

李坤昊, 何宏, 陈素雅. 基于机器视觉的眼部疼痛检测系统[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(11): 22–28. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.251104

基于机器视觉的眼部疼痛检测系统

李坤昊, 何宏, 陈素雅

(上海理工大学 健康科学与工程学院, 上海 200093)

摘要: 目前临床上缺少能够快速、智能、客观诊断患者眼部疼痛的系统, 本文设计并实现了一种基于机器视觉的眼部疼痛检测系统, 系统由图像采集与预处理、人眼瞳孔轨迹识别与头部动作识别交互 3 个模块组成。首先, 基于自适应伽马变换算法进行图像增强, 实现数据预处理, 并采用了一种轨迹连续变换检测算法对眼球运动轨迹进行检测; 其次, 基于标准差阈值的坐标抖动检测算法检测患者头部动作反馈; 最后, 结合语音引导问询的方式实现对眼部疼痛检测的操作指导并完成眼部疼痛情况输出。实验结果表明, 该系统的眼部疼痛识别准确率达到 96.91%, 算法平均响应延时为 106.9 ms, 验证了系统的准确性与实时性, 在临床具有良好的医学应用潜力。

关键词: 机器视觉; 图像增强; 瞳孔轨迹识别; 医学应用

中图分类号: TP242; R770; TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)11-0022-07

A detection system for ocular pain based on machine vision

LI Kunhao, HE Hong, CHEN Suyu

(School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: In view of the lack of a rapid, intelligent and objective diagnosis system for patients with ocular pain, a detection system for ocular pain based on machine vision is proposed. The system consists of three modules: image acquisition and preprocessing, pupil track recognition and head action interactive recognition. The data preprocessing is first implemented by image enhancement based on an adaptive gamma transformation algorithm, and a trajectory continuous transformation detection algorithm is employed to detect the eye movement trajectory. a coordinate jitter detection algorithm based on standard deviation threshold is proposed to detect patient's head movement feedback. In the process the system realizes operation guide and condition output of ocular pain combined with voice guide and inquiry. Finally, the accuracy and real-time performance of this system are verified in the actual experiment of 20 subjects. The experimental results show that the accuracy rate of ocular pain recognition is 96.91%, and the average response delay of the algorithm is 106.9 ms. The accuracy and real-time performance of the system are good, which exhibits promising potential for clinical applications in replacing manual diagnosis.

Key words: machine vision; image enhancement; pupil trajectory recognition; medical applications

0 引言

眼部疾病带来的各类眼部疼痛问题, 严重影响眼病患者的生活质量, 如干眼病引起的角膜神经痛、甲状腺相关眼病引起的眼球或球后压迫感疼痛等^[1-2]。随着中国眼病患者人数的逐渐增加, 医生临床诊断的工作量也随之提升, 医疗资源利用效率低以及分配不合理等问题^[3]。李植源等^[4]于 2021 年指出, 目前临床上对于角膜神经性疼痛患者的疼痛程度评估主要

还是以填写眼部疼痛程度评估问卷量表 (Ocular Pain Assessment Survey, OPAS) 为主; 王鑫等^[5]讨论了干燥综合征相关型干眼症的临床诊疗进展, 目前对于干眼症的临床症状的评估主要依赖于对患者的问诊及问卷调查, 不同患者的病情及临床表现存在着很大差别。目前临床上诊断甲状腺相关眼病主要基于 Achtsidis 等^[6]提出的格雷福斯眼病 (Graves' Ophthalmopathy, GO) 临床性活动评分 (Clinical Activity Score, CAS) 的方式进行临床诊断。朱明娟等^[7]发现目前对于甲状

基金项目: 国家科技部项目 (G2021013008); 上海市科学技术委员会项目 (18070503000); 上海理工大学医工交叉重点项目 (1020308405, 1022308502)。

作者简介: 李坤昊 (1996—), 男, 硕士, 主要研究方向: 医学智能人机交互系统的设计, 嵌入式系统开发; 陈素雅 (2000—), 女, 硕士, 主要研究方向: 人工智能, 人机交互系统。

