

## 视线追踪系统中眼睛跟踪方法研究

张闯<sup>1,2</sup> 迟健男<sup>1,2</sup> 张朝晖<sup>1,2</sup> 王志良<sup>1,2</sup>

**摘要** 为解决视线追踪系统中红外图像瞳孔跟踪鲁棒性差的问题, 提出一种基于伪彩色图的粒子滤波瞳孔跟踪算法. 利用亮暗瞳现象, 提出三通道伪彩色图 (Triple-channel pseudo-color map, TPCPM) 的概念, 并将其引入瞳孔跟踪过程. TPCPM 充分利用了各通道信息, 瞳孔区域的色彩明显与人脸其他部位不同, 提高了跟踪的稳定性与精确性. 采用了直方图相似性度量与几何相似性度量相结合的二次更新的瞳孔感知模型, 提高了粒子权重的可信性. 针对实时性要求, 引入快速特征提取步骤, 减少特征提取的时间, 提高特征提取的可靠性. 实验结果表明, 该算法在瞳孔目标检测效果、跟踪稳定性和运行时间方面都有良好的性能.

**关键词** 视线追踪, 瞳孔定位, 瞳孔跟踪, 粒子滤波, 瞳孔-角膜反射技术

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2010.01051

### The Research on Eye Tracking for Gaze Tracking System

ZHANG Chuang<sup>1,2</sup> CHI Jian-Nan<sup>1,2</sup> ZHANG Zhao-Hui<sup>1,2</sup> WANG Zhi-Liang<sup>1,2</sup>

**Abstract** To address the problem of poor robustness of pupil tracking in infrared images for gaze tracking systems, this paper presents a particle filter algorithm for pupil tracking based on pseudo-color map. This paper also presents a concept of triple-channel pseudo-color map (TPCPM) by use of the phenomena of bright and dark pupil and leads it into pupil tracking. TPCPM makes full use of the information of each channel. The color of pupil zone is distinct from that of other regions of face obviously, which will improve the stability and accuracy of tracking. A two-phase-updating method based on similarity measurements of histogram and geometry is adopted to improve the credibility of the particle weights. Fast feature extraction is introduced to improve system real-time performance, which not only increases the computational efficiency, but also enhances the robustness of the system. Results from an extensive experiment show a significant improvement of the proposed algorithm over existing eye tracking techniques for gaze tracking systems.

**Key words** Gaze tracking, pupil location, pupil tracking, particle filter, pupil center cornea reflection (PCCR) technique

视线追踪是利用机械、电子、光学等各种检测手段获取受试者当前“注视方向”的技术. 按照系统构成和采用的检测方法可以粗略划分为侵入式和非侵入式两种. 在人机交互和疾病诊断<sup>[1]</sup> 两个领域有着广泛的应用, 如助残、虚拟现实、认知障碍诊断、车辆辅助驾驶、人因分析等. 用于诊断的视线追踪系统可以采用侵入式以达到更高的精度. 用于交互的视线追踪系统除了对精度、鲁棒性、实时性的要求以外, 需要最大程度地减少或消除对使用者的干扰. 随着数字化技术、计算机视觉、人工智能技术的

迅速发展, 基于眼睛视频分析 (Video oculo-graphic, VOG) 的非侵入式视线追踪技术成为当前热点研究方向.

视线追踪技术利用眼球转动时相对位置不变的某些眼部结构和特征作为参照, 在位置变化特征和这些不变特征之间提取视线 (Line of sight/point of regard, LOS/POR) 变化参数, 然后通过几何模型或映射模型获取视线方向. 因此, 基于 VOG 的视线追踪技术分为视线特征参数提取和视线估计模型建立两个组成部分.

人眼特征提取是视线追踪的必要过程和前提, 特征提取的质量直接关系到视线估计的精度. 根据视线追踪方法的不同, 提取的特征分为以下几类: 1) 瞳孔中心与角膜反射的向量<sup>[2-5]</sup>; 2) 角膜反射矩阵<sup>[6-7]</sup>; 3) 虹膜的椭圆边界<sup>[8-10]</sup>. VOG 系统普遍使用瞳孔-角膜反射方法 (见图 1 所示).

基于瞳孔-角膜反射的视线系统, 其精确性与稳定性可以通过设置与摄像机镜头同轴的近红外光源进一步提高, 其产生的“亮瞳”现象如图 2 所示. 由于采用亮暗瞳差分方案, 瞳孔特征相对突出, 便于在整幅脸部图像中快速捕捉眼睛和在眼部图像中精确地分割瞳孔<sup>[2]</sup>. 亮暗瞳差分方案一般过程为:

收稿日期 2009-07-24 录用日期 2010-01-18  
Manuscript received July 24, 2009; accepted January 18, 2010  
国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2007AA01Z160), 国家自然科学基金 (60574090), 北京市教育委员会重点学科共建项目 (XK100080537) 资助  
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2007AA01Z160), National Natural Science Foundation of China (60574090), and Beijing Key Discipline Development Program of Beijing Municipal Commission of Education (XK100080537)  
1. 北京科技大学信息工程学院 北京 100083 2. 北京科技大学钢铁流程先进控制教育部重点实验室 北京 100083  
1. School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083 2. Key Laboratory for Advanced Control of Iron and Steel Process (Ministry of Education), University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083

控制光源交替亮暗,产生亮瞳和暗瞳隔帧交替出现的视频序列<sup>[11]</sup>.利用相邻亮瞳和暗瞳图像做差分消除背景的影响,在阈值化后的差分图像中检测瞳孔<sup>[12]</sup>.在此基础上,为了提高检测的稳定性,文献<sup>[13]</sup>通过动态设置阈值等方法,对亮暗瞳差分方案做出了改进,以排除头部随机运动产生的干扰区域.

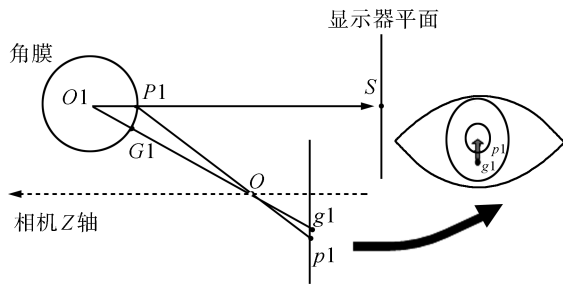


图 1 瞳孔-角膜反射技术示意图  
Fig. 1 The pupil center cornea reflection technique diagram

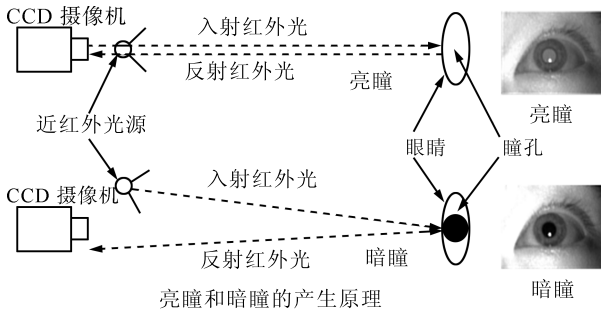


图 2 亮瞳和暗瞳  
Fig. 2 The bright pupil and dark pupil

由上述可见,VOG 视线追踪系统的视线特征参数提取过程很大程度依赖于瞳孔定位.以上以瞳孔定位为基础的参数提取过程是在相邻两帧中完成的,可以在接下来的视频序列中重复进行以上的参数提取过程,得到实时的视线参数.但是这样做有下面两点问题:1)每次在整幅图像中搜索瞳孔,效率低、时间长,影响系统的实时性;2)由于没有使用瞳孔的历史信息,所以使瞳孔定位的鲁棒性差,对外部光照、眼睛角度、眨眼等情况的适应性差,不能满足系统的鲁棒性要求.

