

# 虚拟现实环境中用户视觉注意 的分析与预测

胡志明

北京大学

导师：汪国平

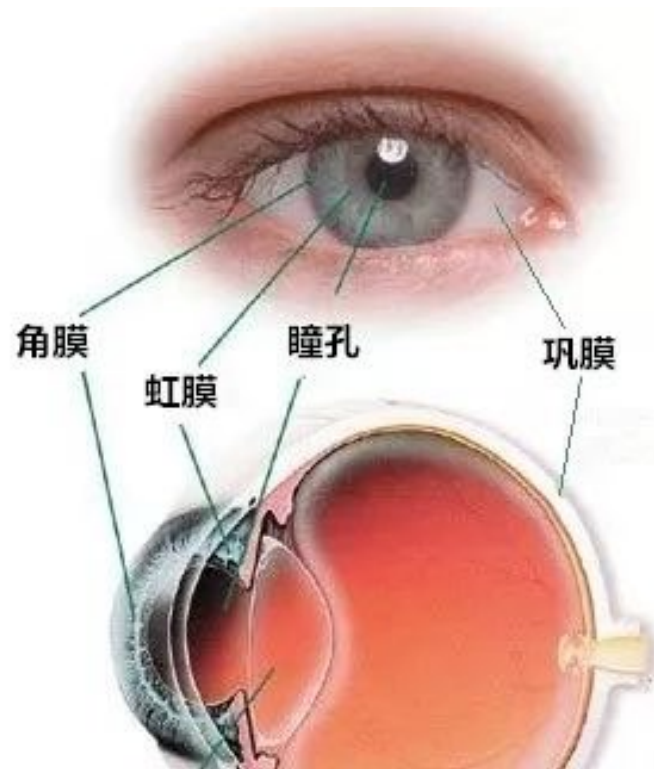
[jimmyhu@pku.edu.cn](mailto:jimmyhu@pku.edu.cn)

<https://cranehzm.github.io>

- ▶ 研究背景
- ▶ 相关工作
- ▶ 基于眼动头动协调性的注视预测模型
- ▶ 基于卷积神经网络的注视预测模型
- ▶ 任务驱动虚拟现实环境中的注视预测模型
- ▶ 工作总结

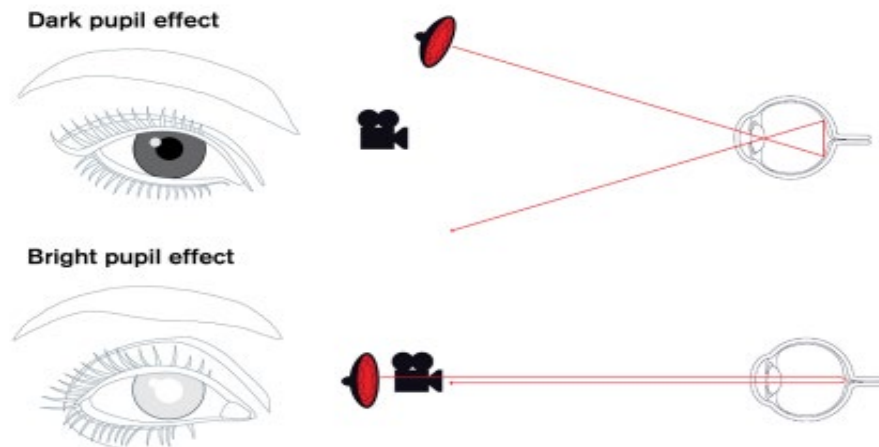
## 人眼的结构

- ▶ 瞳孔：眼球中间黑色圆孔
- ▶ 虹膜：瞳孔周围有颜色的部分
- ▶ 巩膜：眼白
- ▶ 角膜：眼球最前方透明组织



## 瞳孔角膜反射法原理

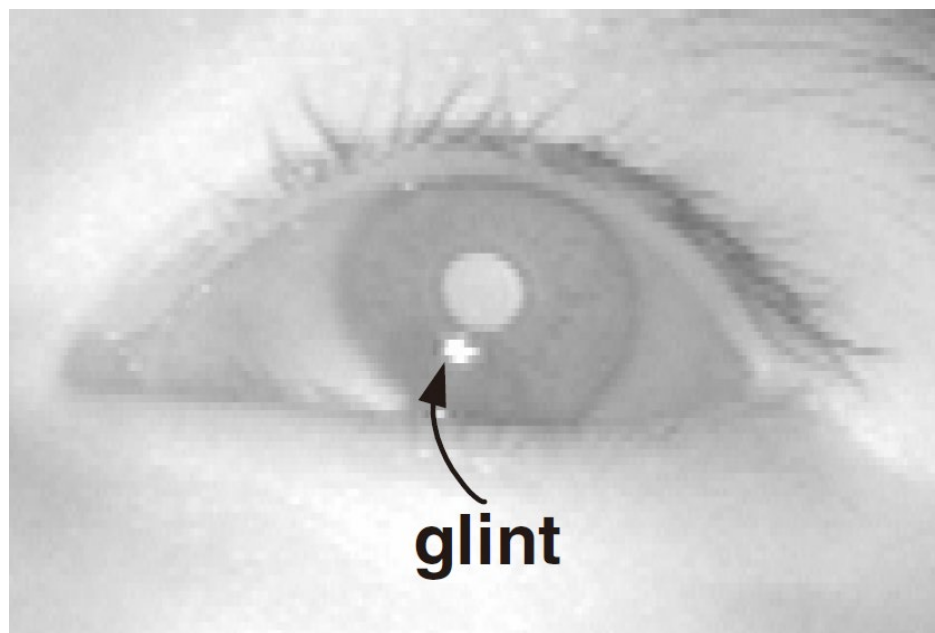
- ▶ 暗瞳追踪：光源放置在离成像设备较远的位置(不在同一条光学路径上)，产生瞳孔比虹膜暗的效果
- ▶ 明瞳追踪：光源与成像设备在同一条光学路径上，使瞳孔出现发亮的效果