通信作者: 何宏 (1973—), 女, 博士, 教授, 主要研究方向: 医学人工智能, 人机交互系统, 医疗大数据分析。Email: hehong@usst.edu.cn。

收稿日期: 2024-02-08

哈尔滨工业大学主办 ◆ 学术研究与应用

腺相关眼病的临床评估集中在通过人工评估眼球运动、视野、疼痛状况等,确定甲状腺眼病的临床活动性和严重性,这种人工评估的方式一般依赖于医生的主观判断。CAS 评分的优点是清晰直观,广泛应用于目前的临床诊断中,然而 CAS 评分同时存在着主观性较强等问题^[8]。

随着科学技术的迭代与发展,人工智能技术的兴起在医学领域衍生出了医学人工智能这一解放医疗生产力的新兴科技力量,并给眼病诊疗带来了变革,提供了全新的智能辅助诊断模式^[9-10]。针对传统人工方式诊断眼部疼痛存在工作量大、效率低以及主观性较强等问题,本文基于机器视觉方法,设计并实现了一套基于机器视觉的眼部疼痛检测系统。该系统首先使用摄像头采集人脸视频流;其次,采用的自适应伽马变换算法进行图像增强,并创建了一种轨迹连续变换检测算法,用于捕捉人眼瞳孔运动轨迹,实现眼部疼痛定位;最后,通过一种基于标准差阈值的坐标抖动检测算法,结合语音引导实时获取患者眼部疼痛反馈结果。为验证系统的准确性与实时性,邀请了 20 名受试者进行了实际实验。实测结果表明,该系统的眼部疼痛识别准确率达到 96.91%,系统平均响应延时为 106.9 ms,在临床替代人工诊断方面具有良好的医学应用潜力。

1 眼部疼痛检测系统基本组成

本文所提出的基于机器视觉的眼部疼痛检测系统由图像采集与预处理、人眼瞳孔轨迹识别及头部动作识别交互 3 个模块组成,眼部疼痛检测与交互系统框架如图 1 所示。

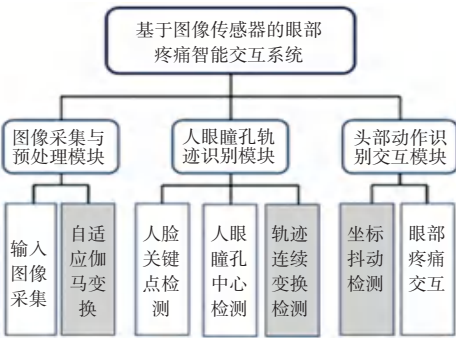


图 1 眼部疼痛检测与交互系统框架

Fig. 1 Framework of detection system for ocular pain

图像采集与预处理模块使用图像采集器获取人脸面部视频流,并使用自适应伽马变换算法对视频流画面进行增强,将处理后的视频流输出至人眼瞳孔轨迹识别模块与头部动作识别交互模块,实现对

图像的采集与预处理。人眼瞳孔轨迹识别模块首先定位与检测人脸关键点,使用人眼瞳孔分类器获得实时瞳孔中心位置坐标并基于轨迹连续变换检测进行瞳孔运动轨迹识别,根据患者对于语音引导的反馈判断患者是否进行了正确的眼球运动。头部动作识别交互模块根据瞳孔轨迹判断的结果,以语音提问的方式询问患者眼部疼痛相关问题,基于标准差阈值的坐标抖动检测确定患者的反馈并输出眼部疼痛结果。眼部疼痛结果将包含两个部分,第一部分是患者的眼球疼痛与球后疼痛与否;第二部分是患者眼球疼痛定位。眼部疼痛检测系统工作流程如图 2 所示。