所以,在初始帧中对瞳孔进行定位以后,需要在接下来的视频序列中对瞳孔进行跟踪.瞳孔检测与跟踪是 VOG 视线追踪系统的共性问题.

卡尔曼滤波、均值漂移、组合卡尔曼滤波与均值漂移<sup>[13]</sup>,相继被用于瞳孔跟踪.但是瞳孔运动具有以下特点:1)由于头部运动和眼球运动的随机性,瞳孔运动属于非线性、非高斯问题;2)由于眨眼和闭眼的存在,瞳孔目标存在固有的遮挡和消失问题.由于以上原因,卡尔曼滤波与均值漂移不能很好地

跟踪瞳孔.

粒子滤波是处理非线性、非高斯问题的有效工具,可以处理由于眨眼造成的瞳孔目标部分遮挡问题.文献<sup>[8]</sup>采用粒子滤波对虹膜进行跟踪,文献<sup>[14]</sup>采用粒子滤波对瞳孔进行跟踪.但是这些粒子滤波跟踪方法没有考虑瞳孔特有的形状模型和运动规律.存在以下不足:1)没有考虑瞳孔目标的形状特点,瞳孔目标区域是椭圆的,通常的矩形目标模型不能有效区分瞳孔前后景;2)没有考虑椭圆瞳孔目标的形状变化特点,不能对瞳孔曲率和方向进行跟踪.3)没有考虑椭圆目标的几何相似性,只用直方图相似性降低了粒子权重的可信性.

用于实时视线追踪系统的瞳孔跟踪需要满足以下几点要求:1)由于采用的是灰度图像,所以必须充分利用亮瞳和暗瞳两个通道的图像信息,以增加跟踪的鲁棒性;2)由于瞳孔尺寸较小,所以必须选择一种能充分区分前景和背景的目标模型,以减小背景对目标模型的干扰;3)状态转移方程必须体现瞳孔的运动规律;4)需要建立可信度高的瞳孔观测模型;5)必须满足实时性要求;6)必须满足长时间跟踪的要求,跟踪效果不随时间的增加而下降.

为满足上述要求,并针对现有瞳孔跟踪方法的不足,本文提出一种基于伪彩色图的粒子滤波瞳孔跟踪算法.工作主要体现在以下几个方面:1)利用亮暗瞳现象,提出三通道伪彩色图(Triple-channel pseudo-color map, TCPCM)的概念,并将其引入瞳孔跟踪过程,TCPCM充分利用了各通道信息,瞳孔特征明显,瞳孔区域的色彩明显与人脸其他部位不同,提高了跟踪的稳定性与精确性;2)采用一种符合瞳孔形态特征和变化规律的瞳孔目标模型,充分区分前景和背景,减小了背景对目标模型的干扰;3)采用一种体现瞳孔运动规律的瞳孔运动模型,充分考虑了瞳孔状态变化的各种情况,对瞳孔的位置和形状都能进行有效的预测;4)采用一种结合直方图相似性与几何相似性度量相结合的二次更新的瞳孔感知模型,提高了粒子权重的可信性;5)针对实时性要求,引入快速特征提取步骤,减少特征提取的时间,提高特征提取的可靠性;6)针对长时间跟踪的要求,引入阶段跟踪的概念,改善了目标状态漂移和粒子贫化的问题,提高了跟踪的鲁棒性.

本文整个特征提取过程如图 3 所示.首先,在全局范围内对瞳孔进行初始捕捉,在初始捕捉到瞳孔位置以后,对瞳孔进行跟踪.瞳孔跟踪分为两个部分,瞳孔正常情况由快速特征提取来处理,眨眼等瞳孔目标不稳定情况由粒子滤波进行跟踪,头部大范围移动或长时间闭眼造成瞳孔丢失的情况重新对瞳孔进行全局捕捉.由图 3 可以看出,瞳孔跟踪是整个特征提取过程中的重要一环.

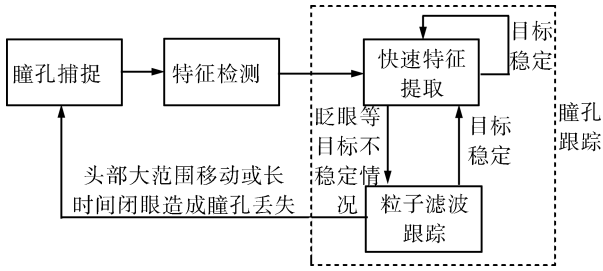


图3 瞳孔跟踪的作用

Fig. 3 The function of pupil tracking

### 1 视线追踪系统简介

视线追踪系统由光源、滤光片、镜头、采集卡、CCD、GPIO (General purpose input/output) 卡、单片机、主机和屏幕组成。使用者注视屏幕，由 CCD 摄像机获取人脸图像，通过图像采集卡传到主机，主机通过特征参数提取和视线映射函数来得到视线落点，显示在屏幕上。视线估计基于瞳孔-角膜反射 (Pupil center cornea reflection, PCCR) 技术。系统结构如图 4 所示。



图4 本文硬件系统结构

Fig. 4 The structure of the hardware system

另一方面，为了得到方便处理的人脸图像，采用 GPIO 卡获取 CDD 视频图像的帧同步信号，再通过单片机控制光源的开关。通过内外环光源的交替亮灭产生亮瞳和暗瞳图像。视线追踪系统原理流程包括特征参数提取和视线估计算法，如图 5 所示。

### 2 特征参数提取简介

特征参数提取方法流程如图 6 所示。

首先，亮瞳 (图 7(a)) 与暗瞳 (图 7(b)) 图像相减得到差分图像 (图 7(c))，对差分图像做滤波，得

到瞳孔区域。检测瞳孔区域的边缘 (图 8(a)) 并在眼睛区域附近基于灰度搜索角膜反射 (图 8(b))。求质心定位角膜反射中心 (图 8(e))，并对瞳孔边缘做滤波，消除角膜反射对瞳孔边缘轮廓的影响 (图 8(c))，椭圆拟合定位瞳孔中心，得到亚像素的中心坐标 (图 8(e))。最后提取的视线特征向量  $L_t$  (图 8(f)) 为：

$$L_t = (\Delta x, \Delta y, \frac{\alpha_{major}}{\alpha_{minor}}, \theta, i_c, j_c) \quad (1)$$