[<https://www.tobiipro.cn>]

## 瞳孔角膜反射法原理

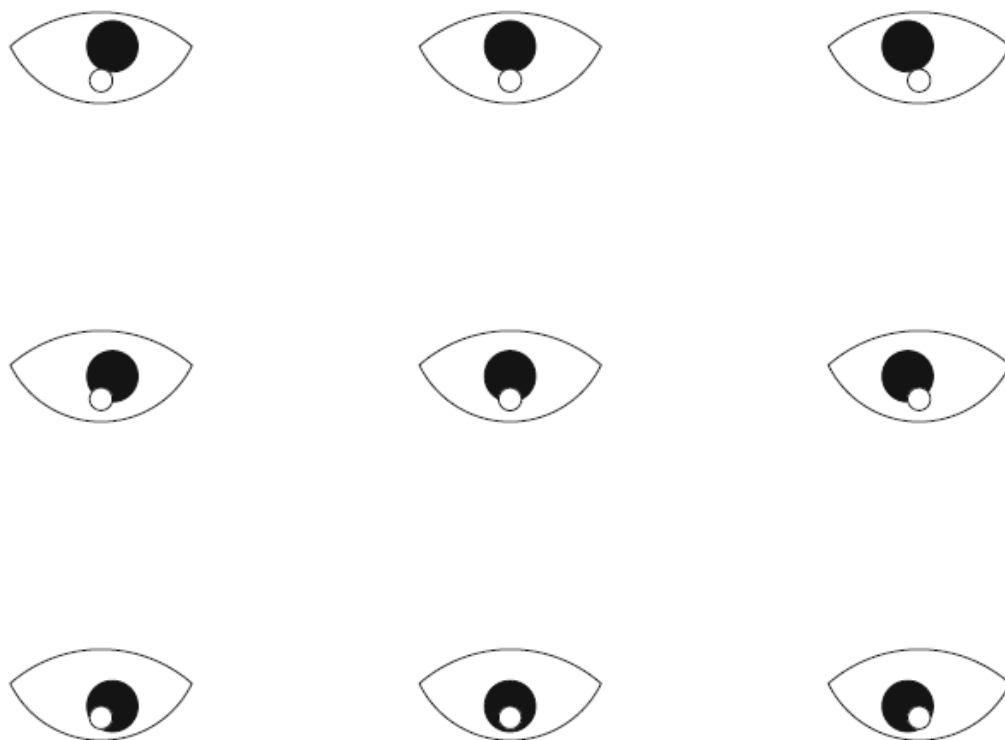
### ► 角膜反射



[Zhu et al. 2005]

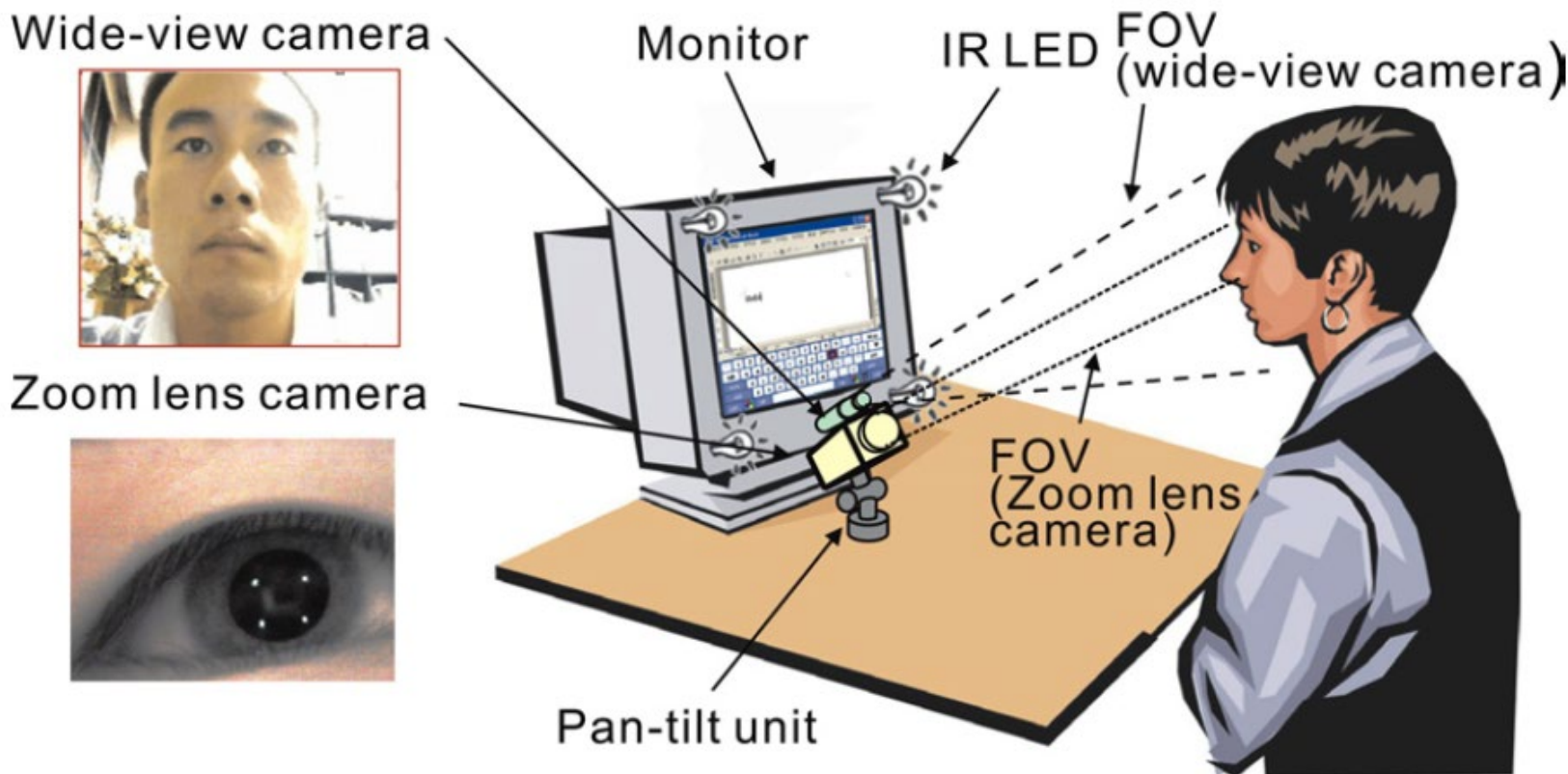
## 瞳孔角膜反射法原理

### ▶ 角膜反射



[Duchowski 2007]