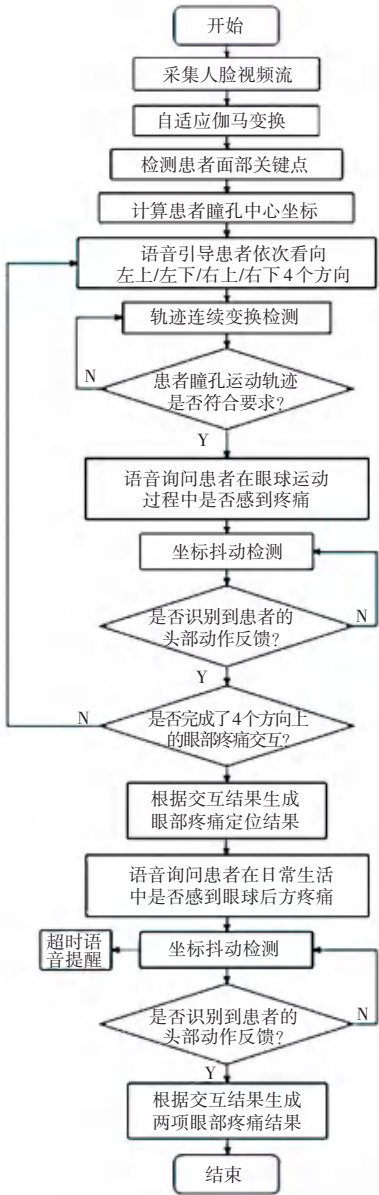


图 2 眼部疼痛检测系统工作流程

Fig. 2 Ocular pain detection system workflow

2 眼部疼痛检测算法

2.1 自适应伽马变换

图像采集质量会影响到算法处理精度。如在亮度较暗的环境下,通过图像采集传感器采集到的图像存在亮度低、细节信息不突出、噪声大及对比度低等问题^[11-13]。因此,在图像采集与预处理模块本文采用一种自适应伽马变换算法,读取从图像采集器中获取到的视频流,自动确定伽马系数并采用伽马变换进行图像增强。

伽马变换能够通过调整图像的亮度和对比度来增强图像的质量和清晰度,还可以纠正显示器的非线性响应,使图像在不同设备上的显示效果更加一致并能适应低光照条件,是一种简单且适用性强的图像增强方法^[14]。伽马变换公式如下:

$$L_{out} = cL_{in}^{\gamma} \quad (1)$$

其中, L_{in} 代表图像上点的输入亮度; L_{out} 代表输出亮度; c 为灰度缩放系数,通常取1; γ 为伽马值 ($\gamma > 0$),当 $\gamma > 1$ 时,图像的亮度将变暗,对比度增加;当 $\gamma < 1$ 时,图像的亮度将变亮,对比度减少。

传统的伽马变换只能通过手动方式对图像进行调整,当伽马值设置过低时,处理后的图像会因亮度过高而损失细节,如图3所示。因此,本文为不同的输入图像找到合适的伽马值对其进行自适应增强,用以提升后续算法精度。



(a) 原始图像

(b) $\gamma = 0.1$

图3 伽马变换对图像的影响

Fig. 3 Gamma transform effect on the image

本文所采用的图像上点的亮度计算公式如下式:

$$L = X \times R + Y \times G + Z \times B \quad (2)$$

其中, X 、 Y 、 Z 为权重系数,三者之和为1。

对应 L 的取值范围为 $0 \sim 255$,通过公式(2)将一幅3通道RGB彩色图像上一点按照一定的权重比映射到灰度空间并计算该点的亮度。

对公式(2)计算出的亮度进行归一化处理,并将结果替换公式(1)中的输入输出亮度值表示,则公式(1)变形为:

$$L_{out} = 255 \times \left(\frac{L_{in}}{255} \right)^{\gamma} \quad (3)$$

其中, γ 和 c 对不同的输入图像需手动调整不同取值, c 取1。

针对该问题, Lee 等^[15]提出了一种自适应伽马校正方法,基于图像的像素均值 μ 与标准差 σ 自动为输入图像 γ 和 c 取值,其中 μ 反映图像的整体亮度水平, σ 则反映图像对比度信息。该方法首先根据对比度的不同将输入图像分为低对比度与中等对比度图像,并分别采用不同的 γ 和 c 取值进行增强。随后杨先凤等^[14]基于 Lee 的方法进行了改进,优化了 γ 的计算方式并取得了更优效果。然而本文所提出的眼部疼痛检测系统对实时性要求较高,改进的方法仅将图像分为低对比度及中等对比度图像,不同的对比度对应不同的公式,运算量较大的,对眼部细节增强有限;本文所采用的自适应伽马变换算法在杨先凤等^[14]改进方法的基础上增加了一个变换公式并将图像分为3个对比度等级,实现对眼部图像细节增强的同时降低了一定的运算量,以满足实时低延时需求。

根据输入图像对比度的不同,将输入图像分为低对比度(L)、中对比度(M)及高对比度(H),公式如下:

$$g(I) = \begin{cases} L, & \text{if } D \in D_1 \\ M, & \text{if } D \in D_2 \\ H, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

其中, D_1 、 D_2 为定义输入图像对比度的一个常数区间。

对比度 D 的计算:

$$D = \frac{\sigma + \varepsilon}{255 + \varepsilon} \quad (5)$$

其中, σ 为输入图像转换为灰度图后的像素标准差,同时为了避免0或非常接近0的取值,添加了一个非常小的偏置 ε 。

基于输入图像经公式(2)映射到灰度空间后的像素均值 μ 与标准差 σ 确定了 γ 的计算公式:

$$\gamma = 1 - \frac{\sigma}{\mu} \quad (6)$$

同时基于公式(4)引入了对比度补偿系数 a 对公式(3)进行修正,将同时基于输入图像的亮度与对比度进行自适应伽马校准,公式如下:

$$L_{out} = 255 \times \left(\frac{L_{in}}{255} \right)^{a\gamma} \quad (7)$$

其中,对比度补偿系数 a 是根据公式(4)确定的图像对比度等级所规定的常数。

2.2 人眼瞳孔轨迹识别

目前主流的瞳孔检测方法有基于形状结构的方法,如 Fakir 等^[16]提出一种基于模糊逻辑和形状结构特征的瞳孔检测方法,通过模糊分类器实现对不同眼睛形态的适应性区分;Ahmed 等^[17]提出了一种基于梯度矢量场和椭圆拟合的实时瞳孔中心定位方法,适用于低分辨率灰度图像,通过增强边缘响应和形状约束提升检测鲁棒性;Valenti 等^[18]提出了一种基于等照度线曲率的瞳孔中心定位方法,利用瞳孔区域的径向对称性和亮度梯度特征实现高精度检测与跟踪。基于外观纹理方法,如 Araujo 等^[19]提出了一种基于内积检测器的快速瞳孔定位方法,通过匹配预定义的纹理模板直接检测眼部区域,无需依赖人脸模型或复杂特征提取;Wu 等^[20]提出了一种基于深度卷积神经网络的瞳孔检测方法,通过自动学习眼部深层纹理和结构特征,实现在复杂无约束环境下的鲁棒检测。基于上下文信息方法,如 Zhou 等^[21]提出的基于改进监督下降方法的精确瞳孔定位算法,通过结合局部纹理特征和全局面部结构上下文信息,提升了复杂场景下的定位精度。本文所使用的瞳孔检测方法是一个基于 Haar 特征预训练的人类眼部瞳孔区域分类器,该方法基于外观纹理实现瞳孔检测。

在人眼瞳孔轨迹识别模块中,增强后的图像通过预训练的人脸关键点检测模型得到 68 个人脸关键点坐标,并通过预训练的人眼瞳孔分类器得到实时瞳孔中心位置坐标。同时采用了一种轨迹连续变换检测算法,基于连续的患者瞳孔中心坐标与人眼中心坐标数据来识别患者瞳孔运动轨迹,据此判断患者是否按照语音引导执行了正确的眼部运动。

