

融合多模态数据的智能用眼健康分析方法

肖克江^{1,2)}, 陈 亮¹⁾, 何天元¹⁾, 付振远¹⁾, 庞世燕¹⁾✉

1) 华中师范大学人工智能教育学部, 武汉 430079 2) 数字教育湖北省重点实验室(华中师范大学), 武汉 430079

✉通信作者, E-mail: pangsy@cnu.edu.cn

摘 要 近年来, 国民视力问题愈发严峻, 已成为备受瞩目的社会问题. 多项调查报告显示, 电脑、手机、电视等现代数字设备的普及虽然极大地提升了人们的生活和工作质量, 但同时也给人们的眼睛带来了前所未有的压力和伤害. 现有的视力保护设备普遍存在便携性不足、数据分析模态单一和对用眼环境判断不准确等问题. 为应对上述挑战, 本文提出了一种融合多模态数据的智能用眼健康分析方法, 在硬件层面设计了一种便携式智能眼镜, 在软件层面设计了一种基于模糊逻辑推理的多模态数据融合分析方法. 所设计的眼镜集成了多种高精度传感器, 能够全面收集多种模态的环境光数据, 具体包括蓝光、频闪和眩光. 所设计的分析方法通过模糊逻辑推理系统对多模态数据进行深度融合, 从而判断用眼环境对眼睛的危害程度. 实验结果显示, 与同类方法相比, 本文所提出的方法在精确率、召回率和 F_1 值上分别实现了 14.53%、26.13% 和 17.72% 的提升. 研究成果不仅为智能医疗设备的发展提供了有力支撑, 更为广大用户的视力健康保护带来了福音.

关键词 用眼健康; 智能眼镜; 多模态数据; 模糊逻辑; 模糊规则

分类号 TP391.4

Intelligent eye health analysis methods based on multimodal data fusion

XIAO Kejiang^{1,2)}, CHEN Liang¹⁾, HE Tianyuan¹⁾, FU Zhenyuan¹⁾, PANG Shiyan¹⁾✉

1) Faculty of Artificial Intelligence in Education, Central China Normal University, Wuhan 430079, China

2) Hubei Key Laboratory of Digital Education (Central China Normal University), Wuhan 430079, China

✉Corresponding author, E-mail: pangsy@cnu.edu.cn

ABSTRACT In recent years, the issue of people's vision has become increasingly important and has emerged as a social issue that has attracted widespread attention. Multiple survey reports indicate that while the widespread use of modern digital devices, such as computers, smartphones, and televisions, has greatly enhanced the quality of people's lives and work, it has also caused unprecedented strain and damage to their eyes. With the development of artificial intelligence, numerous intelligent devices have emerged on the market, many of which are designed to protect vision. However, existing vision protection devices often encounter problems, such as limited data analysis and inaccurate assessments of the visual environment in which they are used. For instance, some smart glasses designed for vision protection can only analyze a single light source, such as blue light, and are unable to simultaneously analyze multiple diverse light sources. To address these challenges, this study proposes an intelligent eye health analysis method based on multimodal data fusion designs a portable pair of smart glasses at the hardware level, and designs a multimodal data fusion analysis method based on fuzzy logic reasoning at the software level. The glasses are designed with a variety of high-precision sensors, which can comprehensively collect ambient light data from various sources. These sensors include three types: visible light spectrum sensor, flicker detection sensor, and glare sensor. The visible light spectrum sensor allows the glasses to perform a precise spectral analysis of ambient light, decompose visible light into different wavelengths, and capture spectral information across the color spectrum. This is especially

收稿日期: 2024-12-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62173158, 62377023); 湖北省自然科学基金联合基金重点资助项目(2025AFD195); 中央高校基本科研业务费资助项目(CCNU25ai013, CCNU25ZZ104); 数字教育湖北省重点实验室开放基金资助项目(F2024G01)

important for detecting harmful low-frequency blue light. The flicker detection sensor is based on the light-emitting diode flicker measurement method provided by the Solid-State Lighting Systems and Technology Consortium to monitor flicker frequency. The glare sensor is equipped to measure the uniform glare rating, which is used to evaluate the overall glare effect produced by light distribution and luminance. The raw data from the three types of sensors are processed to obtain blue light radiation, the intensity of the flicker frequency, uniform glare rating, and other data. These data are blurred in this study. Blue light is represented by two fuzzy variables, flicker by three fuzzy variables, and uniform glare rating by five fuzzy variables. Fuzzy logic is used to process this data according to fuzzy rules to judge the degree of harm the current environment causes to the eyes. This study designs three sets of fuzzy rules, which are conservative, moderate, and aggressive. In addition, this study conducts comparative experiments using self-built datasets. A group of college students was recruited as experimental participants to simulate various eye use scenarios. The participants wore smart glasses prototypes and engaged in activities such as reading, playing games, using electronic devices in a dark room, watching videos, and performing office work, while experimental data were collected. Experimental results show that compared with similar methods, the proposed method achieves a 14.53%, 26.13%, and 17.72% improvement in accuracy, recall, and F_1 value, respectively. The experimental results validate the effectiveness and efficiency of the proposed method.

KEY WORDS eye health; smart glasses; multimodal data; fuzzy logic; fuzzy rules

近年来, 人们的视力健康问题日益突出. 电脑、手机和电视等电子设备的频繁使用给眼睛健康带来了极大的影响. 在此背景下, 随着人工智能的发展^[1], 出现了一些具有视力保护功能的智能设备. 这些设备使用传感器收集用户的用眼数据, 如注视时间、注视距离与眨眼频率等, 并通过算法对用户的用眼环境进行分析. 然而, 现有设备多固定于桌面, 其便携性较差, 且通常是围绕单一传感器而构建. 这种使用单一传感器的方法在应对复杂且多样的光源时, 无法全面考虑到光源强度、光源类型和环境条件等因素, 而这些因素对视力也具有重要影响^[2]. 因此, 单一类型的数据需要向多模态数据转变.

为应对上述挑战, 本文首先在硬件方面设计了一种智能眼镜, 该眼镜配备多种传感器, 能够收集用眼环境中的多模态环境光数据. 同时, 本文提出一种基于模糊逻辑推理的多模态数据融合分析方法. 该方法通过建立一个模糊逻辑推理系统, 对多模态环境光数据进行融合分析, 以全面评估当前环境对视力的危害程度. 本文的主要贡献包括: (1) 针对现有用眼环境检测设备便携性差、数据模态收集不够全面的问题, 设计了一种便携式智能眼镜. 该眼镜搭载了可见光谱传感器、频闪检测传感器和眩光传感器, 能够实时、全面地收集用户在使用环境下的蓝光、频闪和眩光三种数据. (2) 针对现有用眼环境分析方法在多模态数据融合方面的不足, 提出了一种基于模糊逻辑推理的多模态数据融合分析方法. 具体来说, 本文对多模态数据进行模糊化处理后, 设计了三套模糊规则, 通过模糊逻辑推理对多模态数据进行融合, 从而判断当

前环境对视力的危害程度. 同时, 本文收集了特定人群在不同用眼场景下的环境光数据, 建立了实验用数据集. 实验结果表明, 与同类方法相比, 所提方法在精确率、召回率和 F_1 值上分别提高了 14.53%、26.13% 和 17.72%.