## 瞳孔角膜反射法示意图



[Yoo et al. 2005]

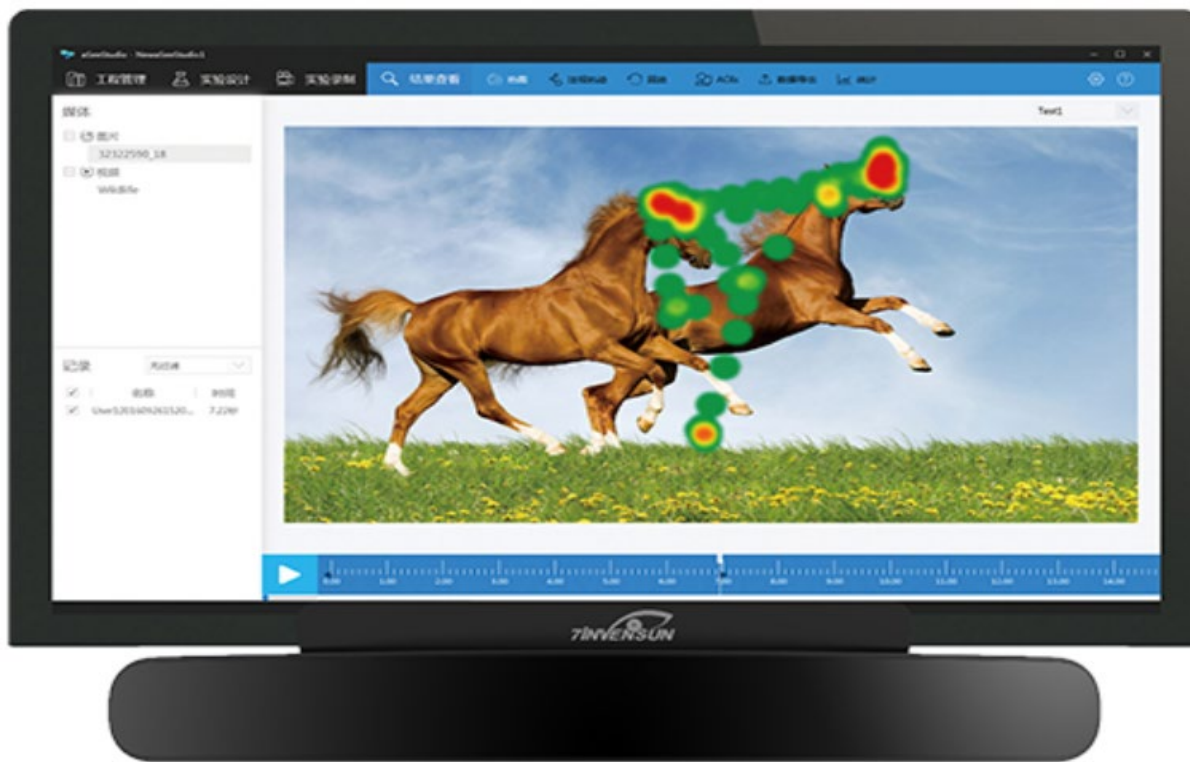
## 眼镜式眼动仪



[<https://pupil-labs.com/>]



## 桌面式眼动仪



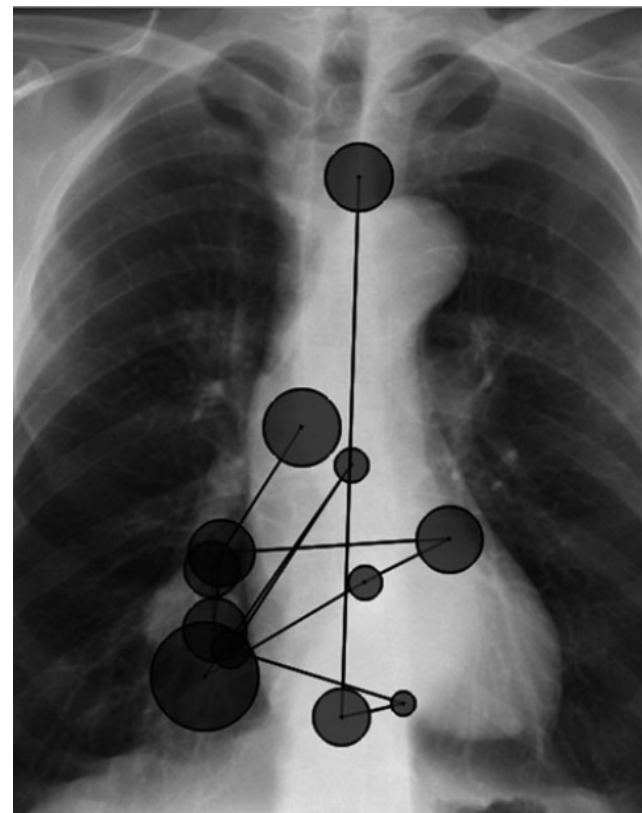
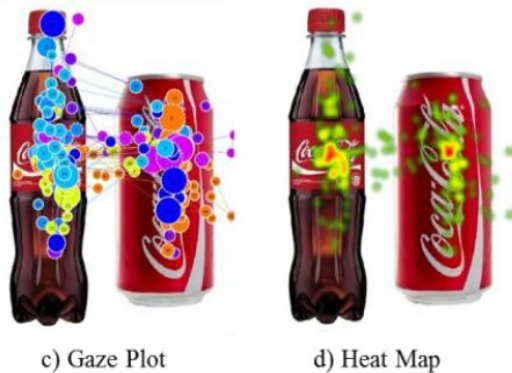
[<https://www.7invensun.com/>]

