

## 良性阵发性位置性眩晕的辅助诊断

刘雪冰<sup>1,2</sup>, 高永彬<sup>1,2</sup>

1. 上海工程技术大学电子电气工程学院, 上海 201600; 2. 上海工程技术大学 智慧医疗研究所, 上海 201600

**【摘要】目的:**设计一种利用视觉虹膜识别概念和神经网络来诊断良性阵发性位置性眩晕(BPPV)的方法,从而辅助医生进行诊断。**方法:**通过计算机视觉二值化和阈值化技术从BPPV患者眼球运动视频中定位瞳孔和虹膜,捕获眼球运动轨迹。在眼球运动过程中使用虹膜模板匹配方法提取瞳孔和眼球运动的特征信息。将获得的眼动数据输入设计的神经网络进行BPPV诊断。**结果:**通过计算机视觉技术的实时检测和网络学习特征的能力,能有效捕捉并描述眼球运转轨迹,输出当前眼动轨迹信息,辅助医生做出更准确、更迅速的决策。**结论:**使用这种相对简单、无创且精确的方法来测量扭转眼球运动解决了长期存在的阻碍视觉和眼球运动的问题,能广泛应用于基础和临床研究或诊断测试。

**【关键词】**良性阵发性位置性眩晕;二值化;阈值化;模板匹配

**【中图分类号】**R318;R741

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2023)11-1446-07

## Auxiliary diagnosis of benign paroxysmal positional vertigo

LIU Xuebing<sup>1,2</sup>, GAO Yongbin<sup>1,2</sup>

1. School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201600, China; 2. Smart Medical Research Institute, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201600, China

**Abstract: Objective** To diagnose benign paroxysmal positional vertigo (BPPV) using visual iris recognition concept and neural network for assisting doctors in diagnosis. **Methods** The pupil and iris were located from the eye movement video of BPPV patients using computer vision binarization and thresholding techniques to capture the eye movement trajectory. During eye movement, iris template matching method was used to extract the feature information of the pupil and eye movement. The obtained data was input into the designed neural network for BPPV diagnosis. **Results** Through the real-time detection of computer vision technology and the feature learning of network, the proposed method effectively captured and described the eye movement trajectory, and output the eye movement trajectory, thereby assisting doctors in more accurate and faster decision-making. **Conclusion** Using the proposed method which is relatively simple, non-invasive and accurate to measure torsional eye movements solves the long-standing problems that hinder vision and eye movement, and it can be widely used in basic and clinical researches or diagnostic testing.

**Keywords:** benign paroxysmal positional vertigo; binaryzation; thresholding; template matching

## 前言

对于眼球运动控制的全面描述和理解需要大脑获取和处理有关眼位置、视线方向、周围环境等信息。临床上,眼球运动被用作眼部生物标记物,能诊断或监测许多常见疾病的病程或治疗效果,如医生

通过平滑追踪和扫视眼球运动来判断创伤性脑损伤和帕金森氏症等退行性神经系统疾病<sup>[1]</sup>,通过眼球运动的改变来判断内耳和前庭系统的疾病<sup>[2-3]</sup>,此外,根据一些眼球的异常运动能判断一些常见的眼部疾病,包括斜视和弱视<sup>[4]</sup>。

本研究设计一套辅助诊断系统,通过捕获和描述患者眼球运动特征,依据眼球运动来诊断良性阵发性位置性眩晕(Benign Paroxysmal Positional Vertigo, BPPV)。借用人工智能技术进行辅助诊断能提高诊断速度和准确度,快速识别患者潜在状况并进行适当的治疗,同时提高医疗资源的利用率。本研究设计的系统是一种非侵入性程序,这使它成为一种安全方便的诊断工具。另外,智能诊断能弥补

**【收稿日期】**2023-07-06

**【基金项目】**上海市科委科技创新行动计划社会发展科技攻关项目(21DZ1204900)

**【作者简介】**刘雪冰,硕士研究生,研究方向:计算机视觉、医学图像处理, E-mail: L983412889@gmail.com

**【通信作者】**高永彬,博士,副教授,研究方向:计算机视觉、医学图像处理、深度学习, E-mail: gaoyongbin@sues.edu.cn

地域性医疗资源不均衡,建立风险预警机制,帮助患者减少病痛带来的负担,进行及时的预防和治疗<sup>[5]</sup>。

# 1 研究介绍

## 1.1 研究背景

BPPV 又称耳石症,是内耳椭圆囊囊斑上的耳石颗粒脱落后掉入半规管,在特定头位时耳石颗粒受重力作用移动,刺激半规管壶腹嵴,诱发眩晕和特征性眼震<sup>[6-7]</sup>,临床表现为眼球自发性的旋转。如图 1 所示,蓝色为水平半规管,绿色为壶腹嵴,在正常情况下半规管内没有任何耳石颗粒,使用白色闪光颗粒代表耳石颗粒可能掉落的位置。在一侧卧位时,两个水平半规管均与重力方向平行,耳石颗粒在重力作用下向下移动,可兴奋或抑制耳石颗粒所在的同侧半规管的壶腹嵴,形成向左或向右的眼震,引发强烈的眩晕<sup>[8]</sup>。