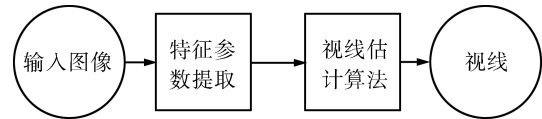


图5 本文基于瞳孔-角膜反射技术的视线追踪方法

Fig. 5 Gaze tracking based on PCCR in the paper

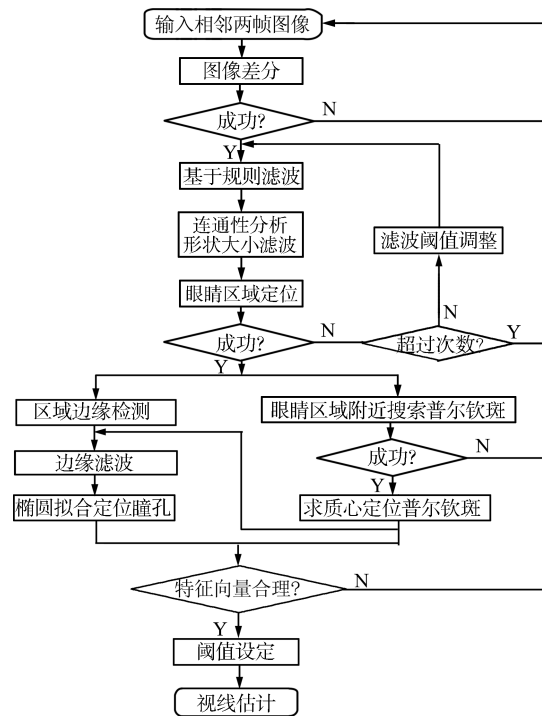
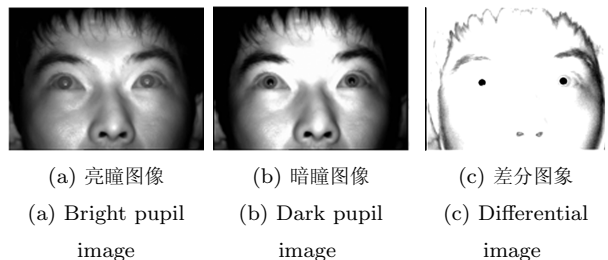


图6 特征参数提取框架

Fig. 6 Framework of feature extraction



(a) 亮瞳图像 (a) Bright pupil image  
 (b) 暗瞳图像 (b) Dark pupil image  
 (c) 差分图像 (c) Differential image

图7 亮瞳、暗瞳和差分图像

Fig. 7 Bright pupil image, dark pupil image, and differential image

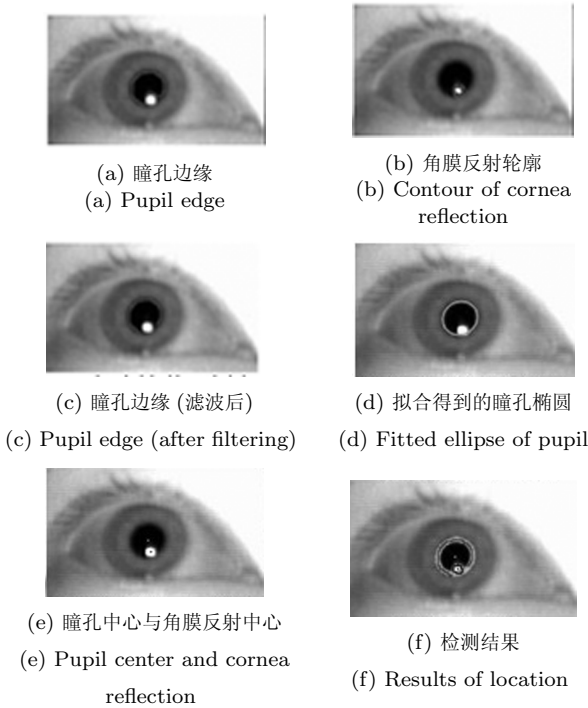


图 8 人眼特征提取过程  
Fig. 8 Feature extraction process of the eye

式 (1) 中,  $(\Delta x, \Delta y) = p_{i_p j_p} - p_{i_c j_c}$  为瞳孔中心到角膜反射的向量,  $\alpha_{\text{major}}/\alpha_{\text{minor}}$  为瞳孔椭圆长短轴之比,  $\theta$  为瞳孔椭圆长轴与垂直方向的角度,  $(i_p, j_p)$  为瞳孔中心在图像中的位置,  $(i_c, j_c)$  为角膜反射在图像中的位置.

### 3 眼睛追踪

以上以瞳孔定位为基础的参数提取过程是在相邻两帧中完成的, 在初始帧中对瞳孔进行定位以后, 需要在接下来的视频序列中对瞳孔进行跟踪. 跟踪方法如图 9 所示.

1) 特征参数提取: 用第 2 节的方法进行特征参数提取, 检测成功则完成瞳孔跟踪的初始化, 失败则继续检测下一帧, 直至成功.

2) 快速特征参数提取: 在  $t$  时刻成功进行特征参数提取后,  $t + 1$  时刻首先在  $t$  时刻瞳孔位置的附近进行特征参数提取, 如果不成功则加大搜索范围. 引入快速特征提取步骤, 有以下作用: a) 减少平均特征参数提取时间. 因为人在正常注视屏幕信息的情况下, 眼睛运动幅度较小, 绝大多数的情况下都可以在上一时刻眼睛的附近找到这一时刻的眼睛. b) 快速特征提取成功则记录目标模型, 并进行下一时刻的快速特征提取, 不成功则进入一次新的阶段跟踪, 并在阶段跟踪过程中监测特征是否出现, 当特征再次出现的时候结束这次阶段跟踪, 这样将长时间的跟踪分为快速特征提取和阶段跟踪两个交替的

阶段, 目标稳定的阶段由快速特征提取来处理, 计算复杂度较高的粒子滤波用来跟踪目标不稳定的阶段, 提高了系统的效率. c) 将最近一次成功提取特征时的目标状态作为每个阶段跟踪的目标, 提高了目标的可靠性, 避免了长时间跟踪的目标状态漂移, 提高了跟踪的准确性. d) 将长时间的跟踪分为快速特征提取和阶段跟踪两个交替的阶段, 进入一次新的阶段跟踪, 重新初始化粒子, 避免了长时间跟踪的粒子贫化问题, 提高了跟踪的鲁棒性.