## VR眼动仪



[<https://pupil-labs.com/>]

## 常见应用



营销策略分析  
[Zamani et al. 2016]

感知研究  
[Kiefer et al. 2017]

医学教育  
[Kok et al. 2017]

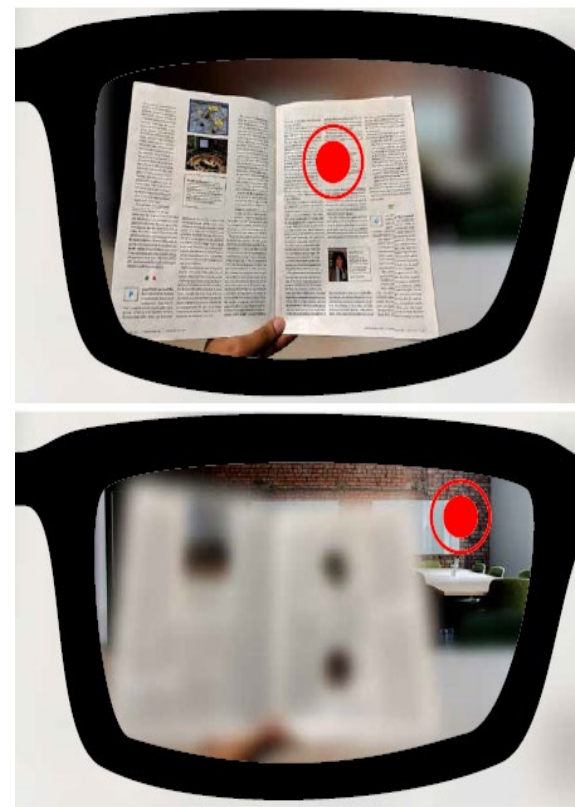
## 常见应用



眼动交互  
[Pfeiffer et al. 2008]

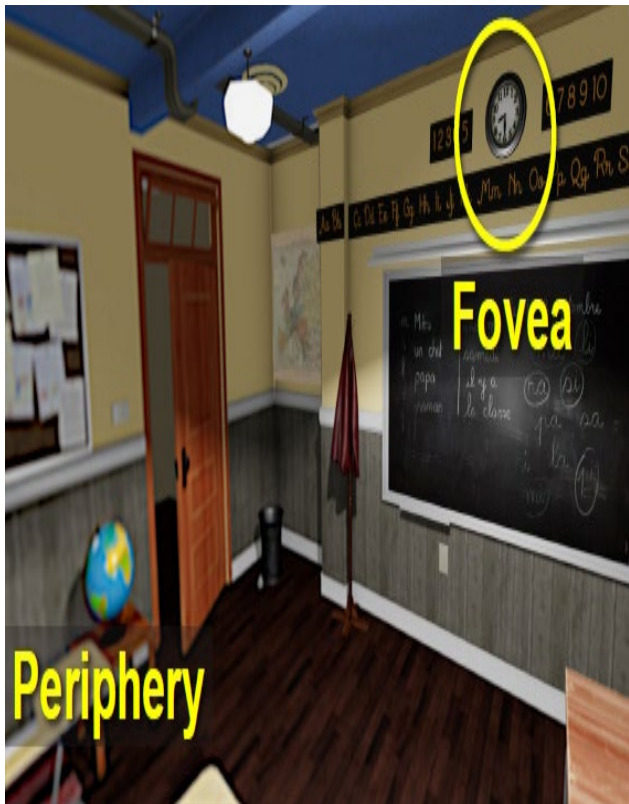


协作系统  
[Zhang et al. 2017]

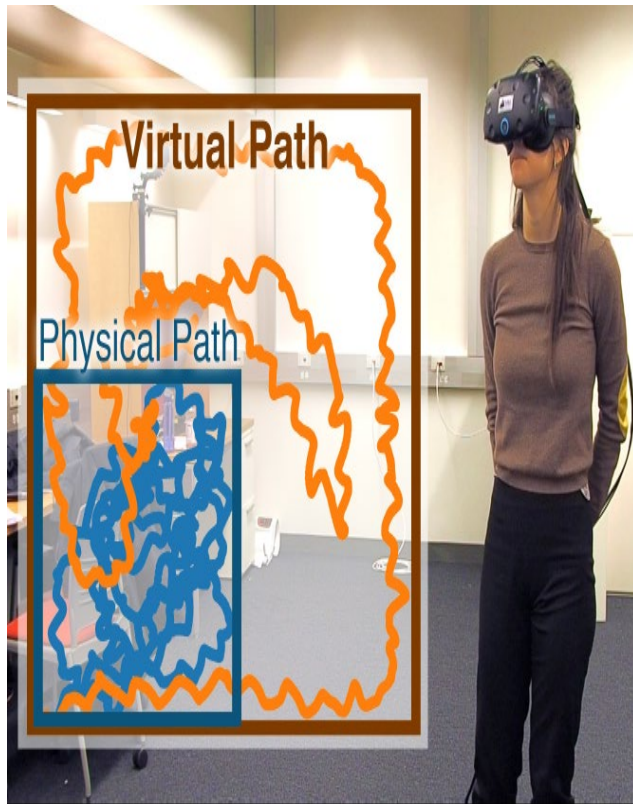


自动调焦眼镜  
[Padmanaban et al. 2019]