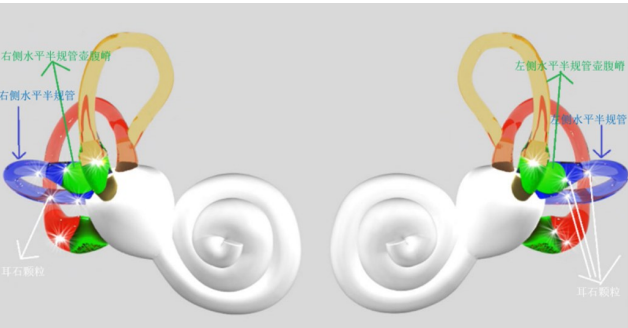


图 1 内耳示意图  
Figure 1 Diagram of the inner ear

此外,引起眩晕的原因有很多,BPPV 只是其中一种,且疾病发作时与高血压、贫血、颈椎病、梅尼埃病等疾病症状有一些相似之处。患者因 BPPV 引起眩晕时,如果伴随有其他疾病,常被误诊而忽略 BPPV。当 BPPV 患者进行位姿变换时,耳石的位置可能发生变化,刺激半规管内的感觉细胞,这种刺激会误导大脑,使其认为头部发生了不正常的旋转或倾斜,导致出现短暂的眼球旋转震动,从而引发眩晕感。眼睛旋转震动持续过程中,频率逐渐减弱,可以通过观察患者眼球变换来判断病症,但训练有素的医生培养周期长、数量少,且短期内无法改变这一现状。因此,在前期检查诊断中,借助人工智能技术建立 BPPV 辅助诊断策略可以降低误诊率,实现全流程自动化诊断,减轻医院及医生负担。

## 1.2 发展趋势

BPPV 已被临床医生公认为发病率最高的眩晕疾病之一。所有不同类型的良性阵发性眼震的诊断皆包

含其特征性位置性眼震<sup>[9]</sup>。因此,特殊体位配合其特征性眼震是 BPPV 诊断的重要依据;其中,对于发病率最高的后半规管 BPPV(发病率为 70%~90%),其诊断重要因素就是观察到典型扭转眼震。然而由于眼震的突发性和眼震持续时间的短暂性,即使是经验丰富的医生,在临床一些有争议的特殊类型的 BPPV 诊断和治疗方面,由于理念的不一致,对患者的诊断和治疗也不一致,常有患者反复来往于多个科室之间亦无明确诊断。尽管这些眼震的变化对于临床医生来说非常复杂,但对于计算机而言,它们是可以提取的特征。一旦获取了这些特异的眼震分类特征,通过计算机辅助的方式,可以更有效地对典型疾病进行筛查和分类,从而使眩晕疾病患者受益。

随着计算机视觉算法的进步以及计算机运算能力的快速提升,实时地处理 60 帧以上的红外眼球运动视频在软硬件层面已不再是一个无法实现的目标。Zhang 等<sup>[10]</sup>提出一种基于深度学习的扭转感知双流识别网络模型,根据 BPPV 确诊患者的眼动视频自动检测扭转眼震区间,虽然该方法在识别扭转运动方面显示出良好的效果,但该研究也仅限于在确诊的 BPPV 病例中识别扭转眼震片段,无法直接应用于疾病诊断。Newman 等<sup>[11]</sup>设计一个二维卷积神经网络,使用 CAVA 新型医疗设备连续记录长达 30 d 的眼球和头部运动数据,然后使用网络来学习这些数据,但由于庞大的数据信息,应用于临床是不现实的。Lu 等<sup>[12]</sup>构建一个三维眼球震颤识别模型和 BPPV 诊断系统,由于系统是利用从单一中心获得数据开发和优化的,所以在实际应用中存在限制。总体而言,现有的研究工作大部分为分析眼动视频片段的深度学习算法,不可避免地消耗密集的存储空间和计算能力,导致处理时间延长。无论是存储需求还是计算能力都极大地阻碍了 BPPV 实时诊断应用于临床。因此,深度学习诊断模型在未来需要基于大规模数据进一步验证和优化才可以应用于医疗实践。

## 1.3 数据来源

所有患者均使用 ZT-CHAIR-I 转椅(上海 ZEHIT 医疗科技有限公司)接受一系列位姿变换测试。诊疗转椅可以以任意精确角度摆至临床上需要检查或治疗的体位;患者佩戴如图 2 所示的红外眼罩,在完全没有视觉因素刺激条件下,通过 Verti-PACS 软件实时记录红外眼动视频。从 2020 年 11 月到 2021 年 11 月,连续性招募 3 207 名患者,排除在检查过程中因过度眨眼、闭眼、或长睫毛干扰者后,最终选入 2 671 名患者,其中男性 832 例,女性 1 839 例。数据应用均获得参与者的书面知情同意。