1 相关工作

1.1 用眼健康分析方法

用眼健康分析方法在评估和监测用眼状况等方面发挥着重要作用. 传统的方法包括视力测量、眼压测量和裂隙灯检查等. 它们被广泛用于眼部健康水平诊断, 但需要熟练的专业人员来执行评估^[3]. 随着人工智能技术的大规模应用, 研究者通过机器学习技术来分析眼睛图像数据, 从而自动检测和量化眼睛健康参数^[4]. 此外, 一些深度神经网络也被用于辅助眼部疾病的诊断^[5]. 然而, 这些分析方法大多是在眼部疾病发作后用于诊断患者的病情, 这意味着多数人在经历眼睛不适或出现严重的视力问题后才会重视用眼健康问题. 因此, 现有的用眼健康分析方法很难在用眼健康问题的早期阶段提供预防作用. 随着人们对用眼健康的关注度不断提高, 早期阶段的用眼健康分析以及不良用眼习惯的预防受到重视. 一些研究开始对用眼环境进行分析, 特别是分析各种光源对眼睛的危害. 例如, 潘逸聪等^[6]指出眼睛长期暴露于蓝光下可能会导致近视、白内障、干眼、青光眼和角膜炎等眼部疾病. Chen 等^[7]发现一定范围内的闪烁频率可能会引起视觉疲劳和眼睛不适. Altalhi 等^[8]发现显示屏引起的人眼不适症状与眩光有关. 鉴于各种光源对人眼健康的影响, 杨稳等^[9]通过分析蓝光来评估用户所处环境的光线条件. 张

恭铭等^[10]使用频闪效应可视度指标来预测频闪对视疲劳的影响程度。何伟等^[11]评估了亮度、距离和眩光等对大学生视觉疲劳的影响。这些方法有助于提前发现不健康的用眼行为,起到预防作用,但仅对单一光源进行分析存在一定的局限性。

1.2 多模态数据在医疗健康中的应用

多模态数据来自多个传感器,涉及多种数据类型^[12]。利用多模态互补信息能够提高疾病诊断的准确性^[13]。多模态数据也为研究者提供了更全面的复杂现象视图^[14]。因此,近年来,医疗健康领域越来越关注多模态数据的使用^[15]。例如,在高级别浆液性卵巢癌患者的预后和治疗反应预测中,Boehm等^[16]采用机器学习对临床、基因组学、组织病理学和放射学数据进行决策融合,为改善患者的临床治疗决策和预后评估提供了新工具。在胃癌患者生存预测中,金怀平等^[17]采用张量融合网络对临床数据与组织病理图像进行特征融合,取得了比单模态更好的预测性能。在医学图像识别中,Huang等^[18]通过图像编码器和文本编码器分别提取医学图像和放射学报告的全局、局部特征,并利用一种基于注意力机制的对比学习框架将特征映射到一个共享的语义空间后进行特征融合,提高了医学图像识别的效率和性能。在视觉健康分析与诊断中,Singh等^[19]提出了一种基于多模态数据的青光眼预测方法,对五种不同模态的图像,结合特征融合和决策融合进行青光眼预测。Chen等^[20]提出了名为EE-Explorer的多模态人工智能系统,将眼部图像特征和症状、病史等元数据特征进行拼接后输入到XGBoost模型,实现了眼科急诊患者的分诊和初步诊断。Li等^[21]提出了一种名为MM-MIL的深度学习方法,利用跨模态投影和注意力机制对彩色眼底照片和光学相干断层扫描图像的特征进行加权融合,实现了多种视网膜疾病的诊断。可见,多模态数据在医疗健康领域主要集中于各类疾病的辅助诊断与预后预测,相关研究从特征级、决策级等融合层次出发,采用机器学习或深度学习实现多模态数据融合,充分展现了多模态数据的应用优势。在眼科方面,现有研究主要考虑融合不同模态的图像。而在实际用眼环境中,光线是影响眼睛健康的重要因素。邹文聪等^[22]总结了与健康显示相关的主要显示技术,例如低蓝光、低眩光、无频闪等。因此,可以进一步探索与光源相关的多模态数据融合方案。

1.3 用于视力保护的智能眼镜研究

检测用眼行为和视觉疲劳,并提供健康建议,

是视力保护的重要手段。王龙^[23]采用红外摄像头采集眼部图像,通过神经网络来识别眼睛状态,从而实现疲劳状态检测。张柱等^[24]提出了一种基于模糊控制的智能感控视力保护仪。该设备将采集到的光照强度和检测距离作为输入量,运用模糊控制算法输出定时时间,以达到提醒用户的目的。Feng等^[25]设计了一款自适应视力保护装置,其能够根据用户的观看习惯自动调整电子产品的角度、高度和距离。然而,在移动电子设备时代,上述研究中的视力保护设备存在便携性和移动性较差的问题。随着应用需求的增加,出现了一些具有类似功能的智能眼镜。智能眼镜是一种便携式可穿戴装置,具备计算机功能,可以从用户及其环境中收集信息^[26]。Wen等^[27]在其研究中使用了一款名为Clouclip的便携式设备,该设备可装配在眼镜框的右臂上,用于测量佩戴者所处环境的光照强度和近距离工作(如阅读、使用电子设备)距离。范玉洁等^[28]在研究中使用了一款名为Akeso的智能眼镜,其右侧镜腿内装置了六轴传感器、光紫外传感器和接近传感器,可检测光线强度和近距离工作时间。Wu等^[29]介绍了智能隐形眼镜的关键技术,包括生物传感器、电源供应、生物材料以及信息传输等,为智能眼镜在眼科领域的研究和应用提供了较为全面的概述。随着微芯片技术的发展与成熟,一些研究者开始尝试自行设计与开发智能眼镜,以满足特定任务需求。周巡等^[30]设计了一款用于眼行为识别的智能眼镜,其使用Raspberry Pi 4B作为硬件平台,将摄像头固定在镜框左侧,透过智能眼镜的显示屏拍摄眼部图像,可识别七种眼状态和八种眼行为。吴倩倩等^[31]设计了一款具有疲劳检测功能的智能眼镜,能够对用户面部图像数据进行实时分析,当单位时间内眼睛闭合帧数超过阈值时,则发出警报。可见,多数智能眼镜通过采集用户的眼部图像、用眼时间、用眼距离、光源等数据来分析用户的视觉健康状况,但只考虑了单一类型的光源。实际上,在电子设备使用中,眼睛会受到各类屏幕光源的刺激^[32]。损害人类视力的因素错综复杂,需要多维评估。因此,智能眼镜在应对复杂且多样的光源时,如果仅使用单一的光传感器,难以提供精准的用眼健康建议。

综合上述三方面的相关工作,为充分利用多模态数据在用眼健康分析中的优势,本文设计了一款智能眼镜,其通过多个传感器收集不同模态的光源数据(包括蓝光、频闪和眩光),突破了以往设备仅聚焦于单一环境光源的局限。对于收集的

多模态数据, 本文提出了一种基于模糊逻辑推理的多模态数据融合分析方法, 其为每个模态的数据建立模糊集, 选择隶属函数, 定义模糊输入和模糊输出之间的映射规则, 并进行模糊逻辑推理, 从而实现多模态数据融合. 最后, 对模糊输出进行去模糊化处理, 得到准确结果, 即用户当前所处的光环境对视力健康的危害程度.

2 方法概述

2.1 问题定义

本文旨在通过分析用眼环境中的蓝光、频闪和眩光, 判断用眼环境对视力健康的危害程度. 具体来说, 给定智能眼镜采集的原始数据集 $C = \{B, F, G_b, G\}$, 其中 B 是原始蓝光数据, F 是原始频闪数据, G_b 与 G 是原始眩光数据. 对原始数据集 C 经过处理后得到样本集 $S = \{R_B, t_B, f, M, L, L_b\}$, 其中 R_B 为蓝光辐射强度, t_B 为使用(观看)时长, f 为频闪频率, M 为调制百分比, L 为正面光强度, L_b 为环境光强度. 对样本集 S 进行模糊化处理后得到模糊样本集 $V = \{Q, P, E\}$, 其中 $Q \in \{RN, RH\}$ 为蓝光辐射程度, RN 表示“无害”, RH 表示“有害”; $P \in \{FN, FM, FH\}$ 为频闪对人眼的刺激程度, FN 表示“无害”, FM 表示“中等”, FH 表示“有害”; $E \in \{UN, US, UM, UH, UV\}$ 为眩光对人眼的影响程度, UN 表示“无眩光”, US 表示“轻微眩光”, UM 表示“中度眩光”, UH 表示“高度眩光”, UV 表示“极高度眩光”. 本

文的目标是对模糊样本集 V 进行模糊逻辑推理, 从而得到用眼环境对视力健康的危害程度 $W \in \{PN, PM, PH\}$, PN 表示“无害”, PM 表示“中等”, PH 表示“有害”.