## VR应用



注视点渲染  
[Patney et al. 2016]

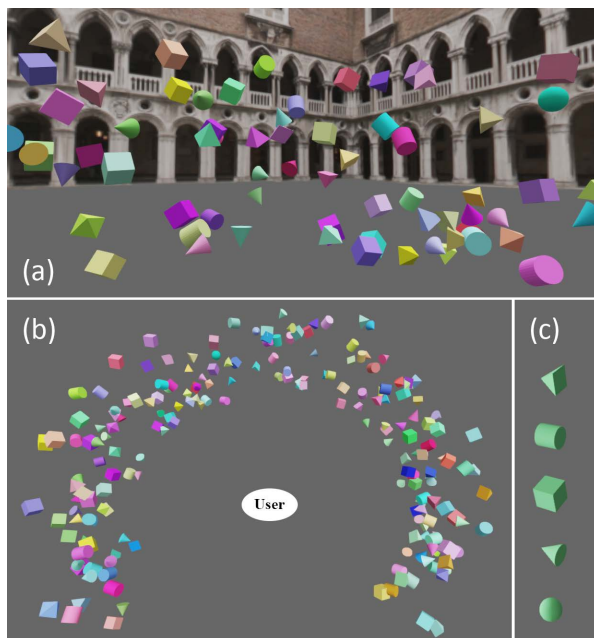


重定向行走  
[Sun et al. 2018]



场景布局优化  
[Alghofaili et al. 2019]

## VR应用



VR内容设计  
[Sitzmann et al. 2018]

注视引导  
[Grogorick et al. 2017]

细节层次管理  
[Lee et al. 2009]

## 眼动仪的缺陷

### ➤ 价格昂贵

- Pupil VR/AR (VR/AR眼动仪) 1750欧元
- Pupil Invisible (眼镜式眼动仪) 5500欧元

### ➤ 校准难度大

- 用户个体差异太大，部分用户难以校准
- 用户眼睛相对位置发生变化可能会导致校准失效

### ➤ 不能预测用户在未来时刻的注视

- 眼动仪只能提供用户在当前时刻的注视点

## 虚拟现实环境中注视预测的优势

### ▶ 可以直接获取整个场景的全部信息

- 场景内容信息
- 三维物体信息：位置、大小、距离等
- 事件信息：运动物体信息、任务相关物体信息等

### ▶ 可以直接获取用户动作信息

- 头部运动信息
- 控制器操作信息
- 手势动作信息



## 显著性物体检测



上：原始图像；下：显著性物体

[<https://mmcheng.net/msra10k/>]

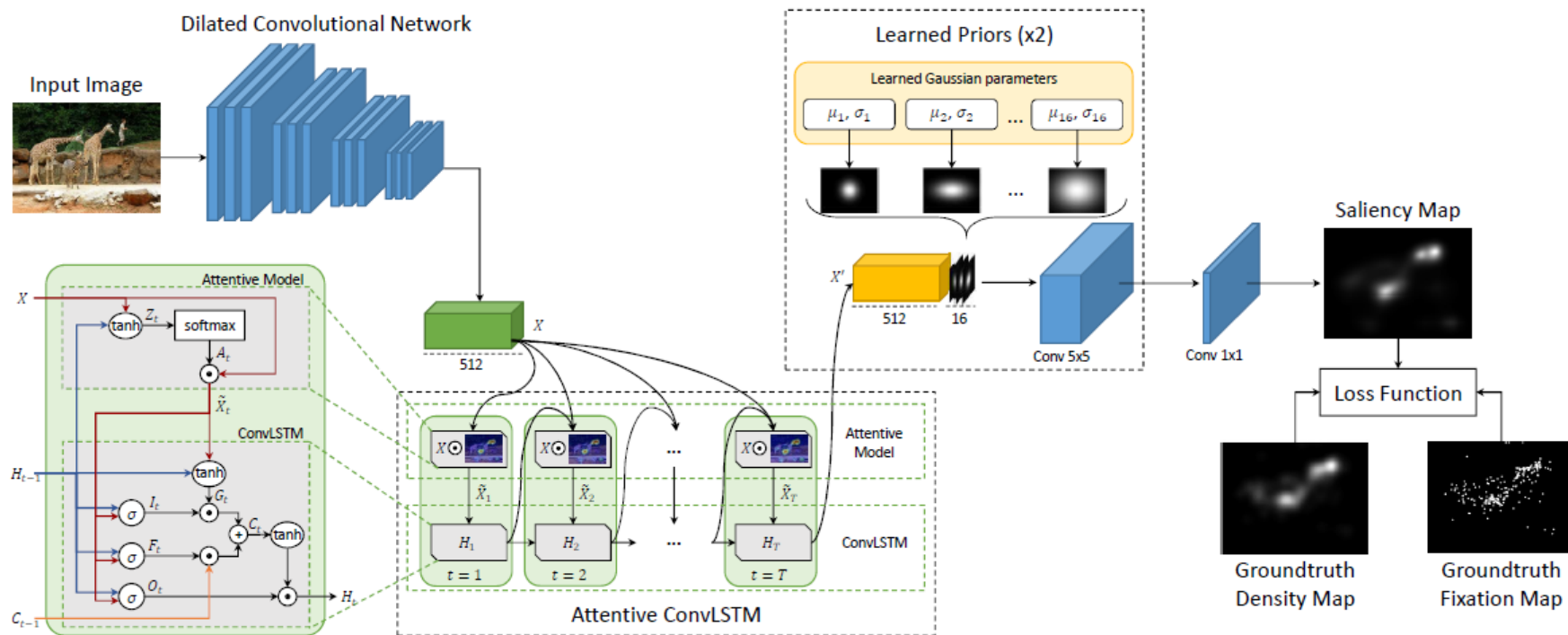
## 显著性图预测



上：原始图像；下：显著性图

[[http://saliency.mit.edu/results\\_mit300.html](http://saliency.mit.edu/results_mit300.html)]