图2 红外眼罩  
Figure 2 Infrared eye mask

1.4 研究难点与贡献

BPPV 眼动视频采集长度通常几十秒到几分钟,眼震会发生在其中任何时刻,持续时间可以短到几秒,同时患者在视频诊断中由于不适应,存在大量眨眼的情况以及不自然的眼球晃动,导致瞳孔中心定位困难,眼球运动特征难以提取。

本系统摆脱传统 BPPV 个人经验性诊疗方式,提出以数据形式为 BPPV 诊疗提供客观的证据,结合三维眼震(水平、垂直方向结合扭转方向眼震)与转椅位置等多种参数进行 BPPV 诊断。使用计算机视觉技术基于大量实际病例与临床一线医生权威诊断资料进行病症分析;并针对不同人群瞳孔颜色差异,提出瞳孔像素收敛算法,有效捕捉眼球运动并获得病人眼球运动数据;此外,基于自注意力机制设计卷积神经网络,用于诊断获得的眼部运动数据。

2 方法

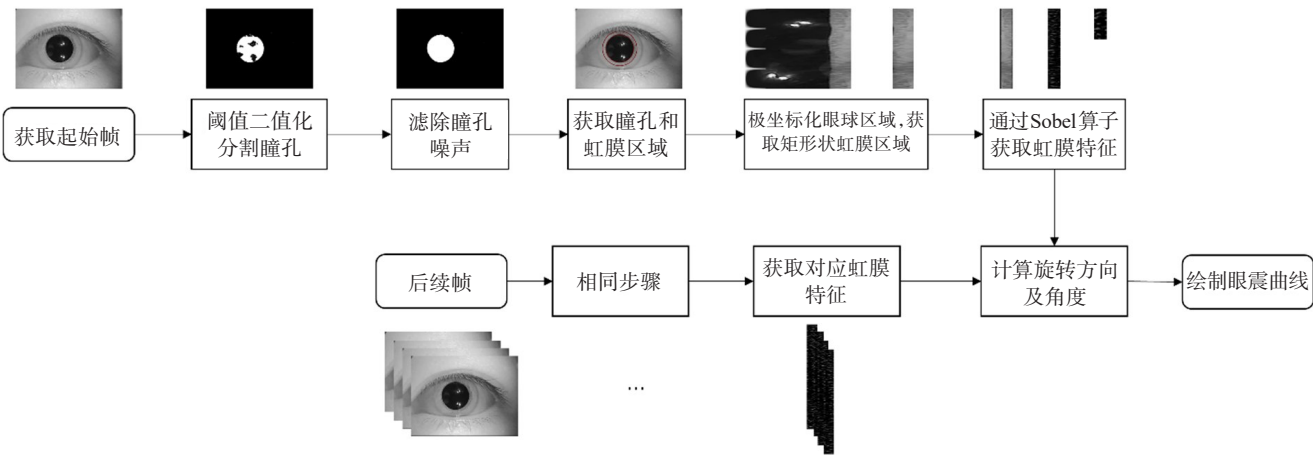


图3 方法流程图

Figure 3 Method flowchart

获取原始视频的视频帧;对每个视频帧进行二值化分割,初步获得瞳孔位置及轮廓;对二值化结果进行形态学运算来滤除噪声;根据滤除噪声后的二值化图像,标记瞳孔以及虹膜的外轮廓;将瞳孔及虹膜区域按极坐标展开;分割虹膜区域;对虹膜区域进行插值,获得更高分辨率特征图像,使用 Sobel 算子计算虹膜区域特征;选取初始帧的部分虹膜特征匹配后续帧的虹膜特征,通过匹配位置的差值来计算旋转角度,从而绘制眼震曲线

2.1 整体方案

本系统拟解决水平型、垂直型、旋转型往返摆动的自发眼球运动,需精确定位瞳孔以及虹膜,根据瞳孔质心移动路径描述眼球运动轨迹,根据虹膜特征点的位移变化以及持续时间判断病变程度。整体方法流程如图3所示。患者通过配戴红外眼罩,在医生指导下获得不同体位的眼部视频。通过对眼部视频帧进行阈值二值化处理来分割瞳孔,采用形态学运算滤除瞳孔噪声以及非瞳孔区域,使用零值对非瞳孔区域进行掩膜覆盖,标记计算处理后的瞳孔质心以及半径<sup>[13]</sup>。跟踪瞳孔质心,通过其运动轨迹来描述水平型或垂直型病变及病变程度。选择包含整个虹膜瞳孔中心周围的图像区域,将瞳孔外围虹膜特征极坐标化,把虹膜的圆形表示区域转化为矩形,方便后续计算眼球扭转程度。通过 Sobel 算子<sup>[14]</sup>卷积计算虹膜中细丝、冠状、条纹等细节特征。Sobel 算子通过两组 3×3 的矩阵与提取的虹膜图像做卷积, Sobel 算子的计算公式如下:

$$G_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{pmatrix} * A, G_y = \begin{pmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} * A \quad (1)$$
$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (2)$$