2.2 技术路线

本文的技术路线如图 1 所示. 在硬件层面, 本文设计了一种智能眼镜. 其中, 微控制器位于智能眼镜的右框内部, 负责统筹调度各个功能模块, 接收来自传感器的数据. 频闪检测传感器位于智能眼镜的右前方, 其主要任务是捕捉并监测环境中的光频闪状况. 可见光谱传感器则位于智能眼镜正面的中央位置, 这一布局使其能够更精确地匹配用户正在观看的内容, 从而实现对环境中光谱分布的精准感知. 眩光传感器分为两部分, 一部分紧贴用户视线, 位于智能眼镜的左前方; 另一部分则嵌入左镜框上. 在软件层面, 本文设计了一种基于模糊逻辑推理的多模态数据融合分析方法. 基于智能眼镜采集到的多模态数据, 需要对其进行融合计算, 其大致步骤是(第 3 章节将详细介绍): 首先, 对原始值进行处理, 包括蓝光辐射量化、频闪数据分析和统一眩光值(Unified glare rating, UGR)计算. 然后进入模糊推理阶段, 在模糊推理的过程中, 输入数据将进行模糊化, 然后根据制定的模糊规则应用模糊逻辑推理机器进行推理, 并通过去模糊化来得到分析结果. 最后, 输出用眼环境对视力健康的危害程度.

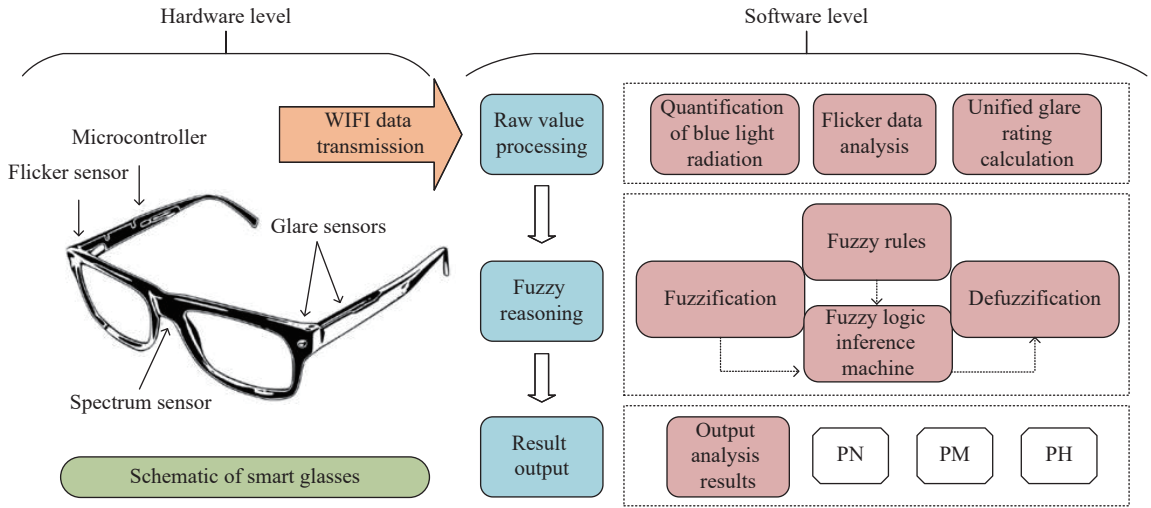


图 1 技术路线

Fig.1 Technology roadmap

2.3 智能眼镜系统模块

2.3.1 微控制器

由于智能眼镜通常需要长时间佩戴, 选择低

功耗的芯片可延长设备的电池寿命, 提供更长的使用时间. 这样有助于在现实使用场景下进行数据采集, 而不受电池寿命的限制, 因此, 本研究选

用 Raspberry Pi Pico W 作为主控芯片,其搭载了双核 ARM Cortex-M0+处理器 RP2040(133 MHz),支持 I2C、UART 等多种通信协议,便于与传感器、执行器等设备集成,实现高效数据交换与控制。Pico W 板载 Wi-Fi 功能使智能眼镜能连接云服务器,实时传输数据以供后端分析。

2.3.2 可见光谱传感器

电子显示器之所以能显示不同的图像和颜色,是利用发光二极管等人造光源中的红、绿、蓝三基色在不同的像素位置下发出不同颜色的光^[33]。在可见光谱中,蓝紫色光的波长最短,能量最弱,所以必须增加蓝光的强度以弥补其波长的不足,但短波蓝光较强的穿透力和能量会对视网膜造成光化学损害,严重影响视觉健康^[34]。为了检测低频蓝光,本文使用 AS7262 可见光谱传感器采集原始蓝光数据 B 。

2.3.3 频闪检测传感器

频闪对眼睛有刺激影响,当频闪幅度较大或频率较高时,会对人的视觉系统造成刺激,这种刺激可能导致眼睛疲劳、干涩、刺痛等不适症状。为了有效监测和收集对人眼有害的光闪烁频率,本文选取德州仪器制造的 OPT101 传感器采集单位采样时间内电流强度的变化,即原始频闪数据 F 。

2.3.4 眩光传感器

眩光会使视网膜受到刺激,眼睛长时间处于紧张状态,难以适应光线的变化,从而导致视觉疲劳,视力逐渐下降。本文选择 GY-30 传感器(也称为 BH1750)来测量环境光亮度,由于 UGR 的计算需要收集背景亮度和观察者方向光源亮度,智能眼镜镜框上安置了两个 GY-30 传感器,分别采集原始眩光数据 G_b 与 G ,其中 G_b 是背景方向的, G 是观察者方向的。

3 多模态数据融合方法

3.1 原始值处理

3.1.1 蓝光辐射量化

为了准确量化蓝光对人眼造成的伤害,国际非电离辐射防护委员会定义了一种蓝光危害加权函数 $B(\lambda)$ 的量化标准^[35],其是一个综合考虑了光源的波长、光谱分布、辐射强度以及人眼感光特性来评估蓝光对视网膜损伤潜在风险的数学模型。 $B(\lambda)$ 划分了 305 ~ 700 nm 的可见光波长范围,并根据相应波长的光对视网膜健康造成的危害程度做了定义^[36]。该函数提供了蓝光范围内不同波长的光对视网膜的伤害程度,即权重。基于 $B(\lambda)$,通过

式 (1) 可以计算得到蓝光辐射 R_B 。

$$R_B = \sum_{\lambda=305}^{700} L_{\lambda} \cdot B(\lambda) \cdot \Delta\lambda \quad (1)$$

其中, L_{λ} 是波长 λ 处的光谱辐照度,可以根据 AS7262 采集到的原始蓝光数据 B 进行单位转换后得到; $\Delta\lambda$ 是波长间隔,代表每个波长步长的大小,决定了积分的精度,取值为 5 nm。

3.1.2 频闪数据分析

对于原始频闪数据 F ,本文根据固态照明系统与技术联盟提供的发光二极管频闪测量方法进行数据处理^[37]。使用离散傅里叶变换将原始频闪数据 F 从时域变换到频域,公式如下:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} F_n \cdot e^{-i2\pi kn/N} \quad (2)$$

其中, X_k 表示傅里叶级数的输出维度; F_n 为采样数据,来自原始频闪数据 F ; N 为采样次数; k 是频率分量索引; i 为虚数单位 ($i^2=1$)。接着,对傅里叶变换结果进行分析得到不同频率幅度 A_k 的大小,公式如下:

$$A_k = \frac{\sqrt{\text{Re}(X_k)^2 + \text{Im}(X_k)^2}}{N} \quad (3)$$

其中, $\text{Re}(X_k)$ 和 $\text{Im}(X_k)$ 是傅里叶级数的实部和虚部。在频闪测量中,幅度与光的闪烁强度直接相关。幅度最大的频率分量对应的频率即为光源闪烁的频率,记为 f 。某个频率分量的频率可以通过式 (4) 求得。

$$f_k = \frac{f_s}{N} \cdot k \quad (4)$$

其中, f_k 是第 k 个频率分量的频率值; f_s 为采样频率。此外,本文通过比较不同频率分量的幅度来计算调制百分比 (M),公式如下:

$$M = \frac{L_{\text{outmax}} - L_{\text{outmin}}}{L_{\text{outmax}} + L_{\text{outmin}}} \times 100\% \quad (5)$$

其中, L_{outmax} 是指最大幅度, L_{outmin} 是指最小幅度,均可通过式 (3) 求得。通过上述步骤,可从原始蓝光数据 B 中得到频闪频率 f 以及调制百分比 M 。

3.1.3 UGR 计算

对原始眩光数据 G_b 与 G 进行单位转换后得到 L_b 与 L 。接着,使用由国际照明委员会提供的 UGR 作为标准来计算环境中对人视力有害的眩光。其公式如下:

$$\text{UGR} = 8 \lg \left[\frac{0.25}{L_b} \sum \frac{L^2 \cdot \omega}{p^2} \right] \quad (6)$$

其中, L_b 是背景亮度; L 是在观察者眼睛方向上的亮度; ω 表示每个灯具的发光部分与观察者眼睛形

成的立体角; p 表示单个光源的古斯位置指数, 是指光源在观察者视野中的位置. 考虑到人眼的视场大致为球面^[38], 本文利用球面几何原理来估计立体角 ω 和 p , 实验求得 $\omega=0.62$, $p=1.75$.