## 基于深度学习的显著性预测模型



SAM模型  
[Cornia et al. 2018]

## 本文工作 vs. 相关工作

- ▶ 预测目标：实时注视位置 vs. 显著性物体、显著性图
- ▶ 实验场景：虚拟3D场景 vs. 图像

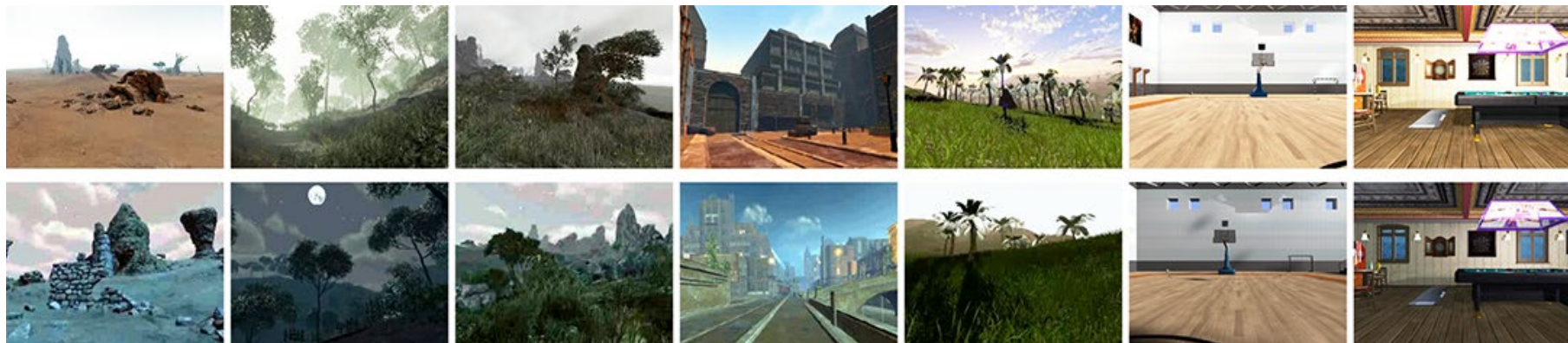
## 静态虚拟场景注视预测



[Hu et al. TVCG 2019]

## 数据收集

- ▶ 参与者：60名用户（35男，25女，年龄18-36）
- ▶ 实验场景：七个静态虚拟场景
- ▶ 实验设备：HTC Vive头盔、眼动仪
- ▶ 实验过程：自由观察
- ▶ 数据：场景内容、注视位置、头部运动



实验场景

## 眼动头动线性相关性

皮尔逊相关因子 (Pearson's correlation coefficient, PCC)

|            | Static | Intentional   | Sudden  | Whole  |
|------------|--------|---------------|---------|--------|
| $PCC(v_x)$ | 0.1345 | <b>0.5883</b> | 0.1511  | 0.5641 |
| $PCC(v_y)$ | 0.1484 | <b>0.4969</b> | -0.0906 | 0.4132 |

用户注视位置与头部运动之间的相关性

注视位置与头动速度具有很强的线性相关性

## SGaze模型

$$x_g(t) = \alpha_x \cdot v_{hx}(t + \Delta t_{x1}) + \beta_x \cdot a_{hx}(t) + F_x(t + \Delta t_{x2}) + G_x(t) + H_x(t)$$

$$y_g(t) = \alpha_y \cdot v_{hy}(t + \Delta t_{y1}) + F_y(t + \Delta t_{y2}) + G_y(t) + H_y(t)$$