其中,  $G_x$  和  $G_y$  分别通过横向和纵向边缘检测图像灰度<sup>[15]</sup>,  $A$  是虹膜图像。式(2)通过将图像横纵的灰度值相加,计算每一个像素点的灰度值大小。使用 Sobel 算子在不减少扭转信息计算的前提下,降低图像噪声,增强虹膜小而突出的特征。



因为虹膜特征的极坐标化,围绕瞳孔中心的眼动旋转变成二维图像的平移,通过判断平移像素点及平移方向来确定旋转角度及方向。为避免匹配时患者瞳孔发生大小变化,将虹膜特征统一缩放到60像素大小,此时在极坐标下虹膜特征图为360像素长、60像素宽,以确保当图像的属性(如分辨率、虹膜大小、瞳孔大小)发生变化时,匹配效果及匹配时间不受太大影响。为提高计算效率,截取初始帧的虹膜特征作为匹配模板,匹配后续帧虹膜特征的变化。为计算扭矩,通过快速傅里叶变换的模板匹配方法<sup>[16]</sup>,为后续帧的图像计算相似性度量,通过将当前图像(后续帧)与参考图像(初始帧)进行匹配,利用匹配后位置的像素差值来测量眼球的旋转角度。在这个分辨率下,如果像素差异为1,将其视为眼球扭转1°角度。参考文献[17],对虹膜特征进行10阶插值,获得0.1°单位的亚像素分辨率,以提高辅助诊断的精度。在获得眼部扭转运动的数据后,将数据送入神经网络中进行诊断,判断当前患者是否属于眼球自发震颤病症。

## 2.2 瞳孔定位收敛算法

对于瞳孔定位,大多数定位算法是给定一个阈值,然后对超过或低于这个阈值的像素进行全覆盖<sup>[18-19]</sup>。利用瞳孔深色的特性,设置一个固定阈值来找到图像中比这个阈值更低的像素,认为是瞳孔区域,然后利用这些暗像素的质心计算瞳孔中心;然而每个人瞳孔适应的阈值并不相同,且计算机对像素的差异非常敏感。如果设置阈值为固定30,若患者的瞳孔颜色高于这个阈值,就会出现瞳孔覆盖不全的问题,即使在去除噪声后也无法检测到完整的瞳孔(图4)。无法应用同一个阈值点来分割不同病人的瞳孔,如果对每一个病人设置单独的阈值,需要进行不断的试错和调整,浪费大量时间;还可能增加误诊和漏诊的风险,因为确定最适合每位病人的阈值需要深入的经验和反复的实验。本研究采用一个暗像素值收敛算法来解决瞳孔颜色有轻微差异或显著差异的问题<sup>[20]</sup>。伪代码如下:

输入: frame, constant

While (True) do

{

last = mean(frame)

frame[frame>last]=last

if (last - mean(frame)<constant) Then

{

break

/}

/}

输出: mean(frame)

暗像素收敛方法有助于消除瞳孔像素引起的偏

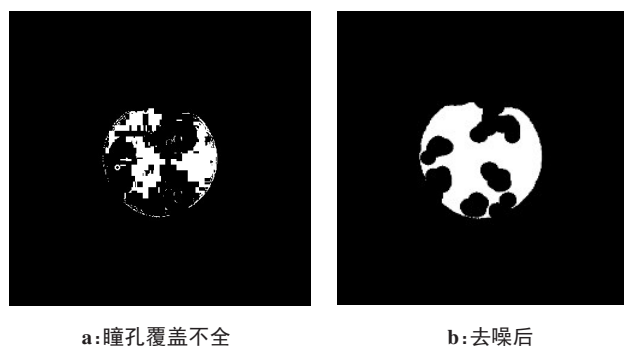


图4 固定阈值引起的错误情况

Figure 4 Error caused by fixed threshold

差。算法的输入为眼部图像和收敛停止条件,分别用frame和constant表示。通过在眼部黑色区域上不断收敛,最终得到图像暗像素的平均值,对于不同患者的瞳孔,能有效地获得自适应的暗像素值来分割瞳孔区域。

## 2.3 虹膜扭转计算

判断自发性眼震的病变程度主要是基于测量虹膜部分围绕瞳孔中心的旋转程度。如图5所示,将瞳孔质心作为原点,然后将整个瞳孔和虹膜图像通过极坐标转换<sup>[21]</sup>,将旋转转移到一维坐标上的平移。这有助于通过模板匹配算法来进行扭转计算。极坐标转化公式如下:

$$\begin{aligned} x &= \rho \cos(\theta) \\ y &= \rho \sin(\theta) \end{aligned} \quad (3)$$

图5中, $\theta$ 是极坐标系下的角度, $\rho$ 是点P在极坐标下的半径, $x$ 和 $y$ 分别是点P通过极坐标转化后在笛卡尔坐标系下的横纵坐标。通过极坐标转化能将瞳孔和虹膜上任意一点 $P(\rho, \theta)$ 转换在方图上对应的点 $P(x, y)$ ,然后通过像素插值<sup>[22]</sup>实现图像上所有像素点的赋值。在转换后的方图中截取初始一小部分作为参考帧固定,然后使用模板匹配算法匹配每个视频帧与参考帧来确定眼动旋转的角度。具体地,将参考帧模板在每一帧待检测的图像上从左至右进行滑动,参考帧每到达一个像素点,就会将这个像素点作为左上角顶点,从待检测帧图像中截取出与参考帧一样大小的图像,并与参考帧模板进行像素比较运算,通过计算匹配到的差值像素,确定当前眼球相较初始所旋转的角度。