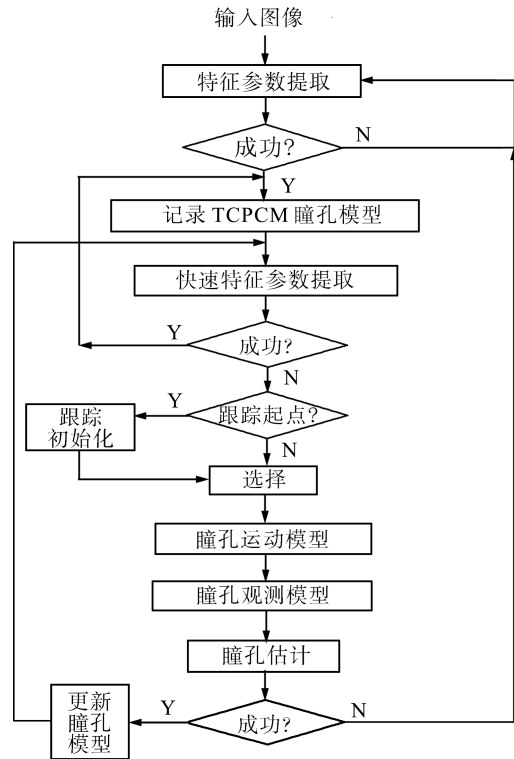


图 9 瞳孔跟踪算法框架  
Fig. 9 Framework of pupil tracking

3) 记录 TCPCM 瞳孔模型: 本文提出基于三通道伪彩色图 (TCPCM) 的瞳孔跟踪, TCPCM 定义如下:

$$TCPCM = \{p_{ij} | p_{ij}^1 = pb_{ij} \wedge p_{ij}^2 = pd_{ij} \wedge p_{ij}^3 = blob_{ij}\} \quad (2)$$

其中,  $p_{ij}^1, p_{ij}^2, p_{ij}^3$  分别为 TCPCM 的三个通道上的像素点,  $pb_{ij}$  为亮瞳图像的像素点,  $pd_{ij}$  为暗瞳图像的像素点,  $blob_{ij}$  为差分图像滤波后瞳孔图像的像素点. TCPCM 为三通道伪彩色图, 如图 10 所示. 瞳孔的灰度图像与脸部其他特征点的灰度比较相近, 特征不明显, 区分度较低. TCPCM 充分利用了各通道信息, 瞳孔特征较明显, 瞳孔区域的色彩明显与人脸其他部位不同, 提高了跟踪的稳定性与精确性.

特征参数提取成功时, 记录目标模型. 本文根据

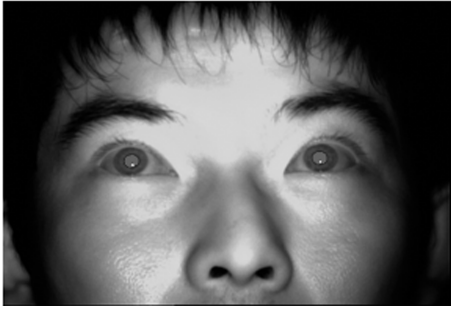


图 10 TCPCM  
Fig. 10 TCPCM

瞳孔的形态特征和运动特征, 采用一种用于跟踪的瞳孔模型. 瞳孔状态  $X_t$  由 9 个状态变量描述:

$$X_t = (c_x, c_y, \alpha_{\text{major}}, \alpha_{\text{minor}}, \theta, v_x, v_y, \dot{\alpha}, \dot{\theta}) \quad (3)$$

其中,  $c_x, c_y$  为瞳孔椭圆的中心,  $\alpha_{\text{major}}, \alpha_{\text{minor}}$  为瞳孔椭圆的长轴与短轴,  $\theta$  为瞳孔椭圆长轴与垂直方向的角度,  $v_x, v_y$  为瞳孔椭圆分别在  $X$  和  $Y$  方向的运动速度,  $\dot{\alpha}$  为瞳孔椭圆尺度的变化率,  $\dot{\theta}$  为瞳孔椭圆  $\theta$  的变化率. 记录目标时,  $c_x, c_y, \alpha_{\text{major}}, \alpha_{\text{minor}}, \theta$  已经在特征参数提取环节中得到,  $v_x, v_y, \dot{\alpha}, \dot{\theta}$  初始设置为零. 瞳孔初始状态如图 11 所示.

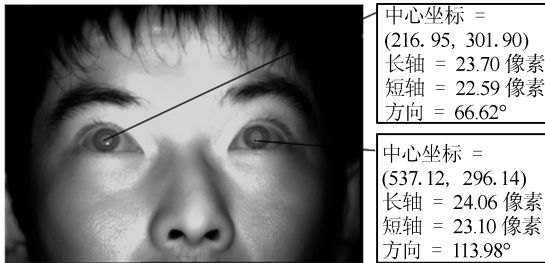


图 11 瞳孔初始状态  
Fig. 11 Initial states of pupils

计算目标区域  $X$  的加权直方图  $H_X$ , 颜色特征对于非刚体运动目标变形、旋转、尺度变化具有一定的鲁棒性和持续性. 利用 Epanechnikov 核函数突出不同位置的像素对颜色直方图的不同贡献. 位于目标中央的区域贡献最大, 而边缘区域可能包含背景, 所以贡献最小.

本文采用  $d(x) = ((x_x - c_x)/\alpha_{\text{major}})^2 + ((x_y - c_y)/\alpha_{\text{minor}})^2$  作为距离度量, 称为“等灰度线距离”, 作为衡量瞳孔像素点重要性加权的依据,  $d(x)$  越小, 像素权值越大.  $d(x)$  相同的点构成一条椭圆曲线, 该曲线上的点具有相同的灰度值. 瞳孔椭圆轮廓线的  $d(x)$  等于 1, 向瞳孔中心点方向  $d(x)$  逐渐减小, 直至  $d(x)$  等于 0 时, 等灰度线为瞳孔椭圆中心点. 瞳孔直方图如图 12 所示.

#### 4) 跟踪初始化

初始化粒子状态:

$$STATES_{t-1} = \{(state_{t-1}^n, \pi_{t-1}^n) | state_{t-1}^n = X_{t-1} + V_{t-1}, \pi_{t-1}^n = \frac{1}{N}\} \quad (4)$$

其中,  $STATES_{t-1}$  为粒子集合,  $(state_{t-1}^n, \pi_{t-1}^n)$  为每个粒子的状态和权值,  $V_{t-1}$  为噪声向量,  $STATES_{t-1}$  如图 13(a) 所示.