$x_g, y_g$ : 注视位置

$v_{hx}, v_{hy}, a_{hx}$ : 头动速度及加速度

$F_x, F_y$ : 内容

$G_x, G_y$ : 任务

$H_x, H_y$ : 其他因素

$\alpha_x, \alpha_y, \beta_x$ : 头动速度及加速度的线性影响系数

$\Delta t_{x1}, \Delta t_{y1}$ : 眼动头动延迟

眼动头动线性相关性

眼动头动延迟



## 模型评估

其他方法: Center, Mean, Saliency

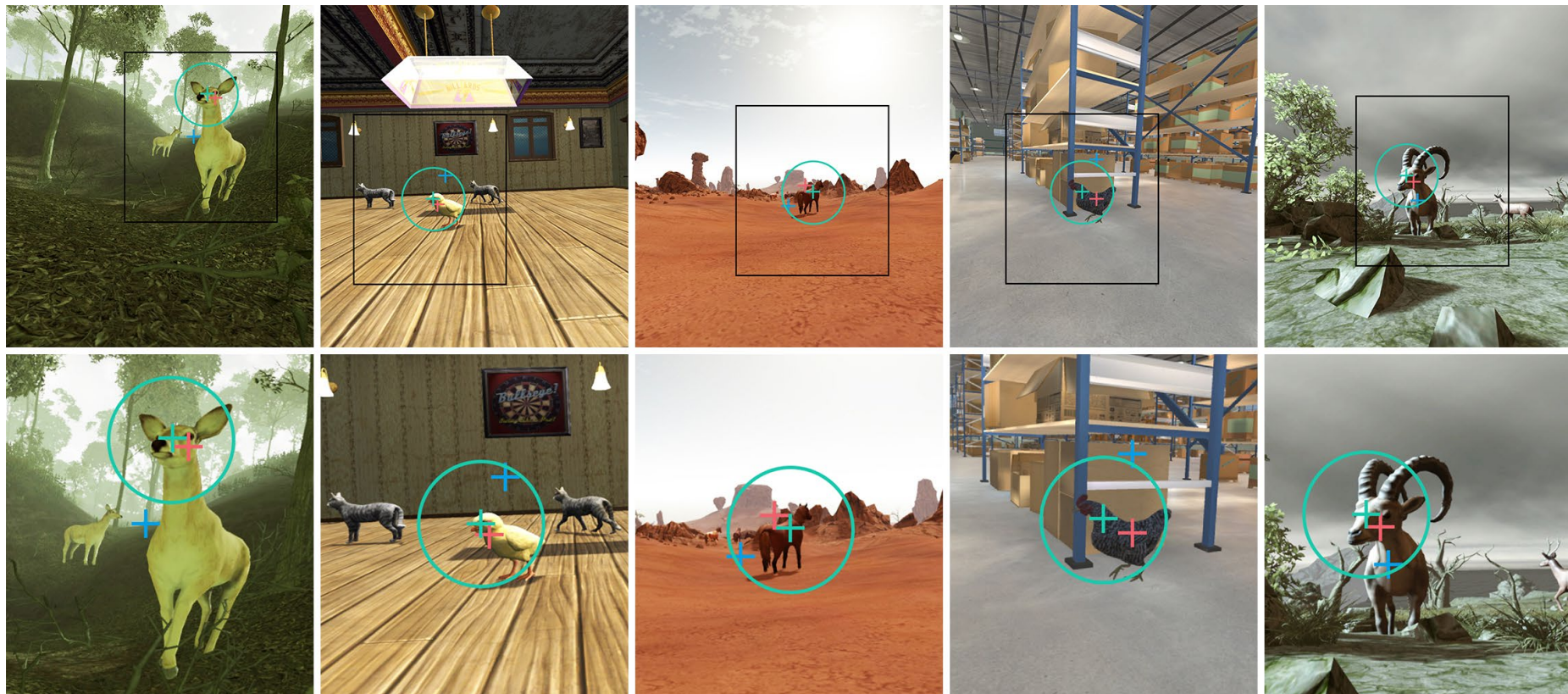
评价指标: 视角误差

|            | SGaze        | Mean   | Center | Saliency |
|------------|--------------|--------|--------|----------|
| Mean Error | <b>8.52°</b> | 10.93° | 11.16° | 21.23°   |

SGaze模型与其他方法的预测误差均值

SGaze模型的预测效果具有显著的提升

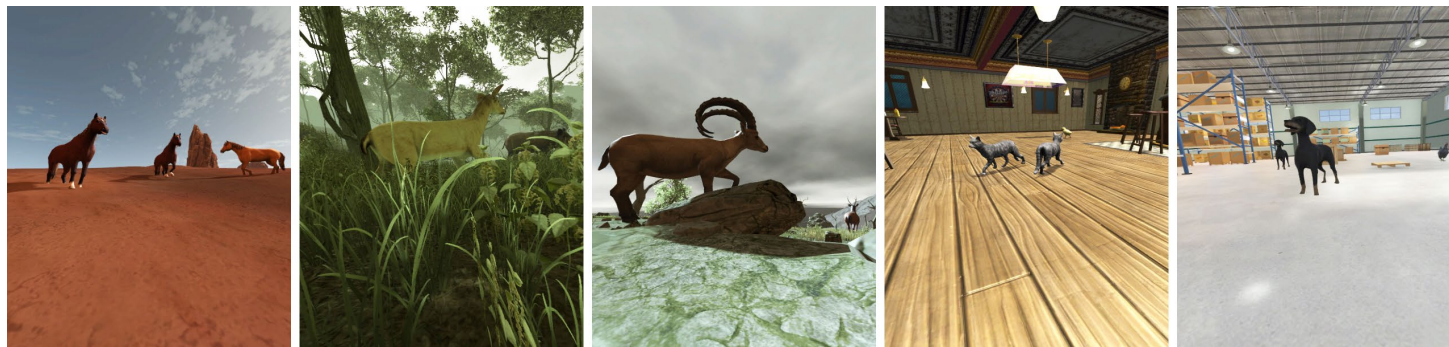
## 动态虚拟场景注视预测



[Hu et al. TVCG 2020]

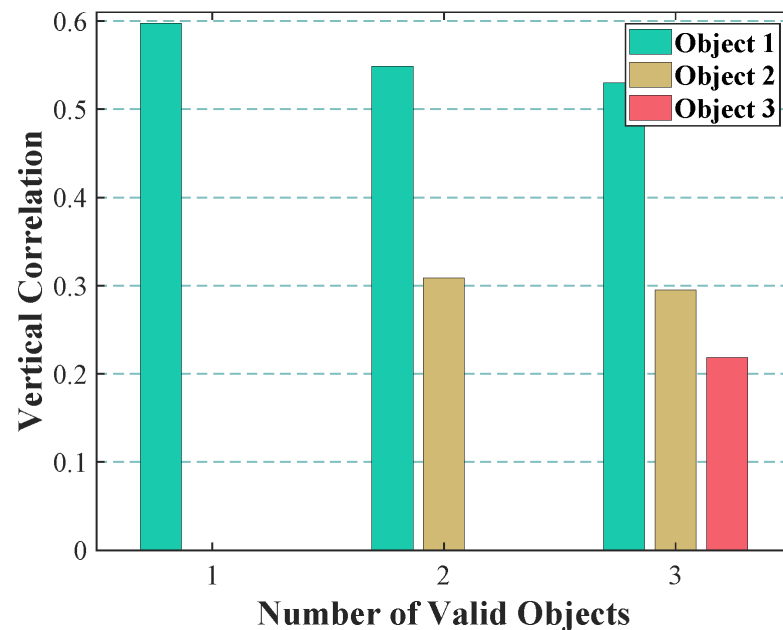
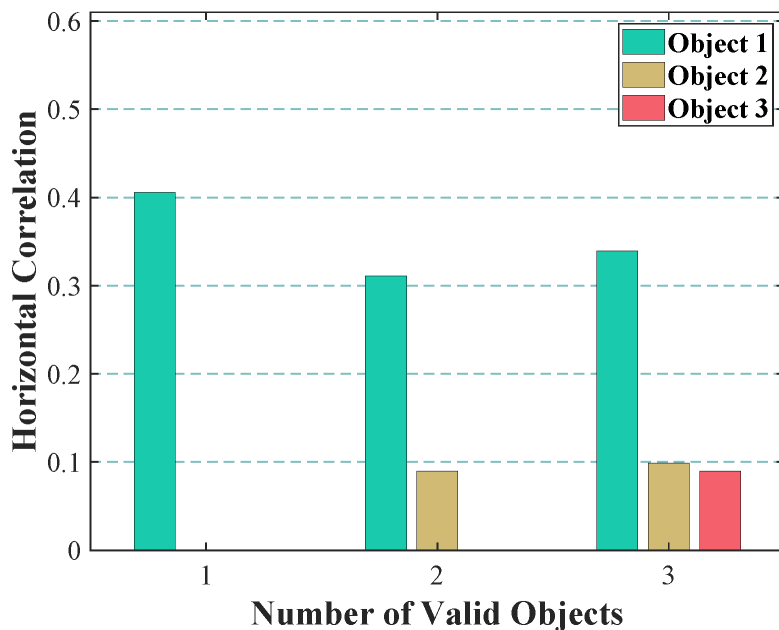
## 数据收集