## 2.4 网络设计

通过虹膜扭转角度计算后能得到基于时间序列的扭转角度数据。基于一维卷积层、ResNet以及自注意机制<sup>[23]</sup>设计神经网络,将眼球的扭转角度数据送入网络,以进行BPPV诊断。网络结构如图6所示,将获得的扭转角度数据作为输入信号,利用多个一维卷积层以及最大池化层提取局部特征后利用自

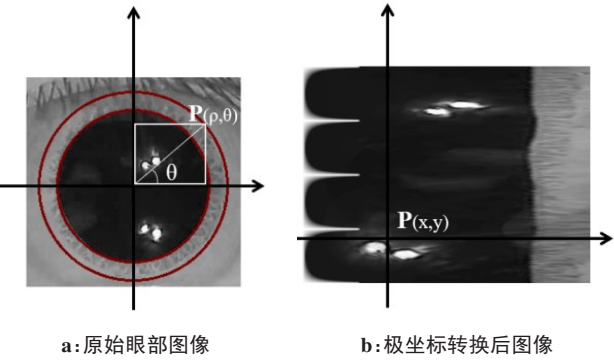


图5 眼部图像的极坐标转换

Figure 5 Polar coordinate conversion of eye image

注意机制获得时间序列数据中的远程依赖关系,这两种架构的组合允许从输入信号中提取局部特征和全局特征,从而进行信号分类。

首先,输入的眼动扭转数据经过一维卷积神经网络进行特征提取,经过最大池化层保留有效特征。在自注意力模块中,输入特征被转换为键向量、查询向量和值向量。这些向量用于计算注意力分数,表明每个时刻的输入特征相对于其他时刻特征的重要性。注意力分数用于计算值向量的加权和,表示自注意力模块的输出。自注意模块相关计算公式如下:

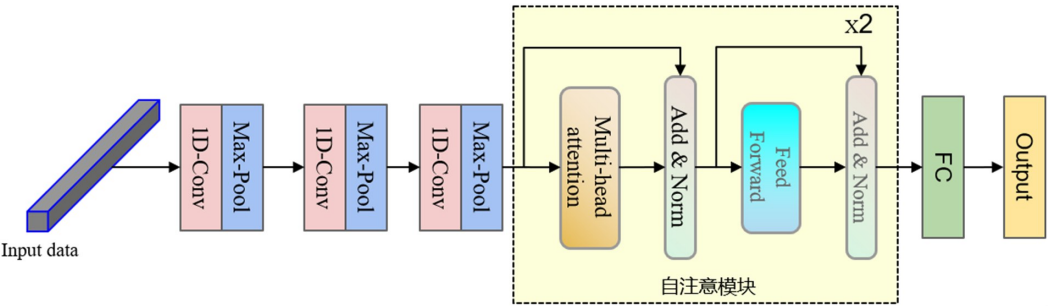


图6 网络结构图

Figure 6 Network structure

Attention (Q,K,V) = softmax (  $\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}$  ) V (4)

其中,Q、K、V分别是在经过一维卷积神经网络后转换生成的查询向量、键向量和值向量矩阵,√d<sub>k</sub>是矩阵的维度。通过查询向量和键向量之间的点积得到注意力分数,为防止内积过大,使用√d<sub>k</sub>进行缩放。然后,使用softmax函数对结果进行归一化计算,这会在输入特征上产生概率分布,用于计算值向量的加权和,根据注意力分数有效地从输入中捕获最相关的信息。最后得到的特征经过一个全连接层输出,在训练阶段通过交叉熵损失函数进行训练,从而使网络能对不同的输入数据进行分类。

3 结果

3.1 眼动曲线测试及结果

为进一步体现BPPV患者的眼动程度,患者佩戴红外眼罩采集眼部视频,将采集的眼部视频的每一帧相对于参考帧的差异程度使用折线图体现出来。如图7所示,输入视频是BPPV患者在体位变换时眼球旋转的视频,其眼球基于参考帧发生一定程度的顺或逆时针旋转;图7b中的横坐标代表帧数,纵坐标代表眼球旋转角度,数值代表旋转度数分布情况,正

方向为顺时针旋转,负方向为逆时针旋转。可参考眼球旋转最大角度、旋转持续时间以及短时间内旋转突发次数来判断眼动的病变程度。图7实验视频发布在<https://gitee.com/LiuXBBing/eye-movement-video>,可自行下载查看眼动折线生成的实验视频。

