess, E. H., Polt, J. M. Pupil size as related to interest value of visual stimuli[J]. Science (New York, N.Y.). 132(3423), 349–50. 1960.
- [26] Hess, E. H., Polt, J. M. Pupil Size in Relation to Mental Activity during Simple Problem-Solving[J]. Science. 143(3611), 1190–1192, 1964.
- [27] Chapman, L. R., Hallowell, B. A Novel Pupillometric Method for Indexing Word Difficulty in Individuals With and Without Aphasia[J]. Journal of Speech, Language, and Hearing Research: JSLHR. 58(5), 1508–20. 2015.
- [28] Palinko, O., Kun, A. L. Exploring the effects of visual cognitive load and illumination on pupil diameter in driving simulators[J]. In: Proceedings of the Symposium on Eye Tracking Research and Applications - ETRA '12 (p. 413). New York, New York, USA: ACM Press. 2012.
- [29] Pfleging, B., Fekety, D. K., Schmidt, A., Kun, A. L. A Model Relating Pupil Diameter to Mental Workload and Lighting Conditions[J]. CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 2016, 5776–5788.
- [30] Beatty, J. Task-Evoked Pupillary Responses, Processing Load, and the Structure of Processing Resources[J]. Psychological Bulletin, 1982, 276–292.
- [31] Siyuan Chen, Julien Epps. Using Task-Induced Pupil Diameter and Blink Rate to Infer Cognitive Load[J]. Human-Computer Interaction, 2014, 29(4).
- [32] Veltman, J. A., & Gaillard, A. W. K.. Physiological workload reactions to increasing levels of task difficulty[J]. Ergonomics, 1998, 41, 656-669.
- [33] Deborah A. Boehm-Davis, Wayne D. Gray, Michael J. Schoelles. The Eye Blink as a Physiological Indicator of Cognitive Workload[J]. Proceedings of the Human Factors and
-

-
- Ergonomics Society Annual Meeting,2000,44(33).
- [34] 闫国利, 白学军. 眼动分析技术的基础与应用[M]. 北京: 北京师范大学出版社, 2018
- [35] 康卫勇, 袁修干, 柳忠起等. 瞳孔的变化与脑力负荷关系的试验分析[J]. 航天医学与医学工程, 2007(05):364-366.
- [36] Vapnik V.N., Chervonenkis A. A note on one class of perceptron[J]. Automation and Remote Control, 1964, 25(1).
- [37] Smith, F.W. Pattern classifier design by linear programming[J]. IEEE Transactions on Computers, 1968,100(4),367-372.
- [38] Vapnik, V.. Statistical learning theory[J]. New York, 1998, 401-492
- [39] Boser, B.E., Guyon, I.M. and Vapnik, V.N..A training algorithm for optimal margin classifiers[J]. In Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory ,1992, 144-152.
- [40] Cortes, C. and Vapnik, V.. Support-vector networks[J]. Machine learning,1995 20(3),.273-297.

致谢

行文至此，落笔为终。曾无数次幻想自己写致谢的场景，但真到了这一刻时，竟不知该写些什么。一路走来，要感谢的太多，也很幸运遇到了一群可爱又善良的人，温暖了我的大学时光。

巍巍华夏，泱泱中华。感谢我的祖国，为我提供了一个和平的环境，让我能够免于战乱，安心求学；感谢国家的政策，使我拥有平等接受教育的权利；感谢国家的指挥，将新冠疫情的影响降到最低，感谢为新冠疫情付出努力的每一个人！

饮水思其源，学成念吾师。由衷的感谢我的导师周建老师，无论是选题、开题，还是中期及论文成稿，周老师都给予了我莫大的帮助与鼓励。周老师的细致耐心、对学术的认真与热情无不激励着我继续前行。

海内存知己，天涯若比邻。非常感谢我的朋友们，能够接受我的不完美、我的任性，能够在我迷茫焦虑的时候拉我一把，锦上添花固然美好，但雪中送炭更是难得。感谢我的室友，我们的生活作息是那么相似，性格是那么投机，曾畅聊至深夜，也曾奋战到凌晨，很幸运与你们同住四年。感谢我的大学同学们，你们是那么的温暖且优秀，对于我在学习中遇到的难题，总是细致的为我讲解。

谁言寸草心，报得三春晖。真的真的非常感谢我的父母。我的父母没有散文诗，他们的手上只有一层厚厚的茧，那是一双属于劳动者的手。他们告诉我，一分耕耘一分收获；珍惜时间，合理的规划好学习与生活；要善良勇敢、为自己负责。他们是如此的平凡，却又如此的伟大。惟愿父母身体健康，愿自己学业有成，不辜负他们的希望。

生活并非弗洛伊德所宣扬的那样，只是简单的追求快乐，我始终认为，人必须得承担与接收所有的挑战，并完成自己应该完成的任务，愿自己在今后的道路中时刻自律，以梦为马，不负韶华。

2023 年 5 月