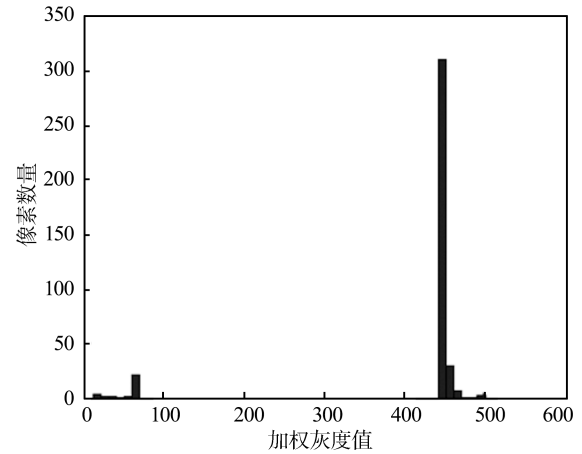
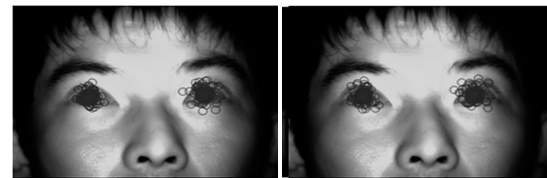


图 12 瞳孔直方图

Fig. 12 Pupil histogram



(a)  $STATES_{t-1}$  (b)  $STATES_t$

图 13  $STATES_{t-1}$  与  $STATES_t$

Fig. 13  $STATES_{t-1}$  and  $STATES_t$

#### 5) 选择

从  $STATES_{t-1}$  中, 按照权值分布, 随机选择出  $N$  个状态, 构成  $STATES'_{t-1}$ . 权重越高的粒子被选中的机会越大, 往往被重复选择, 而权重低的粒子在选择过程中被淘汰.

$$STATES'_{t-1} = \{(state_{t-1}'^n, \phi) | state_{t-1}'^n \sim STATES_{t-1}\} \quad (5)$$

#### 6) 瞳孔运动模型建立

建立瞳孔运动模型, 需充分考虑瞳孔状态变化的各种情况. 瞳孔状态  $state_t^n$  运动规律如下:  $t$  时刻瞳孔椭圆中心位置等于  $t-1$  时刻的瞳孔椭圆中心位置与瞳孔运动位移之和,  $t$  时刻的瞳孔椭圆的长轴 (或短轴) 等于  $t-1$  时刻的长轴 (或短轴) 与椭圆尺度变化之和,  $t$  时刻瞳孔椭圆长轴与垂直方向的角度

度等于  $t - 1$  时刻的角度与角度变化之和, 其他状态变量不变, 对粒子状态进行预测时要将噪声向量考虑在内. 可以得到瞳孔运动方程为:

$$STATES_t = \{(state_t^n, \phi) | state_t^n = Astate_{t-1}^n + V_{t-1}^n\} \quad (6)$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_{major} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \alpha_{minor} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \theta \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

根据瞳孔运动方程对粒子状态进行预测, 得到新时刻的粒子集合  $STATES_t$ , 如图 13 (b) 所示.

7) 瞳孔感知模型建立

建立瞳孔感知模型, 将更新过程分为两个阶段, 即基于 TCPCM 直方图相似性更新阶段和基于几何相似性更新阶段.

首先, 对每个粒子的加权直方图进行计算, 直方图越相似, 权重就越高. 计算每个粒子的直方图  $H_{state_t^n}$ , 并根据直方图计算每个粒子的权重  $\pi_t^n$ :

$$\pi_t^n = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{\{1 - \rho(H_{state_t^n}, H_{X_{t-1}})\}}{2\sigma^2}} \quad (7)$$

然后, 对每个粒子观测后的几何相似度进行计算, 从而更新每个粒子的权重. 几何相似度越高, 权重就越高. 几何相似度  $p(state_t^n, X_{t-1})$  根据椭圆的长短轴大小以及旋转角度计算:

$$p(state_t^n, X_t) = 1 - \frac{abs(\alpha_{major}^{state_t^n} - \alpha_{major}^{X_{t-1}})}{\max(\alpha_{major}^{state_t^n}, \alpha_{major}^{X_{t-1}})} + \frac{abs(\alpha_{minor}^{state_t^n} - \alpha_{minor}^{X_{t-1}})}{\max(\alpha_{minor}^{state_t^n}, \alpha_{minor}^{X_{t-1}})} + \frac{abs(\alpha_{\theta}^{state_t^n} - \alpha_{\theta}^{X_{t-1}})}{\max(\alpha_{\theta}^{state_t^n}, \alpha_{\theta}^{X_{t-1}})} \quad (8)$$

形状、位置完全相同的两个椭圆目标相似度为 1, 随着目标差异度的增大, 相似度趋近于 0, 几何相似度计算示意图如图 14 所示. 根据几何相似度  $p(state_t^n, X_{t-1})$  更新每个粒子的权重:

$$\pi_t^n = \pi_t^n \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{\{1 - p(state_t^n, X_{t-1})\}}{2\sigma^2}} \quad (9)$$

权重如图 15 所示. 粒子权重大于 0.01 的粒子如图 16 所示.

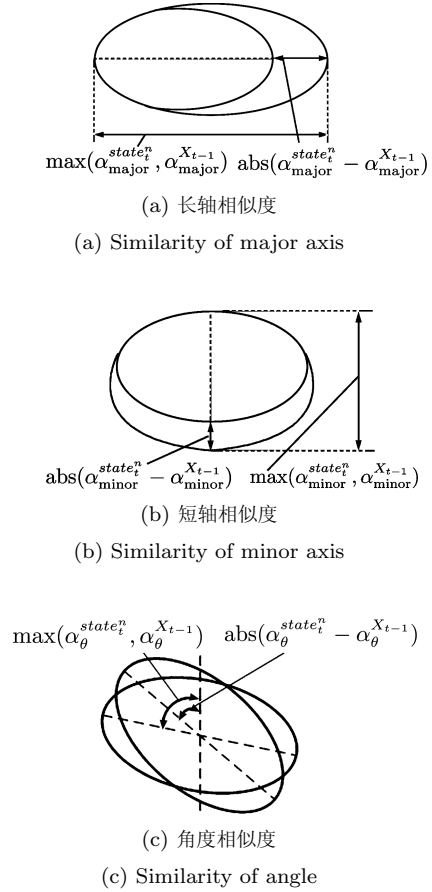


图 14 几何相似度计算示意图  
Fig. 14 Schematic diagrams of geometric similarity computation

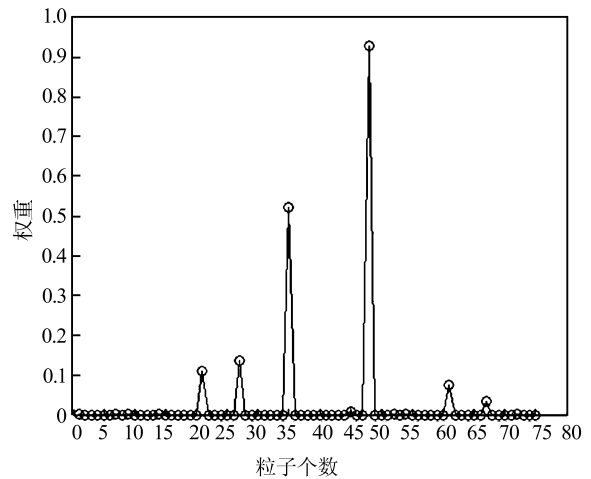


图 15 粒子权重  
Fig. 15 Particle weights



图 16  $STATES_t$   
Fig. 16  $STATES_t$

### 8) 估计

对目标状态进行估计:

$$E(X_t) = \frac{\sum_{n=1}^N \pi_t^n state_t^n}{\sum_{n=1}^N \pi_t^n} \quad (10)$$

计算估计目标的直方图  $H_{E(X_t)}$  及相似度  $\rho(H_{E(X_t)}, H_{X_{t-1}})$ , 最后计算概率权重  $\pi_t^E$ . 如果估计目标的概率权重  $\pi_t^E$  大于阈值  $\pi_T$ , 则认为跟踪成功, 按照更新比例  $\alpha$  更新目标状态, 如果估计目标的概率权重  $\pi_t^E$  不大于阈值  $\pi_T$ , 则认为跟踪失败, 不更新目标状态. 跟踪结果如图 17 所示.