3.2 模糊逻辑推理系统

3.2.1 模糊化处理

本文使用三角隶属度函数^[39]对蓝光辐射 R_B 、频闪频率 f 以及调制百分比 M 、UGR 进行模糊化处理. 三角隶属度函数可以清楚地表示离散变量的不同层次或类别. 通过定义三角形的边界, 可以轻松地描述每个级别的隶属度值.

对于蓝光辐射 R_B , 美国政府工业卫生学家会议提供了蓝光辐射强度和暴露时间的指导^[40], 以确保工作环境中的蓝光暴露不超过安全限值, 如表 1 所示. 当蓝光辐射 R_B 超过标准 $0.01 \text{ W}\cdot\text{cm}^{-2}\cdot\text{sr}^{-1}$ 时, 系统内部会利用时钟来统计其持续时间, 并按照系统采样频率 5 s 进行更新^[41]. 当持续时间超过最大可接受的暴露时间 $t_{B\max}$ 时, 系统判定当前用户接收到的蓝光辐射等级为 RH, 否则为 RN. 当蓝光辐射 R_B 未超过标准时, 系统需要结合观看时长 t_B 来判定蓝光辐射等级, 当 R_B 处于表 1 所限制范围内时, 等级为 RN, 否则为 RH. 蓝光辐射 R_B 的三角隶属度函数图如图 2 所示, 由于该三角隶属度函数有两个输入值, 即 R_B 与 t_B , 为便于展示, 该图的横坐标不显示具体数值而使用相对比例图.

表 1 每日可接受的蓝光暴露限值

Table 1 Daily accepted exposure limits for blue light

Viewing duration	Recommended threshold limit
When t_B is less than 167 min, or approximately 2.8 h per day	$R_B \leq \frac{100}{t_B}$
Maximum acceptable duration of exposure $t_{B\max}$ when R_B exceeds $0.01 \text{ W}\cdot\text{cm}^{-2}\cdot\text{sr}^{-1}$	$t_{B\max} = \frac{100}{R_B}$
When t_B is greater than 167 min, or approximately 2.8 h per day	$R_B \leq 0.01$

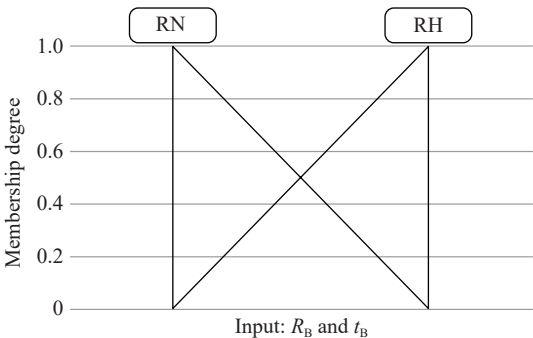


图 2 蓝光辐射的三角隶属度函数图

Fig.2 Triangular membership function diagram of blue radiation

对于频闪频率 f 以及调制百分比 M , 电气电子工程师学会推荐了一种闪烁评价方法^[42], 如图 3 所示. 频闪频率 f 以及调制百分比 M 在绿色区域内, 代表该频闪水平所带来的健康风险是可以接受的, 表示为 FN; 在黄带范围内, 代表该频闪水平对人体的伤害是中等程度, 表示为 FM; 在其他区域, 代表该频闪水平带来的视力健康风险高, 表示为 FH. 频闪数据的三角隶属度函数图如图 4 所示, 由于该三角隶属度函数有两个输入值, 即 f 和 M , 为便于展示, 该图的横坐标不显示具体数值而使用相对比例图.

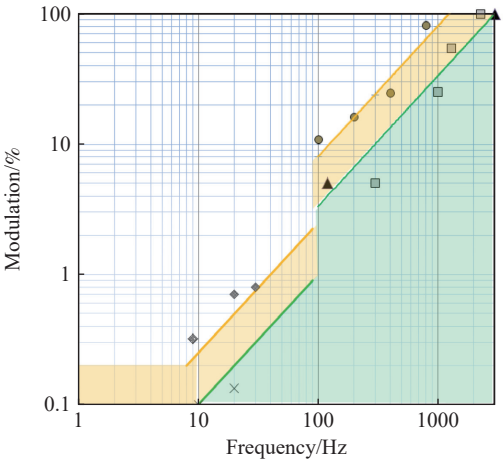


图 3 风险水平与频率和调制百分比之间的关系

Fig.3 Relationship between risk level, frequency, and modulation percentage

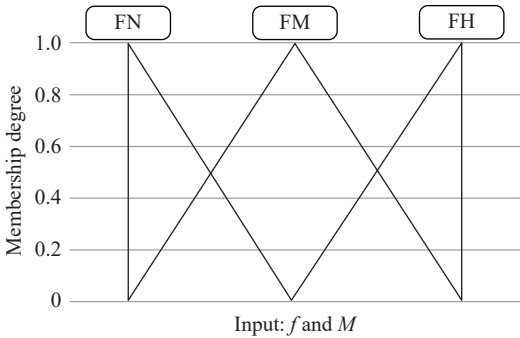


图 4 频闪数据的三角隶属度函数图

Fig.4 Trigonometric membership function graph of flicker data

对于 UGR 值, 参考国际照明委员会和国际标准化组织共同制定的 UGR 值参照表^[43](如表 2)将其映射到 5 个对应区间内, 分别对应 5 个模糊变量 UN、US、UM、UH 和 UV. UGR 的三角隶属度函数图如图 5 所示.

根据上述划分规则, 我们用两个模糊变量 RH 和 RN 来表示蓝光辐射程度 Q . 三个模糊变量 FH、FM 和 FN 表示当前环境的频闪对人眼的刺激

表2 UGR 值对照表

Table 2 Comparison of UGR values

UGR value range	Standard description	Level
$UGR \leq 10$	No obvious glare	Excellent
$UGR \leq 16$	Slightly glare	Good
$UGR \leq 22$	Medium glare level but still acceptable	Medium
$UGR \leq 28$	High glare level and feel obviously	Harmful
$UGR > 28$	Very severe glare level and feel very uncomfortable	Very harmful

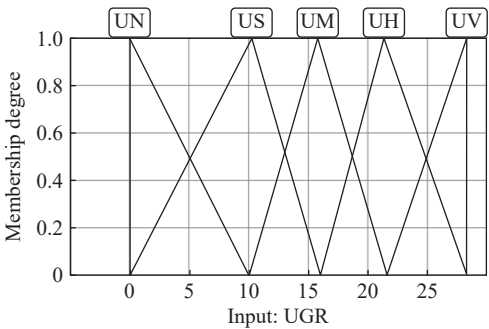


图5 UGR 的三角隶属度函数图

Fig.5 Trigonometric membership function graph of UGR

程度 P 。五个模糊变量 UN、US、UM、UH 和 UV 分别代表眩光对人眼的影响程度 E 。此外,本文通过三角隶属度函数将模糊推理的输出结果模糊为三个级别: PN、PM 和 PH,代表用户当前的用眼环境对视力的危害程度 W 。