图8分别展示了一名正常受试和一名患者的眼动折线图。正常受试者眼球旋转角度在0°左右波动,这可能是眨眼、睫毛干扰等因素造成的(图8a);而在患者眼震曲线图(图8b)中发现眼球在伴随体位变换发生明显的旋转突变(红色圆圈表示旋转突变点),这些旋转突变是造成BPPV患者感受到眩晕的原因,也是医生进行诊断的重要依据。

3.2 眼动曲线分类测试及结果

为训练和测试本研究所设计的模型,将获得的2671例眼动数据按9:1的比例分为训练集和测试集,训练集用于训练网络和优化参数,测试集用于评估经过训练的网络的性能。

3.2.1 评价指标 在对眼动数据进行分类测试的实验中,采用准确率(Accuracy)、精确度(Precision)、召回率(Recall)和F1分数(F1-score)评价指标。准确率衡量模型做出的正确预测在所有预测中所占比例;精确度衡量模型避免误报的能力;召回率衡量模型识别所有正面实例的能力;F1分数定义为精度和召回

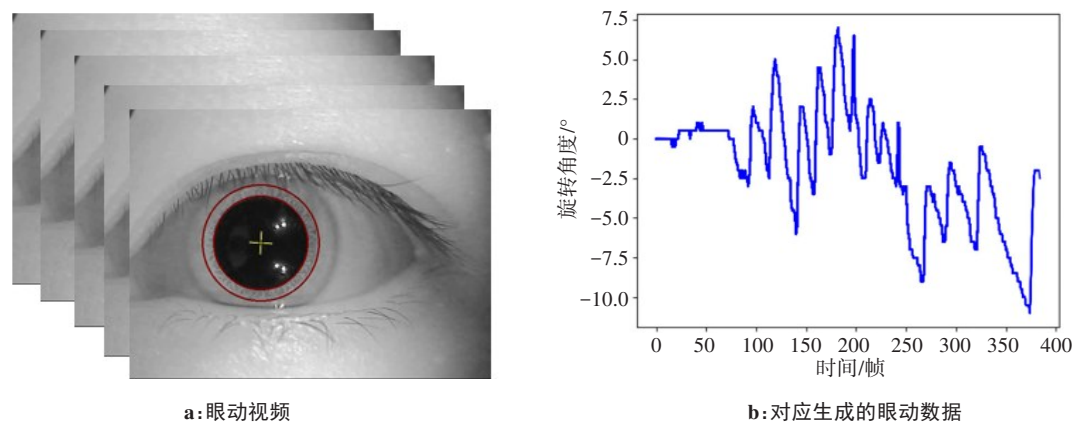


图 7 眼动程度折线图  
Figure 7 Line chart reflecting the degree of eye movements

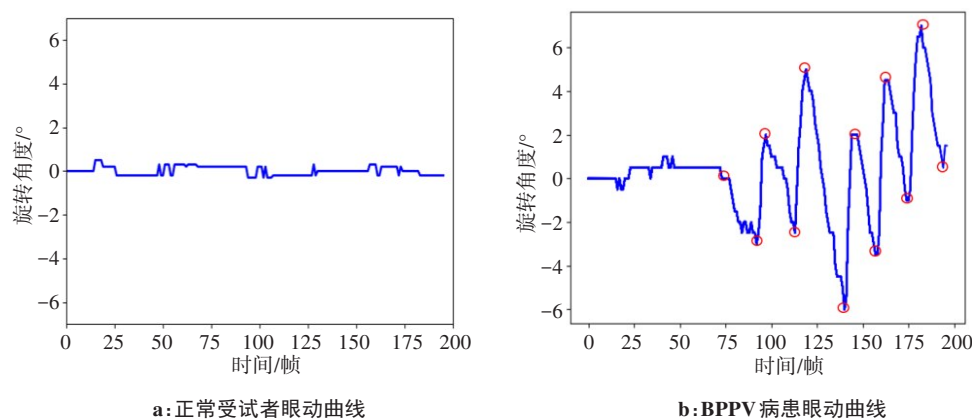


图 8 折线对比图  
Figure 8 Comparison of line chart

率的调和平均值,是衡量模型准确率的指标。这些评估指标从不同视角对模型进行衡量,可以更全面地了解模型的性能,相关计算公式如下:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP} + \text{TN}} \tag{5}$$

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \tag{6}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \tag{7}$$

$$\text{F1} = 2 \times \frac{\text{P} \times \text{R}}{\text{P} + \text{R}} \tag{8}$$

其中,TP为真正类,即BPPV患者预测为BPPV患者;FN为假负类,即BPPV患者预测为正常受试;FP为假正类,即正常受试预测为BPPV患者;TN是真负类,即正常受试预测为正常受试。

**3.2.2 训练实验设置** 在使用网络模型对眼动数据进行分类的实验中,使用Pytorch框架(1.8.0版本)进行开发。batchsize参数设置为64,学习率设置为0.01,数据按9:1划分为训练集和测试集,对模型进行100轮次的训练。