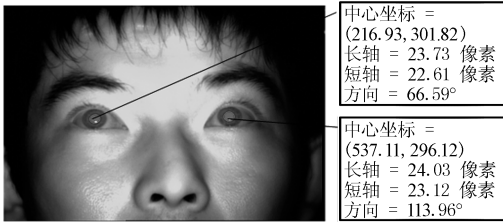


图 17 跟踪结果

Fig. 17 Results of tracking

下面给出跟踪算法的具体实现步骤:

#### 步骤 1. 特征参数提取

$$L_t = \left( \Delta x, \Delta y, \frac{\alpha_{\text{major}}}{\alpha_{\text{minor}}}, \theta, i_c, j_c \right)$$

#### 步骤 2. 记录 TCPCM 瞳孔模型

$$X_t = (c_x, c_y, \alpha_{\text{major}}, \alpha_{\text{minor}}, \theta, v_x, v_y, \dot{\alpha}, \dot{\theta})$$

#### 步骤 3. 快速特征参数提取

do

$$pic1Part_t = \{p_{ij} | p_{ij} \in pic1_t \wedge (\exists p_{pq}) \\ (p_{pq} \in BLOB_{t-1} \wedge \|p_{ij} - p_{pq}\| \leq thres)\}$$

$$pic2Part_t = \{p_{ij} | p_{ij} \in pic2_t \wedge (\exists p_{pq}) \\ (p_{pq} \in BLOB_{t-1} \wedge \|p_{ij} - p_{pq}\| \leq thres)\}$$

if feature extraction == true

break

else

$$thres = thres \times 2$$

end

until  $pic1Part_t == pic1_t$  and

$$pic2Part_t == pic2_t$$

#### 步骤 4. 跟踪初始化

##### 1) 计算目标直方图

$$H_{X_t} = \{h_{X_t}^u | h_{X_t}^u = f \sum_{x \in X_t} k(d(x)) \delta(h(x) - u)\}$$

##### 2) 初始化粒子状态

$$STATES_{t-1} = \{(state_{t-1}^n, \pi_{t-1}^n) | state_{t-1}^n = \\ X_{t-1} + V_{t-1}, \pi_{t-1}^n = \frac{1}{N}\}$$

#### 步骤 5. 选择

从  $STATES_{t-1}$  中, 按照权值分布, 选择出  $N$  个状态, 构成  $STATES'_{t-1}$ .

$$STATES'_{t-1} = \{(state_{t-1}'^n, \phi) \\ | state_{t-1}'^n \sim STATES_{t-1}\}$$

#### 步骤 6. 瞳孔运动模型

建立瞳孔运动方程

$$STATES_t = \{(state_t^n, \phi) \\ | state_t^n = Astate_{t-1}'^n + V_{t-1}'^n\}$$

根据瞳孔运动方程对粒子状态进行预测, 得到新时刻的粒子集合  $STATES_t$ .

#### 步骤 7. 瞳孔观测模型

1) 根据直方图  $H_{state_t^n}$ , 计算每个粒子的权重  $\pi_t^n$ ;

2) 根据几何相似度  $p(state_t^n, X_{t-1})$ , 更新每个粒子的权重  $\pi_t^n$ .

#### 步骤 8. 瞳孔估计

1) 对目标状态  $E(X_t)$  进行估计;

2) 计算概率权重  $\pi_t^E$ .

#### 步骤 9. 更新瞳孔模型

if  $\pi_t^n > \pi_T$

$$X_t = (1 - \alpha)X_{t-1} + \alpha E(X_t)$$

else

$$X_t = X_{t-1}$$

end

### 4 实验结果

#### 4.1 眼睛跟踪

由于眼睛跟踪是视线追踪系统的共性问题, 要求在不同的情况下都能有效地进行, 为了验证本文眼睛跟踪方法的效果, 对 10 位使用者进行了实验, 实验过程在室内进行, 不同使用者测试的环境不相同, 包括白天晚上、晴天阴天、室内照明灯开关和有其他强光源干扰等各种光线情况, 每次实验分别记录每位使用者 1000 帧的跟踪结果. 图 18 为不同使用者各种头部位置分别在 163, 246, 648, 895 帧的跟踪结果. 从图 18 中可以看到, 即使在头部转动明显的情况下, 本文方法也能有效地跟踪眼睛并提取眼睛参数.



图 18 不同头部位置的眼睛跟踪及参数提取  
Fig. 18 Eye tracking and parameter extraction undergoing significant face pose changes

图 19 为不同使用者在眨眼的情况下分别在 156, 237, 665, 876 帧的跟踪结果, 可以看到, 在眨眼的情况下, 本文方法也能有效地跟踪眼睛. 头部大范围移动或长时间闭眼造成瞳孔丢失的情况需要重新对瞳孔进行全局捕捉, 当瞳孔重新出现时可以立即捕捉到瞳孔.



图 19 眨眼情况下的眼睛跟踪  
Fig. 19 Eye tracking at blinking

图 20 为不同使用者在佩戴眼镜的情况下分别在 172, 236, 629, 965 帧的跟踪结果, 可以看到, 即

使在镜片反光情况下, 只要反光不遮盖瞳孔, 本文方法均能有效地跟踪眼睛并提取眼睛参数.

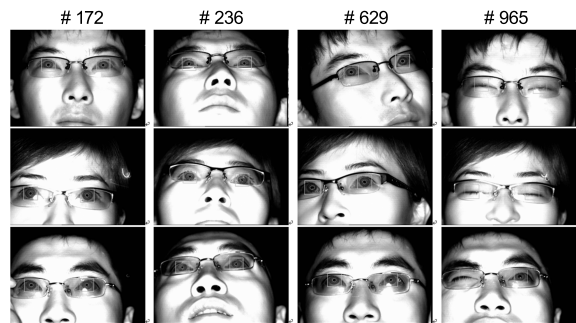


图 20 佩戴眼镜情况下的眼睛跟踪及参数提取  
Fig. 20 Eye tracking and parameter extraction with glasses

图 21 为不同使用者在光照明显变化情况下分别在 193, 223, 645, 942 帧的跟踪结果, 可以看到, 即使在外部光源近距离照射人脸情况下, 只要人脸反光不完全遮盖瞳孔, 本文方法都能有效地跟踪眼睛并提取眼睛参数. 同样, 即使在外部光源进入摄像机拍摄范围的情况下, 只要光源本身不完全遮盖瞳孔, 本文方法也能有效地跟踪眼睛并提取眼睛参数.