3.2.2 模糊规则与模糊逻辑推理

得到上述模糊变量后,本文依据 Mamdani 方法进行模糊逻辑推理。Mamdani 方法基于一组模糊规则,每个规则由条件部分和结论部分组成^[44]。条件部分是输入变量的模糊集合,而结论部分是输出变量的模糊集合。设有一条模糊规则 Rule: 如果 x 是 A ,则 y 是 B 。实际应用中,可能有多条规则。本文输入的模糊变量有: Q, P, E 。输出的模糊变量有: W 。由于每个输入变量都有其对应的模糊集合,因此可以组合形成多个模糊规则。在同时考虑蓝光、频闪和眩光的情况下,一共有 30 条组合关系($2 \times 3 \times 5 = 30$)。本文根据这些组合关系来分析当前环境对视力的危害程度,将 30 条组合分别匹配到危害程度 W ,从而建立模糊规则。由于蓝光、频闪和眩光的强弱均会给眼睛带来不同程度的刺激^[45],则不同模糊变量的组合给眼睛带来的影响程度会存在不同。例如,在蓝光、频闪和眩光都特别高的情况下,眼睛受到的影响最大。相比之下,较低的蓝光、频闪和眩光对眼睛的影响要小。基于

上述关系,为了尽可能涵盖更多的应用场景,对于同一条组合,本文结合专家经验设定了不同敏感程度(保守、温和、激进)的判定条件,共建立了 3 套模糊规则: 保守型、温和型与激进型,每套有 30 条模糊规则,如表 3 所示。其中,保守型的模糊规则倾向于认为当前环境中的蓝光、频闪和眩光对眼睛的影响微弱,只有在三类光源都偏高的情况下,眼睛才会受到伤害,且程度不高;温和型的模糊规则倾向于认为三类光源对眼睛的影响中等,当某类光源出现偏高时,眼睛会受到伤害,且

表3 模糊规则集

Table 3 Fuzzy rule set

Number	Blue light	Flicker	UGR	Conservative	Moderate	Aggressive
1	RN	FN	UN	PN	PN	PN
2	RN	FN	US	PN	PN	PN
3	RN	FN	UM	PN	PM	PM
4	RN	FN	UH	PN	PM	PH
5	RN	FN	UV	PM	PH	PH
6	RN	FM	UN	PN	PN	PN
7	RN	FM	US	PN	PN	PN
8	RN	FM	UM	PN	PM	PM
9	RN	FM	UH	PN	PH	PH
10	RN	FM	UV	PM	PH	PH
11	RN	FH	UN	PN	PM	PM
12	RN	FH	US	PN	PM	PM
13	RN	FH	UM	PN	PM	PH
14	RN	FH	UH	PM	PH	PH
15	RN	FH	UV	PM	PH	PH
16	RH	FN	UN	PN	PN	PM
17	RH	FN	US	PN	PM	PH
18	RH	FN	UM	PN	PH	PH
19	RH	FN	UH	PM	PH	PH
20	RH	FN	UV	PM	PH	PH
21	RH	FM	UN	PN	PM	PM
22	RH	FM	US	PN	PM	PH
23	RH	FM	UM	PM	PH	PH
24	RH	FM	UH	PM	PH	PH
25	RH	FM	UV	PM	PH	PH
26	RH	FH	UN	PN	PM	PH
27	RH	FH	US	PM	PH	PH
28	RH	FH	UM	PM	PH	PH
29	RH	FH	UH	PM	PH	PH
30	RH	FH	UV	PH	PH	PH

程度居中. 激进型的模糊规则倾向于认为三类光源对眼睛的影响极大, 一旦某一类光源出现中等及偏高, 眼睛就会受到伤害, 且程度高.

对于每条规则 Rule, 需要计算其激活度 α . 激活度表示规则被满足的程度, 在 Mamdani 模糊推理中, 通常使用取小运算来计算激活度. 由于本文规则的条件部分包含多个输入模糊变量 $V = \{Q, P, E\}$, 单条规则的激活度计算公式如下:

$$\alpha = \min(\mu_Q, \mu_P, \mu_E) \tag{7}$$

其中, μ_Q, μ_P, μ_E 是条件部分各模糊输入变量在其所属模糊集上的隶属度. 对于每条规则, 根据激活度对结论部分的输出模糊集进行裁剪或缩放, 得到每条规则的输出模糊集. 然后, 将所有规则的输出模糊集合成为一个模糊集. 这可以通过取并集(使用取大运算)或取交集(使用取小运算)来实现. 在 Mamdani 模糊推理中, 通常使用取并集来合成输出模糊集. 例如, 对于 PN, 有多条规则 Rule₁, Rule₂, ..., Rule_n, 它们的输出模糊集的隶属度分别为 $\mu_{w1}, \mu_{w2}, \dots, \mu_{wn}$, 取隶属度最大的值, 则合成后的输出模糊集隶属度 μ_w 计算下:

$$\mu_w = \max(\mu_{w1}, \mu_{w2}, \dots, \mu_{wn}) \tag{8}$$

基于式 (8) 也可求得 PN 与 PH 合成后的输出模糊集隶属度, 最终得到一个总的输出模糊集. 这个模糊集合是一个离散或连续的函数, 表示输出变量的隶属度分布.

3.2.3 输出去模糊化

为了从模糊输出中获取一个精确的量, 需要进行去模糊化处理. 常见的去模糊化方法包括最大隶属度法、质心法等. 本文采用质心法, 通过计算模糊输出隶属函数曲线与横坐标所围成区域的质心位置来确定最终的输出结果. 这种方法不仅考虑了模糊输出的最大值, 还考虑了整个隶属函数的形状和分布, 通常能提供更为准确的去模糊化结果.

对于连续的模糊集, 质心法的公式为:

$$U = \frac{\int_x \mu(x) x dx}{\int_x \mu(x) dx} \tag{9}$$

其中, x 是输出模糊集中的连续值, $\mu(x)$ 是 x 在输出模糊集中的隶属度. 对于离散的模糊集, 质心法的公式为:

$$U = \frac{\sum_{i=1}^n ((x_i \times \mu(x_i)))}{\sum_{i=1}^n \mu(x_i)} \tag{10}$$

其中, x_i 是输出模糊集中的离散点, $\mu(x_i)$ 是 x_i 在输出模糊集中的隶属度.

基于质心法对输出模糊集进行去模糊处理, 可得到环境光照条件的综合评价价值 U . 然后根据输出的决策结果, 分为本文所需要的三个级别: PN、PM 和 PH.

当 $U < 0.33$ 时, 记为 PN, 表示当前环境的综合照明条件良好, 适合眼睛健康.

当 $0.33 \leq U < 0.66$ 时, 记为 PM, 表示当前环境一般, 但不适合眼睛长期使用.

当 $U \geq 0.66$ 时, 记为 PH, 表示当前环境光对肉眼健康危害大, 应及时调整环境光.

4 实验

4.1 数据集

本文面向大学生群体(年龄在 18 到 24 岁之间)招募了一批实验参与者来模拟用眼场景, 并从中收集实验数据. 大学生群体日常接触和使用电子设备较多, 是易发生视力问题的群体, 对智能眼镜有着一定的使用需求. 参与者佩戴智能眼镜原型机在 5 个不同用眼场景下使用电子设备: 文献阅读、游戏、关灯使用电子设备、看视频、Office 办公. 因此, 本文实验是在特定人群的不同用眼场景下进行的. 为避免电压信号波动和环境噪声的影响, 采用 5 s 的数据采集周期, 其中 2 s 采集蓝光数据, 2 s 采集频闪数据, 1 s 采集光强数据. 频闪数据采集频率设为 1000 Hz, 以准确捕捉人眼敏感的频闪数据. 光谱和光强数据的原始采样频率为 20 Hz, 并对数据进行处理得到蓝光辐射值和 UGR 值等计算结果. 依据上述方法收集了 4574 个采样周期的原始数据, 并存储为文本格式. 经过数据清洗和处理, 我们得到了包含 7 列数据的数据集, 包括蓝光辐射强度 R_B 、使用(观看)时长 t_B 、频闪频率 f 、调制百分比 M 、正面光强度 L 、环境光强度 L_b 、观看距离 d , 数据类型均为浮点数. 根据任务类型、实践经验及参与者反馈, 本文将环境对用眼健康的影响分为 PN、PM 和 PH 三个等级, 数据集的详细信息如表 4 所示.