**3.2.3 实验结果** 在对眼动数据分类的结果上,与1DCNN和1DCNN+ResNet进行比较,网络模型测试的实验结果如表1所示。本文网络在多个指标上均达到较高的效果,其中准确率、精确度、召回率和F1分数分别达到97.3%、97.8%、98.3%、97.4%,明显优于1DCNN和1DCNN+ResNet,说明本研究设计的拥有自注意模块的网络具有良好的性能,能在眼动数据诊断分类任务中取得优秀的结果。

图9为网络损失值的收敛图。在网络训练的过程中,本研究的网络损失值下降速度明显优于其他算法,收敛后的稳定性也优于其他算法,说明本研究设计的网络拟合能力更强,这主要归功于在网络设计过程中所加入的自注意模块,它能自动学习和权衡眼动数据中不同时刻数据的重要性。与传统的1DCNN和1DCNN+ResNet相比,本文方法能更好地捕捉长序列数据中的信息,并从中提取对应任务的关键特征,从而提高网络的泛化能力和预测精度,因此能在眼动数据的分类任务中取得出色的结果。



表1 网络模型的分类结果(%)

Table 1 Classification results of different network models (%)

| 模型           | 准确性  | 精确度  | 召回率  | F1-分数 |
|--------------|------|------|------|-------|
| 1DCNN        | 83.1 | 87.9 | 77.4 | 81.0  |
| 1DCNN+ResNet | 92.7 | 95.0 | 91.7 | 92.1  |
| 本文           | 97.3 | 97.8 | 98.3 | 97.4  |

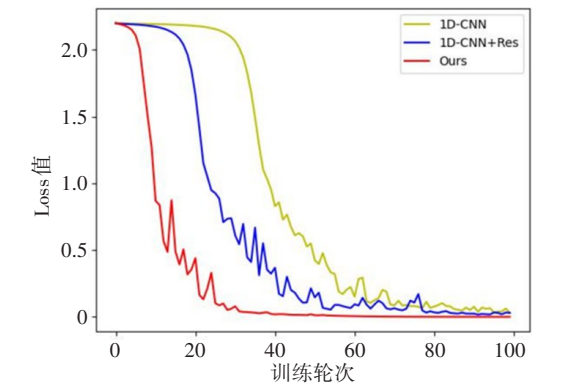


图9 不同网络模型的损失值

Figure 9 Loss values for different network models

4 讨论与结论

本研究基于辅助医生决策的理念<sup>[24-25]</sup>提出一种诊断方法,通过计算机视觉技术把BPPV患者突发性眼动视频数字化地体现出来。BPPV的眼动易和中枢性疾病混淆,经验不足的医生难以识别其中区别。通过本文方法分析典型BPPV眼震数据后,医生能结合眼动折线图以及网络模型的输出结果来识别一些典型的中枢性眼震,减少中枢性疾病患者的误诊概率,避免错过最佳的治疗时机延误病情。

本研究设计的诊断方法能捕捉红外眼动图像中瞳孔和虹膜的运动轨迹。即使检查医生在摆动受试者体位时没有看清患者眼球运动情况,依然可以依据计算机视觉方法所保存的眼球运动视频、眼部运动折线以及网络输出结果进行综合诊断,在减轻患者痛苦的同时极大方便医生对病情进行判断,提高BPPV诊断的便捷性和准确性。研究结果表明本文方法具有相当大的潜力,可以成为一种易于使用的现代工具,在基础和临床研究或诊断测试中得到广泛应用。最后,未来研究将计划在虹膜特征提取阶段使用深度学习方法<sup>[26-28]</sup>提取虹膜的细粒度特征,获取更丰富、全面的特征,从而在模板匹配中计算更准确的旋转角度。

【参考文献】

[1] Lipton RB, Levy DL, Holzman PS, et al. Eye movement dysfunctions in psychiatric patients: a review[J]. Schizophr Bull, 1983, 9(1): 13-32.  
[2] Leigh RJ, Zee DS. The neurology of eye movements[M]. 5th ed. New York: Oxford Academic, 2015.  
[3] 田立娟,刘秀丽,尹玉喜,等.常见前庭疾病患者水平半规管功能损