在人眼部图像特征中,瞳孔运动是较为明显且容易识别的,并且对瞳孔轨迹的识别是实时且连续的,因此本文采用了一种轨迹连续变换检测算法,实现对瞳孔轨迹的检测。由于正常人眼运动存在相似性,以右眼为例,从 68 个人脸关键点坐标中提取代表右眼区域的第 43-48 号关键点坐标,对第 43、45、46、48 号面部关键点进行计算得到实时的右眼中心位置坐标,如图 4 所示。通过计算右眼瞳孔中心坐标 (x_c, y_c) 与右眼中心位置坐标 (x_p, y_p) 之间的距离 D_r 进行眼球运动的轨迹判断,如图 5 所示。

根据公式(8)和公式(9)计算两坐标连线与 x 轴的夹角 θ_r 及相对距离 D_r 与系统预设角度阈值 φ_a 、距离阈值 φ_d 进行比较,处于阈值范围内即代表患者根据语音引导进行了正确的眼球运动。

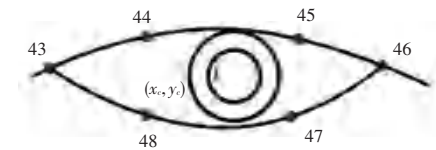


图 4 右眼中心位置
Fig. 4 Right eye center

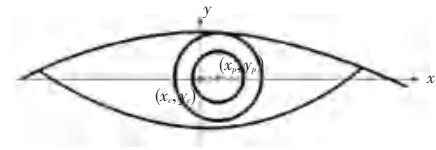


图 5 坐标原点及瞳孔中心坐标
Fig. 5 Origin of coordinates and pupil center

$$\begin{cases} x_r = x_p - x_c \\ y_r = y_p - y_c \\ D_r = \sqrt{x_r^2 + y_r^2} \end{cases}, D_r \geq 0 \quad (8)$$

$$\begin{cases} \cos \theta_r = \frac{x_r}{D_r} \\ \theta_r = \cos^{-1} \left(\frac{x_r}{D_r} \right) \end{cases}, 0 \leq \theta_r \leq 2\pi \quad (9)$$

瞳孔轨迹的识别判断标准基于图 6,当患者右眼瞳孔中心坐标与右眼中心坐标距离大于等于 6 px 并与水平夹角呈 30°~60°时,表明患者瞳孔此时向右上运动。其他 3 个方位的判断标准同理,阈值区间见表 1。

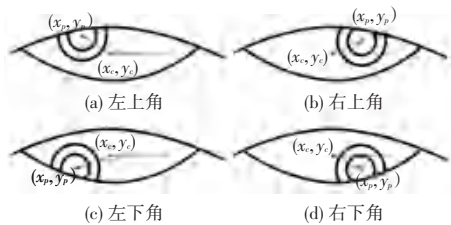


图 6 人眼轨迹判别标准
Fig. 6 Eye track criterion

表 1 人眼瞳孔轨迹阈值区间

Table 1 Threshold interval of eye pupil trajectory		
瞳孔轨迹	角度	距离/px
右上	30° ~ 60°	6
左上	120° ~ 150°	6
左下	210° ~ 240°	4
右下	300° ~ 330°	4

2.3 头部动作识别交互

头部动作识别交互模块将按照患者眼部运动的情况,以语音交互的方式获得患者眼部疼痛情况,并

根据患者的头部动作反馈记录输出结果。接收到来自人眼瞳孔轨迹识别模块的激活信号后,模块首先读取患者面部 68 个人脸关键点中编号为 31 的关键点坐标,该坐标代表患者面部中心位置;其次,基于该点坐标值的实时变化程度设计了一种坐标抖动检测算法,获取患者实时的头部动作反馈。输出的患者头部动作反馈有两种,即点头->同意和摇头->否定。设 31 号面部关键点坐标集合分别为 N_x 、 N_y ,利用标准差来表示坐标抖动程度,利用标准差来表示坐标抖动程度并通过阈值判断得到患者反馈。标准差计算公式如下:

$$S_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}}$$
$$S_y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n - 1}}$$