表 4 数据集总览

Table 4 Dataset overview

Class name	Format	Sampling duration	Percentage
PN	Float	3110 s	13.6%
PM	Float	12990 s	56.8%
PH	Float	6770 s	29.5%

4.2 对比方法

为了验证本文所提方法的效能, 我们选择与张柱等^[24]提出的智能视力保护方案进行对比实验. 该方案致力于研发一款能够感知观看距离及环境光线强度的视力保护设备. 该设备通过运用模糊控制算法, 输出定时时间, 以达到提醒用户的目的, 进而缓解眼部疲劳与压力, 维护视力健康. 该方法构建的模糊控制算法模型为二输入单输出结构. 输入包括光强 L 与检测距离 d , 输出则为定时周期 T . 光强与检测距离的变化区间被预设了相应的等级与模糊变量, 以便于模糊逻辑推理的进行. 该模糊控制器采用了 IF-THEN 控制规则, 并通过隶属函数来体现不同的控制逻辑. 输入与输出的隶属函数均采用了三角隶属函数, 每个输入变量被细分为七个等级, 输出变量分为八个等级, 分别对应不同的隶属函数值. 最后, 该方法选用了质

心法作为去模糊化的手段. 为了直观展现对比效果, 在实验中, 本文对该研究中的八个输出等级进行了重新划分, 将 TZ(零)、TD(极短)、D(短)、LD(较短)、JC(较长)、C(长)、HC(很长)、ZC(最长)简化为三个等级: Z(零)、D(短)和 C(长), 它们分别对应于 PN、PM 和 PH.

4.3 实验流程

实验流程如图 6 所示. 本文利用三组模糊规则生成基于不同参数但输入相同的三个模糊逻辑模型. 这些模型根据不同的模糊规则评估环境照明条件数据并输出各自的结果. 对于张柱等^[24]提出的模糊逻辑控制模型, 利用原文的模糊规则和隶属函数建立了比较模型. 然后将实验中采集到的正面光照条件以及物体到眼睛的距离输入到对比模型中, 得到分别对应 PN、PM、PH 的对比结果 Z、D、C, 最后比较四种方法的性能.

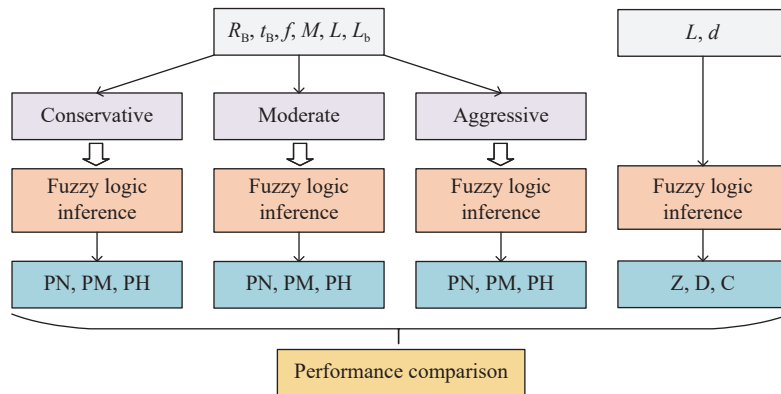


图 6 实验流程

Fig.6 Flow of experiment

4.4 评价指标

本文选择精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 和 F_1 值作为评价指标. 由于数据集的模糊推理结果涵盖三个类别, 即 PN、PM 和 PH, 对于每个类别都可以求得精确率、召回率和 F_1 值. 以 PN 为例, 其精确率是指分析结果为 PN 的样本中, 实际为 PN 的比例, 计算公式如下:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

其中, TP 代表分析结果为 PN, 实际也为 PN 的样本数量; FP 代表分析结果为 PN, 实际不是 PN 的样本数量. 召回率是指分析结果为 PN 的样本占实际为 PN 的样本的比例, 计算公式如下:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

其中, FN 代表分析结果为其他类别, 实际上是

PN 的样本数量. F_1 值是准确率与召回率的调和平均值, 计算公式如下:

$$F_1 = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (13)$$

基于上述公式, 同样可求得类别 PM 与 PH 的精确率、召回率和 F_1 值. 考虑到三个类别间的样本分布不均, 本文采用了加权平均方法来计算准确率、召回率和 F_1 值, 计算公式如下:

$$\text{indicator} = \sum_{i \in \{PN, PM, PH\}} (w_i \times \text{indicator}_i) \quad (14)$$

其中, indicator 是指具体的评价指标. 根据数据集中 PN、PM、PH 的比例, 分别为不同标签指定了 13.6%、56.8%、29.5% 的权重 w_i . 通过考虑各类别样本量的比例, 加权平均方法在计算精确率、召回率和 F_1 值时, 确保了评估结果能够更公正地反映模型对各个类别的预测能力.

4.5 实验结果

对比实验结果如表 5 所示, 当测试者在正常光照条件下进行文献阅读等任务时, 对比方法的整体测试性能颇为出色, 这或许与其设计之初便针对此类场景进行了优化有关. 然而, 在特定场景下, 例如用户沉浸于电子游戏时, 显示器的频闪或游戏画面的灯光快速变换可能对人眼产生不利影响. 在此类情况下, 本文提出的模糊逻辑模型能够在一定程度上识别出潜在风险, 但对比模型可能因测试环境光照条件良好而误判当前用眼环境为安全. 类似地, 在关灯后使用电子设备的场景与观影场景虽看似相近, 但由于用户与屏幕距离的显著差异, 对比模型在模拟睡前关灯玩手机的情境时表现更佳. 然而, 当人们在观看影视节目时, 对比模型却过分依赖距离这一参数, 忽视了其他可能对视力健康构成威胁的因素, 从而导致精确率虽高, 但召回率偏低. 在一般办公场景中, 同样存在着对视力有害的行为, 如长时间盯着屏幕、屏幕亮度与对比度设置不当等. 本文提出的方法能够敏锐地捕捉到这些数据, 而对比方法则更多地聚焦于办公场景中的照明环境和适当距离, 忽略了这些潜在的视觉健康隐患.

表 5 不同模糊规则与对比方法结果的比较

Table 5 Comparison of different fuzzy rules and comparative method results

Scenarios	Metrics	Conservative	Moderate	Aggressive	Comparative
Paper work 17%	Precision	0.61	<u>0.77</u>	0.43	0.63
	Recall	0.48	0.31	0.19	<u>0.78</u>
	F_1	0.54	0.44	0.26	<u>0.69</u>
Video games 27%	Precision	0.53	<u>0.54</u>	0.53	0.19
	Recall	0.63	0.44	<u>0.84</u>	0.10
	F_1	0.58	0.49	<u>0.65</u>	0.13
Lights out 20%	Precision	0.40	0.61	<u>0.70</u>	0.61
	Recall	0.54	0.18	<u>0.57</u>	0.49
	F_1	0.46	0.28	<u>0.63</u>	0.55
Movies & TV 15%	Precision	0.62	<u>0.63</u>	0.32	0.52
	Recall	0.37	0.54	<u>0.56</u>	0.33
	F_1	0.47	<u>0.58</u>	0.41	0.40
Office work 21%	Precision	0.49	0.59	<u>0.65</u>	0.54
	Recall	0.32	0.34	<u>0.67</u>	0.14
	F_1	0.39	0.43	<u>0.66</u>	0.22

针对上述比较方法在不同应用场景下的表现, 我们根据数据集的比例进行了加权求和, 得出

了图 7 所示的结果. 从图 7 可以看出, 本文提出的用于评估用眼环境健康标准的模糊逻辑模型, 在精确率、召回率和 F_1 值方面均超越了对比模型 (分别实现了 14.53%、26.13% 和 17.72% 的提升). 在三组模糊规则中, 保守型的模糊规则展现出了均衡的性能, 在各指标上均表现良好. 尽管温和型的模糊规则在数据集分类方面精确率最高, 但其召回率相对较低, 这意味着模型未能正确识别出大量真实的正例, 导致更多的真正正例被错误地归类为负例 (即假阴性). 而激进型模糊规则更倾向于认为当前环境条件可能对视力健康构成威胁. 这套规则不仅精确率优异, 还具有较高的召回率和良好的 F_1 值.