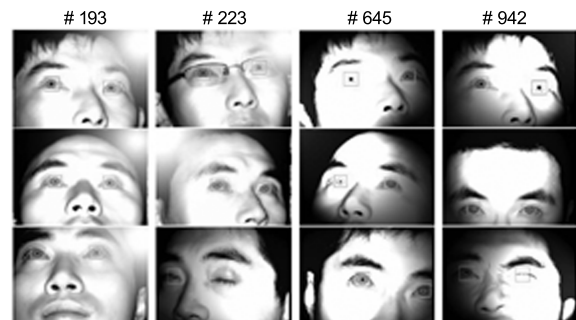


图 21 光照明显变化情况下的眼睛跟踪及参数提取  
Fig. 21 Eye tracking and parameter extraction under challenging light conditions

#### 4.2 实时性分析

对三种用于视线追踪系统的眼睛跟踪方法在 Core2 2.1 G/2 G 计算机上的 VC++ 6.0 环境下进行了测试. 用于测试的 1000 帧跟踪序列分为三种情况. 图像分辨率为 760 像素 × 576 像素. 其中 635 帧为正常瞳孔稳定图像, 386 帧为眨眼等瞳孔部分遮挡图像, 28 帧为长时间闭眼造成瞳孔目标消失的图像.

实验结果统计如表 1 所示. 由表 1 可以看到, 本文方法跟踪精确率为 98.6%, 达到很好的鲁棒性. 本文方法平均定位时间为 18 毫秒/帧, 与文献 [13-14] 的方法相比, 在提高跟踪精确率的同时, 保证了跟



踪速度. 因为采用有选择的粒子滤波, 所以相比文献 [14] 中全程采用粒子滤波算法, 平均跟踪时间明显减少.

因为使用者在正常注视屏幕信息的情况下, 眼睛运动幅度较小, 所以大多数的情况下都可以在上一时刻眼睛的附近找到这一时刻的眼睛. 从表 2 中可以看出, 由于快速特征提取处理了大部分的情况, 提高了平均跟踪速度. 计算复杂度较高的粒子滤波用来跟踪目标不稳定的阶段, 只有在初始定位和目标丢失的情况下使用初始目标检测.

### 4.3 跟踪性能分析

对三种用于视线追踪系统的眼睛跟踪方法进行

了对比. 用于测试的跟踪序列分为两组, 每组 1000 帧连续图像, 分别为使用者在正常情况和佩戴眼镜情况下采集. 采集图像时头部逐渐运动, 图像分辨率为 760 像素 × 576 像素. 实验环境为白天、多云、室内、日光灯正常照明和无其他强光源干扰.

对以上两个测试序列, 图 22 给出了跟踪结果中心点与目标真实中心点之间的均方根误差 (Root of mean square error, RMSE), 其中, 真实位置采用手工逐帧标定. 由图 22 可见: 1) 最初, 三种算法都能正确跟踪目标; 2) 随着跟踪进行, 文献 [13-14] 方法虽仍能跟踪目标一段时间, 但结果已明显不再准确, 而本文方法在整个跟踪过程中, 都能一直保持对眼睛的稳定跟踪能力; 3) 在使用者佩戴眼镜的情况

表 1 三种方法定位率和定位时间比较

Table 1 Comparison of location rates and times among the three methods

参数	文献 [13] 的方法			文献 [14] 的方法			本文 TPCPM 方法		
	正常	眨眼	闭眼	正常	眨眼	闭眼	正常	眨眼	闭眼
测试图像分类	正常	眨眼	闭眼	正常	眨眼	闭眼	正常	眨眼	闭眼
测试图像数量	635	386	28	635	386	28	635	386	28
精确跟踪数量	626	360	7	629	378	13	634	382	19
成功率 (%)	98.58	93.26	25.00	99.06	97.93	46.43	99.84	98.96	67.86
平均成功率 (%)	94.66			97.24			98.67		
平均定位时间 (毫秒/帧)	28			36			18		

表 2 本文方法跟踪过程参数

Table 2 Parameters of tracking process in the proposed method

过程	目标检测	快速特征提取	粒子滤波
处理次数	1 帧初始定位 + 28 帧丢失重检	634 帧稳定情况	386 帧眨眼情况
精确跟踪数量	1 + 19	633	382
成功率 (%)	68.9	99.8	98.9
平均执行时间 (毫秒/帧)	35	8	30

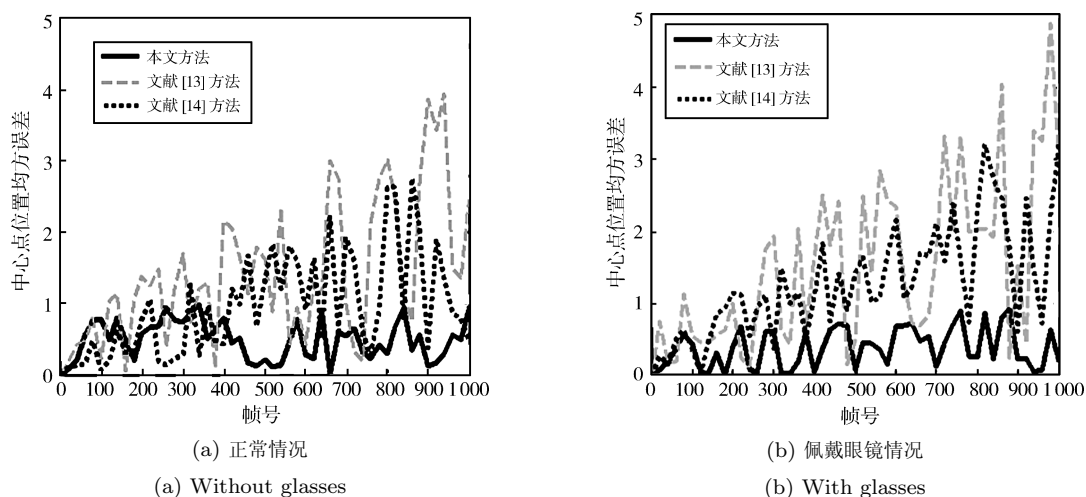


图 22 瞳孔中心点位置均方误差  
Fig. 22 The RMSE of pupil center

下, 文献 [13–14] 方法虽仍能跟踪目标, 但结果的 RMSE 明显增大, 而本文方法在使用者佩戴眼镜的跟踪过程中, 能保持对眼睛的稳定跟踪, RMSE 未见明显增大; 4) 相对于文献 [13] 中组合卡尔曼滤波与均值漂移的方法和文献 [14] 中的粒子滤波方法, 本文提出的方法能更为准确和稳定地跟踪目标, 其跟踪结果与目标真实位置的误差最小, 完全能满足实时视线追踪对眼睛跟踪的精度要求。