害的发生状况及评价手段探讨[J]. 临床耳鼻咽喉头颈外科杂志, 2022, 36(9): 670-674.  
Tian LJ, Liu XL, Yin YX, et al. The occurrence and evaluation of horizontal semicircular canal dysfunction in patients with common vestibular diseases[J]. Clinical Journal of Otolaryngology Head and Neck Surgery, 2022, 36(9): 670-674.  
[4] Niechwiej-Szwedo E, Chandrakumar M, Goltz HC, et al. Effects of strabismic amblyopia and strabismus without amblyopia on visuomotor behavior. I: saccadic eye movements[J]. Invest Ophth Vis Sci, 2012, 53(12): 7458-7468.  
[5] 孔鸣,何前锋,李兰娟.人工智能辅助诊疗发展现状与战略研究[J]. 中国工程科学, 2018, 20(2): 86-91.  
Kong M, He QF, Li LJ. Research on the development status and strategy of artificial intelligence assisted diagnosis and treatment[J]. China Engineering Science, 2018, 20(2): 86-91.  
[6] 凌霞,洪渊,杨旭.良性阵发性位置性眩晕[J]. 神经损伤与功能重建, 2018, 13(10): 523-527.  
Ling X, Hong Y, Yang X. Benign paroxysmal positional vertigo[J]. Neural Injury and Functional Reconstruction, 2018, 13(10): 523-527.  
[7] Parnes LS, Agrawal SK, Atlas J. Diagnosis and management of benign paroxysmal positional vertigo (BPPV)[J]. Can Med Assoc J, 2003, 169(7): 681-693.  
[8] Brodsky JR, Lipson S, Wilber J, et al. Benign paroxysmal positional vertigo (BPPV) in children and adolescents: clinical features and response to therapy in 110 pediatric patients[J]. Otol Neurotol, 2018, 39(3): 344-350.  
[9] 中华耳鼻咽喉头颈外科杂志编辑委员会,中华医学会耳鼻咽喉头颈外科学分会.良性阵发性位置性眩晕诊断和治疗指南(2017)[J]. 中华耳鼻咽喉头颈外科杂志, 2017, 52(3): 173-177.  
Chinese Journal of Otolaryngology-Head and Neck Surgery Editorial Committee, Otolaryngology-Head and Neck Surgery Branch, Chinese Medical Association. Diagnosis and treatment guidelines for benign paroxysmal positional vertigo (2017) [J]. Chinese Journal of Otolaryngology Head and Neck Surgery, 2017, 52(3): 173-177.  
[10] Zhang W, Wu H, Liu Y, et al. Deep learning based torsional nystagmus detection for dizziness and vertigo diagnosis [J]. Biomed Signal Proces, 2021, 68: 102616.  
[11] Newman JL, Phillips JS, Cox SJ. Detecting positional vertigo using an ensemble of 2D convolutional neural networks[J]. Biomed Signal Proces, 2021, 68: 102708.  
[12] Lu W, Li Z, Li Y, et al. A deep learning model for three-dimensional nystagmus detection and its preliminary application [J]. Front Neurosci, 2022, 16: 930028.  
[13] Bradski G. The OpenCV Library[J]. Dr. Dobb's J, 2000: 120-126.  
[14] Sobel IE. Camera models and machine perception[M]. Stanford: Stanford University, 1970.  
[15] Roushdy M. Comparative study of edge detection algorithms applying on the grayscale noisy image using morphological filter[J]. GVIP J, 2006, 6(4): 17-23.  
[16] Brunelli R. Template matching techniques in computer vision: theory and practice[M]. West Sussex: Wiley, 2009.  
[17] Otero-Millan J, Roberts DC, Lasker A, et al. Knowing what the brain is seeing in three dimensions: a novel, noninvasive, sensitive, accurate, and low-noise technique for measuring ocular torsion[J]. J Vision, 2015, 15(14): 11.  
[18] Markuš N, Frljak M, Pandžić IS, et al. Eye pupil localization with an ensemble of randomized trees [J]. Pattern Recognit, 2014, 47(2): 578-587.  
[19] Yang P, Du B, Shan S, et al. A novel pupil localization method based on gaborey model and radial symmetry operator [C]//2004 International Conference on Image Processing. ICIP'04. IEEE, 2004, 1: 67-70.  
[20] Zheng L, Liu W, Chen H. Optimization of patient health management mechanism under intelligent medical information system[J]. J Med Imaging Health Inform, 2022, 12(1): 83-91.  
[21] Li T, Li J, Liu J, et al. Robust watermarking algorithm for medical images based on log-polar transform[J]. EURASIP J Wirel Commun Netw, 2022, 2022(1): 1-11.  
[22] Lancaster D. A review of some image pixel interpolation algorithms [J]. Synergetics, 2007, 1(7): 2013.  
[23] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[J]. arXiv: 1706.03762v7.  
[24] 李太和,张建敏.人工智能决策辅助赋能未来精准医疗的研究[J]. 现代信息科技, 2022, 6(15): 104-108.  
Li TH, Zhang JM. Research on artificial intelligence decision support to enable future precision medicine [J]. Modern Information Technology, 2022, 6(15): 104-108.  
[25] 李承旭.基于皮肤影像的皮肤病辅助决策系统:调查、创研与应用[D].北京:北京协和医学院, 2021.  
Li CX. Dermatology decision support system based on skin image: investigation, research and application[D]. Beijing: Beijing Union Medical College, 2021.  
[26] Kose U, Deperlioglu O, Alzubi J, et al. Deep learning for medical decision support systems[M]. Singapore: Springer, 2021.  
[27] Merlin Praveena D, Angelin Sarah D, Thomas George S. Deep learning techniques for EEG signal applications-a review[J]. IETE J Res, 2022, 68(4): 3030-3037.  
[28] Chakraborty S, Mali K. An overview of biomedical image analysis from the deep learning perspective[M]//Applications of Advanced Machine Intelligence in Computer Vision and Object Recognition, 2020: 197-218. DOI: 10.4018/978-1-7998-2736-8.ch008.

(编辑:谭斯允)