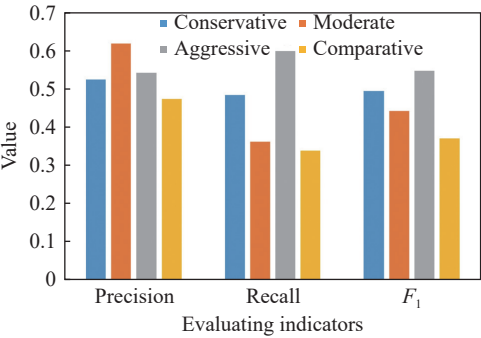


图 7 实验结果对比

Fig.7 Comparison of experimental results

单从性能角度来看, 保守型的模糊规则集在精确率、召回率和 F_1 之间展现出了平衡性. 这种平衡性在某些实际应用场景中显得尤为宝贵. 然而, 当我们将视线转向智能眼镜的实际部署环境和其预定的使用目的时, 高召回率尤为重要. 在医疗监测与诊断领域, 尤其是针对慢性病管理、疾病早期筛查及预防等关键环节, 高召回率意味着系统能够最大限度地减少真实病例的遗漏, 这在医疗领域具一定价值^[46]. 因为任何对健康问题的忽视都可能引发严重的后果, 包括治疗时机的延误和最佳干预窗口的错失. 因此, 在选择策略时, 我们可能会倾向于接受较低的精确率, 以换取更高的召回率. 这意味着在保证不遗漏任何真实健康问题的前提下, 我们可能愿意接受一定数量的误报. 毕竟, 在医疗环境中, 确保所有潜在的健康威胁都得到及时关注, 远比避免误报更为重要.

5 结论

本文提出了一种融合多模态数据的智能用眼健康分析方法. 该方法在硬件层面设计了一款智

能眼镜,利用三组传感器收集用户用眼环境中的蓝光、频闪和眩光。然后,在软件层面,利用模糊逻辑推理对三种模态的数据进行融合分析并做出决策,判断当前环境是否会损害视力健康。本文将所提出的方法与同类方法进行了实验比较。结果表明,所提方法提供了更准确的分析结果,与现实场景紧密结合,尤其是在复杂的环境中。这一进展为智能医疗设备尤其是智能眼镜在预测和分析视力健康风险方面的应用提供了有力的技术支撑。当然,本文还存在一些待改进的地方,未来研究可进一步加强:首先,本文的实验数据样本是来自特定人群的不同用眼场景,不足以全面代表不同人群的用眼习惯和环境。未来研究可以扩大样本的来源群体,丰富数据收集的场景,从而进一步提高研究结果的普适性。其次,未来研究可以借助更多权威眼科专家的意见完善模糊规则表,从而提高模糊逻辑推理过程的准确性和效率,并减少模糊规则表建立过程的主观性。最后,未来研究可以增加对比方法,包括但不限于深度学习方法和传统单一传感器方法,进一步验证所提方法的优越性,扩展研究结论的适用范围。此外,还可以探索如何将深度学习方法的优势与本文方法相结合,优化与改进当前方法,以进一步提升模型的性能。

参 考 文 献

- [1] Guo J, Liu Y, Zou Q, et al. Study on optimization and combination strategy of multiple daily runoff prediction models coupled with physical mechanism and LSTM. *J Hydrol*, 2023, 624: 129969
- [2] Lin M L, Peng H, Yang F F, et al. Analysis of influencing factors of myopia in children and adolescents based on random forest model. *Mod Prev Med*, 2024, 51(21): 3905
(林米乐, 彭慧, 杨飞飞, 等. 基于随机森林模型的儿童青少年近视影响因素分析. 现代预防医学, 2024, 51(21): 3905)
- [3] Tan T F, Thirunavukarasu A J, Jin L Y, et al. Artificial intelligence and digital health in global eye health: Opportunities and challenges. *Lancet Glob Health*, 2023, 11(9): e1432
- [4] Ye X, Du Y, Cui W J, et al. Application of machine learning technology in the field of eye health. *Front Data Comput*, 2024, 6(2): 117
(叶旭, 杜一, 崔文娟, 等. 机器学习技术在眼健康领域的应用. 数据与计算发展前沿(中英文), 2024, 6(2): 117)
- [5] Yang H, Hu M, Xu Y L. Regression prediction of multimodal ophthalmology images based on deep learning. *J Beijing Univ Chem Technol (Nat Sci Ed)*, 2021, 48(3): 81
(杨昊, 胡曼, 徐永利. 基于深度学习的多模态眼科图像回归预测. 北京化工大学学报(自然科学版), 2021, 48(3): 81)
- [6] Pan Y C, Mou Z L, Shao Y. Research progress on the mechanism of ocular damage caused by blue light. *Int Eye Sci*, 2023, 23(2): 208
(潘逸聪, 牟郑林, 邵毅. 蓝光致眼部损伤机制研究进展. 国际眼科杂志, 2023, 23(2): 208)
- [7] Chen S F, Lin Y, Zhao H T. Effects of flicker with various brightness contrasts on visual fatigue in road lighting using fixed low-mounting-height luminaires. *Tunn Undergr Space Technol*, 2023, 136: 105091
- [8] Altalhi A, Khayyat W, Khojah O, et al. Computer vision syndrome among health sciences students in Saudi Arabia: Prevalence and risk factors. *Cureus*, 2020, 12(2): e7060
- [9] Yang W, Bai W L, Hu M H, et al. A Method and Device for Measuring Environmental Spectra in Smart Glasses: China Patent, 202311377340.1. 2024-01-16
(杨稳, 白万里, 胡孟晗, 等. 一种用于智能眼镜中测量环境光谱的方法及装置: 中国专利, 202311377340.1. 2024-01-16)
- [10] Zhang G M, Zhang W G, Zhao J P, et al. Research on temporal light artefacts evaluation experiment of visual fatigue. *China Illum Eng J*, 2021, 32(3): 142
(张恭铭, 张武广, 赵建平, 等. 基于视觉疲劳的频闪评价实验研究. 照明工程学报, 2021, 32(3): 142)
- [11] He W, Ye M, Song Z Y. Influence of electronic screen teaching on college students' visual health. *Chin J Sch Health*, 2024, 45(11): 1575
(何伟, 叶苗, 宋陟洋. 电子屏幕教学对大学生视觉健康的影响. 中国学校卫生, 2024, 45(11): 1575)
- [12] Lyu Y H, Jia Y J, Zhuang Y, et al. Obstacle avoidance approach for quadruped robot based on multi-modal information fusion. *Chin J Eng*, 2024, 46(8): 1426
(吕友豪, 贾袁骏, 庄园, 等. 基于多模态信息融合的四足机器人避障方法. 工程科学学报, 2024, 46(8): 1426)
- [13] Li M Y, Liu H Y, Li Y X, et al. Intelligent diagnosis of Alzheimer45s disease based on machine learning // *Proceedings of the 2023 4th International Symposium on Artificial Intelligence for Medicine Science*. Chengdu, 2023: 456
- [14] Amal S, Safarnejad L, Omiye J A, et al. Use of multi-modal data and machine learning to improve cardiovascular disease care. *Front Cardiovasc Med*, 2022, 9: 840262
- [15] Wang C Y, Sun D D, Zhou M Q, et al. Illumination-adaptive granularity progressive multimodal image fusion method. *Chin J Eng*, 2025, 47(6): 1257
(王传云, 孙冬冬, 周明奇, 等. 照度条件自适应的粒度渐进多模态图像融合方法. 工程科学学报, 2025, 47(6): 1257)
- [16] Boehm K M, Aherne E A, Ellenson L, et al. Multimodal data integration using machine learning improves risk stratification of high-grade serous ovarian cancer. *Nat Cancer*, 2022, 3(6): 723
- [17] Jin H P, Tao Y Q, Li Z H, et al. Survival prediction algorithm for gastric cancer patients based on multi-modal multi-instance learning. *J Comput Aided Des Comput Graph*, 2025, 37(2): 349
(金怀平, 陶玉泉, 李振辉, 等. 基于多模态多实例学习的胃癌患者生存预测算法. 计算机辅助设计与图形学学报, 2025, 37(2): 349)
- [18] Huang S C, Shen L Y, Lungren M P, et al. GLoRIA: A multimodal global-local representation learning framework for label-efficient medical image recognition // *2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Montreal, 2021: 3922
- [19] Singh L K, Khanna M, Pooja. A novel multimodality based dual fusion integrated approach for efficient and early prediction of glaucoma. *Biomed Signal Process Control*, 2022, 73: 103468