对以上两个测试序列, 图 23 给出了跟踪过程中三种算法的目标模型与真实目标模型的 Bhattacharyya 系数 (Bhattacharyya coefficient, BHC) 对比, 真实目标模型采用手工逐帧标定并计算。由于 BHC 反映了两个概率分布的匹配程度, 因此如果每帧中所采用的目标模型与真实模型越接近, 则最终算法越具有更好的跟踪能力和定位精度。由图 23 可见, 文献 [13] 方法与真实目标模型的差异很快变大,

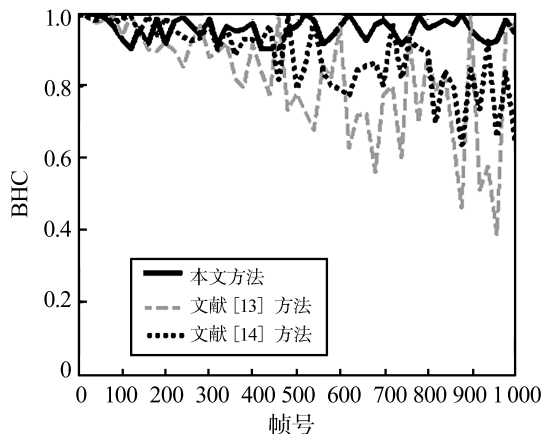
最终导致目标丢失; 文献 [14] 方法在后期目标与背景直方图混杂的时候, 所采用的目标模型与真实模型的差异也将很快变大, 从而丢失目标; 而本文方法在整个跟踪过程中, 都能较为准确地更新目标模型, 具有与真实目标模型最为接近的匹配度, 因此具有最好的跟踪性能。这一分析和结论也与前面的实际跟踪过程完全吻合。

## 5 结论与展望

VOG 视线追踪系统的参数提取过程很大程度上依赖于瞳孔的定位。为解决视线追踪系统中红外图像瞳孔跟踪鲁棒性差的问题, 本文在高精度快速瞳孔跟踪方面进行了研究, 针对现有粒子滤波瞳孔跟踪方法没有充分考虑瞳孔特有的形状模型和运动规律这一不足, 本文提出了一种基于 TCPCM 的粒子滤波瞳孔跟踪算法。在 TCPCM 的基础上, 采用相应的瞳孔目标模型、瞳孔运动模型和瞳孔感知模型, 改善了目标状态漂移和粒子贫化的问题, 提高了跟踪的稳定性与精确性。为高质量的视线特征参数提取提供了瞳孔定位依据。进而通过高质量的特征检测及跟踪, 使开发的视线追踪系统的精度达到了满足实时人机交互的要求。

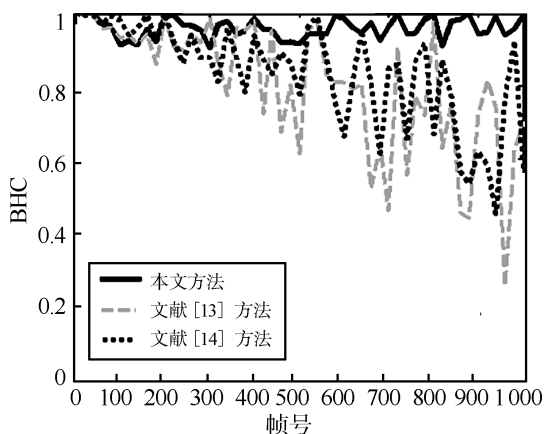
## References

- 1 Duchowski A T. *Eye Tracking Methodology: Theory and Practice*. New York: Springer-Verlag, 2003
- 2 Zhu Z, Ji Q. Eye and gaze tracking for interactive graphic display. *Machine Vision and Applications*, 2004, **15**(3): 139–148
- 3 Guestrin E D, Eizenman M. General theory of remote gaze estimation using the pupil center and corneal reflections. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2006, **53**(4): 1124–1133
- 4 Zhu Z, Ji Q. Novel eye gaze tracking techniques under natural head movement. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, **54**(12): 2246–2260
- 5 Villanueva A, Cabeza R. A novel gaze estimation system with one calibration point. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2008, **38**(4): 1123–1138
- 6 Yoo D H, Chung M J. A novel non-intrusive eye gaze estimation using cross-ratio under large head motion. *Computer Vision and Image Understanding*, 2005, **98**(1): 25–51
- 7 Kang J J, Eizenman M, Guestrin E D, Eizenman E. Investigation of the cross-ratios method for point-of-gaze estimation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, **55**(9): 2293–2302
- 8 Hansen D W, Pece A E C. Eye tracking in the wild. *Computer Vision and Image Understanding*, 2005, **98**(1): 155–181



(a) 正常情况

(a) Without glasses



(b) 佩戴眼镜情况

(b) With glasses

图 23 目标模型 BHC 对比

Fig. 23 The BHC comparison of target model

- 9 Wang J, Sung E. Study on eye gaze estimation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2002, **32**(3): 332–350
- 10 Xie X, Sudhakar R, Zhuang H. A cascaded scheme for eye tracking and head movement compensation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 1998, **28**(4): 487–490
- 11 Ebisawa Y. Improved video-based eye-gaze detection method. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 1998, **47**(4): 948–955
- 12 Morimoto C H, Koons D, Amir A, Flickner M. Pupil detection and tracking using multiple light sources. *Image and Vision Computing*, 2000, **18**(4): 331–335
- 13 Zhu Z, Ji Q. Robust real-time eye detection and tracking under variable lighting conditions and various face orientations. *Computer Vision and Image Understanding*, 2005, **98**(1): 124–154
- 14 Hansen D W, Hammoud R I. An improved likelihood model for eye tracking. *Computer Vision and Image Understanding*, 2007, **106**(2-3): 220–230



张 闯 北京科技大学信息工程学院博士研究生。主要研究方向为图像处理与分析、视线追踪、人工智能、模式识别。E-mail: zhangchuangtc@163.com  
(ZHANG Chuang Ph.D. candidate at the School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing. His research interest

covers image processing and analysis, gaze tracking, artificial intelligence, and pattern recognition.)



迟健男 北京科技大学信息工程学院副教授。主要研究方向为视觉测量、人机交互、车辆辅助驾驶、嵌入式系统。本文通信作者。E-mail: sy\_jnchi@126.com

(CHI Jian-Nan Associate professor at the School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing. His research interest covers

vision measurement, human computer interaction, driver assistance system, and embedded system. Corresponding author of this paper.)



张朝晖 北京科技大学信息工程学院教授。主要研究方向为基于信号处理的检测技术, 基于太赫兹波的检测技术和嵌入式检测仪器。

E-mail: zhangzhaohui@ies.ustb.edu.cn

(ZHANG Zhao-Hui Professor at the School of Information Engineering, University of Science and Technology

Beijing. His research interest covers measurement technologies based on signal processing and TeraHertz radiation, and embedded instruments.)



王志良 北京科技大学信息工程学院教授。主要研究方向为服务机器人技术, 人工心理与人工情感, 3C 融合技术。

E-mail: wzl@ies.ustb.edu.cn

(WANG Zhi-Liang Professor at the School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing. His research interest covers

technologies of the service robot, artificial psychology and artificial emotion, and 3C fusion technology.)