(10)

头部动作的识别判断阈值区间见表 2。

表 2 头部动作识别阈值区间

Table 2 Threshold interval of head motion recognition		
头部动作	标准差 S_x	标准差 S_y
同意	0~100	>500
否定	>500	0~100

3 实验与分析

为了验证本文所提出的基于机器视觉的眼部疼痛检测系统的准确性与实时性,邀请了 20 名被试者参与测试并设计了相关实验。

3.1 实验测试集

实验测试集由 20 名实验对象的 1 400 份样本组成。因为需要验证本文所采用的自适应伽马变换、人眼瞳孔轨迹识别、头部动作识别交互算法性能,所以每名实验对象的 70 份样本由 10 份包含瞳孔中心坐标的连续 10 帧视频、40 份人眼瞳孔轨迹运动视频及 20 份头部动作运动视频构成。

3.2 自适应伽马变换

为了验证本文所提出自适应伽马变换算法的图像增强效果,本文对原始视频流及经由文献[14]、文献[15]与本文所采用算法处理后的视频流进行了对比实验。将处理后视频流中瞳孔中心坐标 x 值在一段时间窗内的标准差均值进行对比,反映了该段时间内瞳孔中心坐标 x 值的稳定性,客观地评价所提出算法的效果。对比实验结果如图 7 所示。

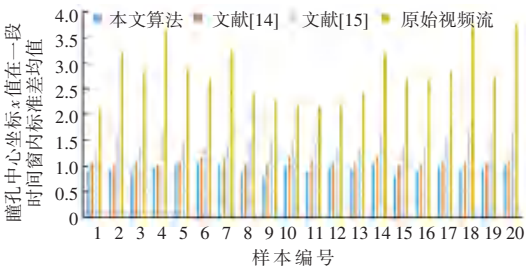


图 7 对比实验结果

Fig. 7 Comparative experiment results

由图 7 可知,本文所采用的自适应伽马变换算法的图像增强效果优于对比算法,与原始图像相比极大提升了坐标稳定性。

进一步基于图 7 中样本 1 分析算法性能,样本 1 在一段时间内的标准差均值见表 3,所提方法的标准差比文献[15]中方法减少了 0.36,比文献[14]中方法减少 0.122,比原始图像减少了 1.225;样本 1 一帧处理效果对比如图 8 所示,样本 1 在一段时间窗内图像标准差对比如图 9 所示,虽然文献[15]及文献[14]中算法对画面的亮度进行了一定增强,但对比度明显不足,而本文算法同时对亮度和对比度进行了调整,证明了本文提出的自适应伽马算法对图像增强的有效性及优越性。

表 3 样本 1 在一段时间窗内的标准差均值

Table 3 Mean standard deviation of sample 1 over a time window

方法	标准差
原始视频流	2.098
文献[15]	1.396
文献[14]	1.075
本文算法	0.938



图 8 样本 1 在一帧处理效果对比

Fig. 8 Processing effect comparison of sample 1 in one frame

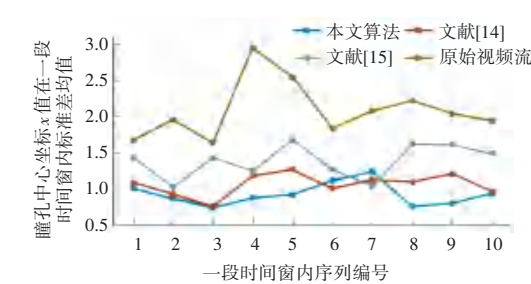


图 9 样本 1 在一段时间窗口内图像标准差对比

Fig. 9 Comparison of sample 1 images' standard deviation over a time window

3.3 人眼瞳孔轨迹识别及头部动作识别交互

本文基于 20 名被试者的采集数据对连续变换检测算法及坐标抖动算法进行了准确性与实时性分析,准确率 α 的计算公式为:

$$\alpha = \frac{N'}{N} \times 100\% \tag{11}$$

其中, α 为检测准确率; N' 为检测正确的样本数; N 为总样本数。

实时性 φ 的计算方式如下:

$$\varphi = T_s - T_e \tag{12}$$

其中, φ 为实时性指标(单位 ms); T_s 为算法开始时的时间; T_e 为算法结束时的时间。

轨迹连续变换检测实验结果见表 4。由表 4 可知,轨迹连续变换检测算法除了在 4 个方向上保持不俗的检测准确度外,还拥有较低的响应延时。但由于在轨迹连续变换检测算法中个别方向上眼睑对于瞳孔的遮挡,实验结果有一定误差,影响算法识别精度。

表 4 轨迹连续变换检测算法实验结果

Table 4 Experiment results of trajectory continuous transformation detection algorithm					
项目	右上角/%	左上角/%	左上角/%	左上角/%	实时性/ms
样本 01	100	90	90	80	90.0
样本 02	90	100	100	80	122.0
样本 03	100	90	100	70	52.0
样本 04	100	90	90	90	71.0
样本 05	90	90	100	80	97.0
样本 06	100	100	100	90	199.0
样本 07	100	90	90	70	54.0
样本 08	90	90	80	90	139.0
样本 09	90	90	100	80	83.0
样本 10	80	90	70	80	152.0
样本 11	80	100	90	80	87.0
样本 12	90	90	90	90	126.0
样本 13	90	80	90	70	86.0
样本 14	100	100	90	90	95.0
样本 15	90	100	90	80	86.0
样本 16	100	90	90	80	176.0
样本 17	90	90	100	90	71.0
样本 18	80	90	70	80	104.0
样本 19	90	100	90	90	107.0
样本 20	100	80	80	90	140.0
平均	93	92	90	83	106.9

同时,基于标准差阈值的坐标抖动检测算法能够精准捕捉实验对象的头部动作(点头→同意/摇头→否定)反馈。以样本 1 为例,实验结果如图 10 所示。

由图 10 可知,轨迹连续变换检测算法对于被试

者瞳孔轨迹为右上角及左上角识别精度表现较好,但对于左下角及右下角识别精度较差,这是由于当被试者向下看时,眼睑会对瞳孔形成一定遮挡影响了算法精度。

坐标抖动检测算法能够精准捕捉到被试者的头

部动作反馈,同时算法实时性平均为 106.9 ms,在人机交互系统中属于较低水平。

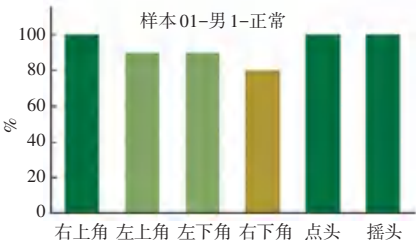


图 10 实验结果

Fig. 10 Experiment results

3.4 系统整体交互实验

基于 20 名实验对象的实际系统交互实验对本文所提出的基于机器视觉的眼部疼痛检测系统识别准确率进行了测试,识别准确率 γ :

$$\gamma = \frac{N_r'}{N_a} \times 100\%$$
 (13)

其中, γ 为识别准确率; N_r' 为眼部疼痛结果正确的样本数; N_a 为总样本数。

系统整体交互实验结果见表 5。由表 5 可知,本文所提出的眼部疼痛检测系统平均识别准确率达到 96.91%,具有良好的识别精度;性别对于实验结果的影响较小。

表 5 眼部疼痛检测系统整体实验结果

Table 5 Experiment results of intelligent interactive system for ocular pain			%
性别	识别准确率	平均识别准确率	
男	97.14	96.91	
女	96.67		