- [20] Chen J, Wu X H, Li M Y, et al. EE-explorer: A multimodal artificial intelligence system for eye emergency triage and primary diagnosis. *Am J Ophthalmol*, 2023, 252: 253
- [21] Li X R, Zhou Y, Wang J, et al. Multi-modal multi-instance learning for retinal disease recognition // *Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia*. Chengdu, 2021: 2474
- [22] Zou W C, Jing Y Y, Han D B, et al. Healthcare of display: From concept to technical demand. *Chin J Liq Cryst Disp*, 2024, 39(9): 1192
(邹文聪, 景宇宇, 韩登宝, 等. 健康显示: 从概念到技术需求. *液晶与显示*, 2024, 39(9): 1192)
- [23] Wang L. *Design of A Fatigue Detection System Based on Eye State Recognition* [Dissertation]. Guangzhou: South China University of Technology, 2021
(王龙. 基于眼睛状态识别的疲劳检测系统设计[学位论文]. 广州: 华南理工大学, 2021)
- [24] Zhang Z, Fu S Z, Zhang L N, et al. Intelligent visual acuity protector based on fuzzy control. *Comput Meas Control*, 2021, 29(10): 244
(张柱, 付深圳, 张丽娜, 等. 基于模糊控制的智能感控视力保护仪. *计算机测量与控制*, 2021, 29(10): 244)
- [25] Feng D, Lu C F, Cai Q L, et al. A study on the design of vision protection products based on children's visual fatigue under online learning scenarios. *Healthcare*, 2022, 10(4): 621
- [26] Zuidhof N, Ben Allouch S, Peters O, et al. Defining smart glasses: A rapid review of state-of-the-art perspectives and future challenges from a social sciences' perspective. *Augment Hum Res*, 2021, 6(1): 15
- [27] Wen L B, Cheng Q, Lan W Z, et al. An objective comparison of light intensity and near-visual tasks between rural and urban school children in China by a wearable device clouclip. *Transl Vis Sci Technol*, 2019, 8(6): 15
- [28] Fan Y J, Song S F, Liu S C, et al. Monitoring effect of smart glasses on visual behavior in school-age children: Analysis of 46 cases. *J Third Mil Med Univ*, 2021, 43(14): 1396
(范玉洁, 宋胜仿, 刘世纯, 等. 应用智能眼镜监测学龄儿童用眼行为的效果分析. *第三军医大学学报*, 2021, 43(14): 1396)
- [29] Wu K Y, Dave A, Carboneau M, et al. Smart contact lenses in ophthalmology: Innovations, applications, and future prospects. *Micromachines*, 2024, 15(7): 856
- [30] Zhou X, Huang B Q, Chen Y C, et al. Eye movement detection of human-machine interaction for smart glass. *Laser J*, 2022, 43(3): 76
(周巡, 黄保青, 陈亚晨, 等. 智能眼镜人机交互功能中眼行为识别方法的设计与实现. *激光杂志*, 2022, 43(3): 76)
- [31] Wu Q Q, Yu Z F, Ou Y B. Intelligent glasses design. *Pract Electron*, 2022, 30(15): 80
(吴倩倩, 余正发, 欧元博. 智能眼镜设计. *电子制作*, 2022, 30(15): 80)
- [32] Dang R, Liu Y X, Chang S. The impact patterns of classroom lighting parameters on visual fatigue and a mathematical model. *Build Environ*, 2023, 234: 110193
- [33] Li J J, Nie X M, Li G S, et al. Comparison and research progress of flat panel display technology. *Chin Opt*, 2018, 11(5): 695
(李继军, 聂晓梦, 李根生, 等. 平板显示技术比较及研究进展. *中国光学*, 2018, 11(5): 695)
- [34] Wang X H, Li Z J. Research progress of eye damage caused by short wave blue light. *Med Recapitul*, 2021, 27(1): 116
(王晓慧, 李志坚. 短波蓝光对眼部损伤的研究进展. *医学综述*, 2021, 27(1): 116)
- [35] Wu A P, Qi Y, Sun D Z, et al. Optical radiation safety of LED products for general lighting service. *Inf Technol Stand*, 2014(11): 24
(吴爱平, 戚燕, 孙殿中, 等. 普通照明用 LED 产品光辐射安全. *信息技术与标准化*, 2014(11): 24)
- [36] Ke C, Wu C F, Li W J, et al. Rational understanding of blue light hazard and blue light biological safety assessment. *Acta Laser Biol Sin*, 2023, 32(2): 97
(柯城, 吴春法, 李伟军, 等. 理性认识蓝光危害及蓝光生物安全性评价. *激光生物学报*, 2023, 32(2): 97)
- [37] Yang Z H, Li Y, Xu Y D, et al. Evaluation and test method of flicker effect of LED lighting. *China Illum Eng J*, 2019, 30(2): 59
(杨志豪, 李蕴, 许瀛丹, 等. LED 照明闪烁效应的评价及测量方法. *照明工程学报*, 2019, 30(2): 59)
- [38] Gong J Q, Liu H J, Fu Y. Study on the difference of lenses for measuring the visual field power and vertex power of human eyes. *China Glasses Sci Technol Mag*, 2022(1): 130
(宫继全, 刘红军, 付瑶. 人眼视场焦距与顶焦距测量镜片差异性研究. *中国眼镜科技杂志*, 2022(1): 130)
- [39] Gao J S, Wang G J, Sun G. Chaotic genetic algorithm of Mamdani fuzzy system based on triangle membership function. *J Northeast Norm Univ (Nat Sci Ed)*, 2019, 51(1): 13
(高建思, 王贵君, 孙刚. 基于三角形隶属函数输入的 Mamdani 模糊系统的混沌遗传算法. *东北师大学报(自然科学版)*, 2019, 51(1): 13)
- [40] ACGIH. 2024 TLVs® and BEIs® based on the Documentation of the Threshold Limit Values for Chemical Substances and Physical Agents & Biological Exposure Indices. USA: ACGIH, 2024: 149
- [41] Wentzel M, Janse van Rensburg J, Terblans J J. Radiology blues: Comparing occupational blue-light exposure to recommended safety standards. *SA J Radiol*, 2023, 27(1): 2522
- [42] IEEE. IEEE 1789-2015 *IEEE Recommended Practices of Modulating Current in High Brightness LEDs for Mitigating Health Risks to Viewers*. USA: IEEE, 2015: 29
- [43] ISO/CIE. ISO/CIE 8995-1: 2025 *Light and lighting — Lighting of work places Part 1: Indoor*. Switzerland: ISO/CIE, 2025: 15
- [44] Wu M C, Cong Y T, Xu J Y, et al. Research on macro-location of offshore wind farm based on mamdani fuzzy reasoning. *Electr Power Surv Des*, 2024(12): 1
(吴梦成, 从雨亭, 徐继尧, 等. 基于 Mamdani 型模糊推理的海上风电场宏观选址研究. *电力勘测设计*, 2024(12): 1)
- [45] Zhang P Q, Wang D, Lyu Z H, et al. Review of determinants of healthy display. *Chin J Liq Cryst Disp*, 2020, 35(9): 981
(张平奇, 王丹, 吕振华, 等. 健康显示的影响因素综述. *液晶与显示*, 2020, 35(9): 981)
- [46] Zhao Y J, Zhao Y, Li Q, et al. Analysis and enlightenment of 373 cases of medical device recalls in foreign countries. *Chin Med Equip J*, 2022, 43(1): 72
(赵玉娟, 赵燕, 李倩, 等. 373 例国外医疗器械召回事件分析及启示. *医疗卫生装备*, 2022, 43(1): 72)