4 结束语

本文提出了一种基于机器视觉的眼部疼痛检测系统,通过自适应伽马变换算法进行图像增强。首先,创建了一种轨迹连续变换检测算法识别判断患者瞳孔运动;其次,通过基于标准差阈值的坐标抖动检测算法判断头部动作反馈;最后,输出患者眼部疼痛结果。经过实验验证,系统综合识别准确率达到 96.91%,算法实时性平均为 106.9 ms,能够较为准确且快速地反馈患者眼部疼痛情况,为后续检查提供了一定参考价值。虽然该系统在患者眼部疼痛识别精度较高,但在个别方向上眼睑对瞳孔的遮挡对实验结果产生了一定的影响,进而影响了系统整体准确率。未来将对上述问题继续开展相关研究。

参考文献

[1] 晋凯风,晋秀明. 干眼相关角膜神经痛[J]. 中华实验眼科杂

志, 2023, 41(3): 292-296.

[2] 舒杨,熊加红,沙永红. 甲状腺相关性眼病治疗进展[J]. 中国医学创新, 2022, 19(27): 180-184.

[3] 付波航,于寄语. 我国医疗卫生体系资源配置与利用效率研究[J]. 中国医院, 2023, 27(4): 1-4.

[4] 李植源,邝国平. 角膜神经性疼痛研究新进展[J]. 眼科学报, 2021, 36(5): 356-363.

[5] 王鑫,刘苏. 干燥综合征相关型干眼症的临床诊疗进展[J]. 中华眼科医学杂志(电子版), 2018, 8(2): 82-86.

[6] ACHTSIDIS V, TENTOLOURIS N, THEODOROPOULOU S, et al. Dry eye in Graves' ophthalmopathy: Correlation with corneal hypoesthesia[J]. European Journal of Ophthalmology, 2013, 23(4): 473-479.

[7] 朱明娟,邢凯,亢泽峰,等. 甲状腺相关性眼病的诊断及治疗进展[J]. 山东大学耳鼻喉眼学报, 2018, 32(5): 110-113.

[8] 贺治冰,石少敏. Graves 眼病的临床诊断和治疗进展[J]. 内科急危重症杂志, 2011(2): 69-71.

[9] 袁进,肖鹏. 眼科人工智能研究发展存在的挑战及应对[J]. 中华眼科杂志, 2023, 59(4): 245-249.

[10] 黄保青,张敏娟,周巡,等. 嵌入式眼机交互装置的设计与实现[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(11): 142-147.

[11] 马龙,马腾宇,刘日升. 低光照图像增强算法综述[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(5): 1392-1409.

[12] 赖欣,王储,陈航. 低照度下人脸检测 MSRCR 光频分段滤波增强算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(2): 96-106.

[13] 唐敏,滕奇志,熊淑华. 基于图像平均的色深扩展研究及应用[J]. 电子测量技术, 2021, 44(12): 81-86.

[14] 杨先凤,李小兰,贵红军. 改进的自适应伽马变换图像增强算法仿真[J]. 计算机仿真, 2020, 37(5): 241-245.

[15] LEE E, KIM S, KANG W, et al. Contrast enhancement using dominant brightness level analysis and adaptive intensity transformation for remote sensing images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 10(1): 62-66.

[16] FAKIR M, HICHAM H, CHABI M, et al. Classification of eyes based on fuzzy logic[J]. International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence (IJCINI), 2020, 14(4): 101-112.

[17] AHMED N Y. Real-time accurate eye center localization for low-resolution grayscale images[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2021, 18(1): 193-220.

[18] VALENTI R, GEVERS T. Accurate eye center location and tracking using isophote curvature[C]//Proceedings of 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2008: 1-8.

[19] ARAUJO G M, RIBEIRO F M L, SILVA E A B, et al. Fast eye localization without a face model using inner product detectors[C]// Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 1366-1370.

[20] WU Y, JI Q. Learning the deep features for eye detection in uncontrolled conditions [C]// Proceedings of 2014 22nd International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 455-459.

[21] ZHOU M, WANG X, WANG H, et al. Precise eye localization with improved sdm[C]// Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 4466-4470.