- ▶ 参与者：43名用户（25男，18女，年龄18-32）
- ▶ 实验场景：五个动态虚拟场景
- ▶ 实验设备：HTC Vive头盔、眼动仪
- ▶ 实验过程：自由观察
- ▶ 数据：场景内容、动态物体位置、注视位置、头部运动



实验场景

## 注视与动态物体相关性

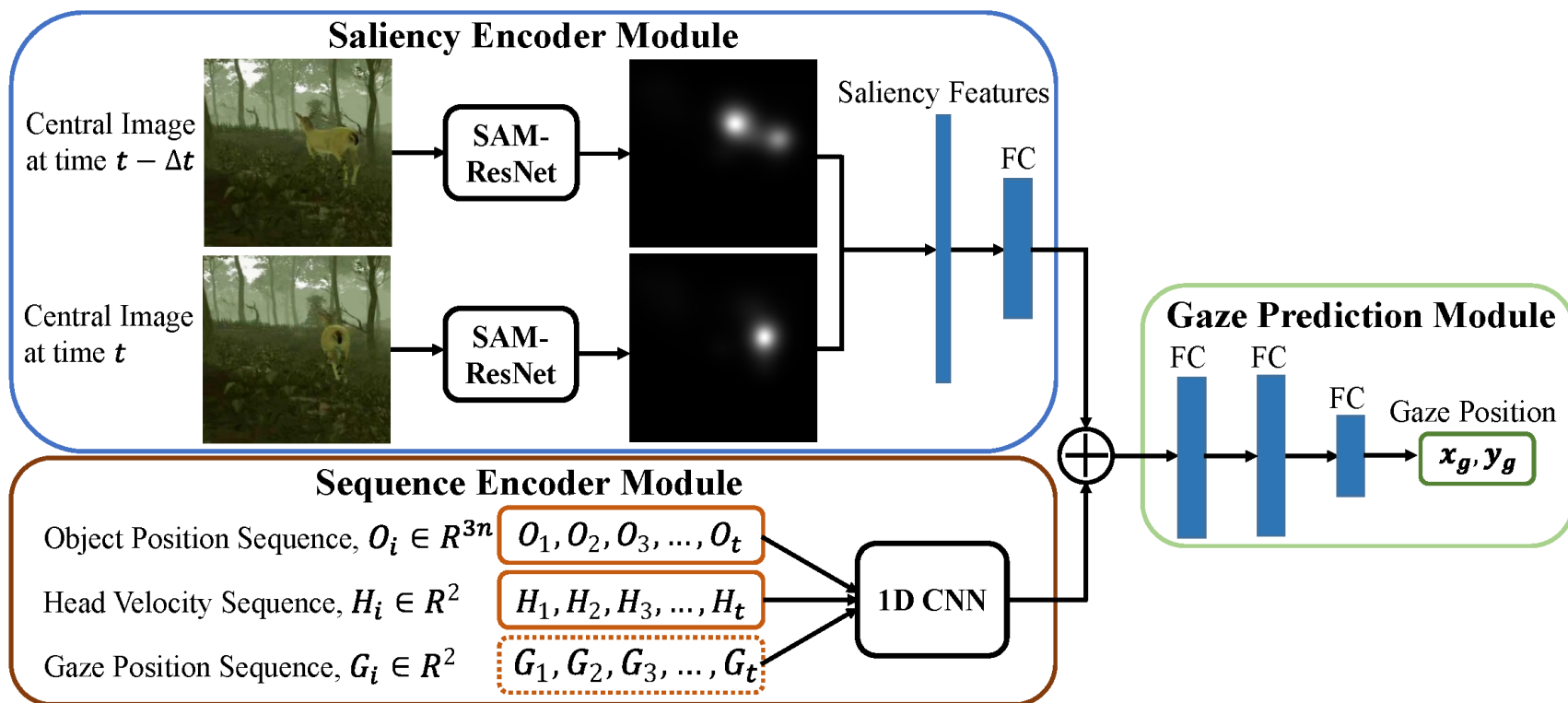


注视位置与动态物体位置的相关性

左：水平方向；右：垂直方向

注视与动态物体具有相关性

## DGaze模型



DGaze模型框架

## 模型评估

|         |            | DGaze        | SGaze | Mean   | Center | Object |
|---------|------------|--------------|-------|--------|--------|--------|
| Dynamic | Mean Error | <b>7.11°</b> | 9.11° | 10.04° | 12.46° | 13.25° |
| Static  | Mean Error | <b>7.71°</b> | 8.52° | 10.93° | 11.16° |        |

DGaze 模型与其他方法在动态和静态数据集上的预测效果

DGaze模型在动态和静态数据集上均有显著的提升

## 预测效果

*Realtime gaze prediction results*

## 任务驱动虚拟场景注视预测

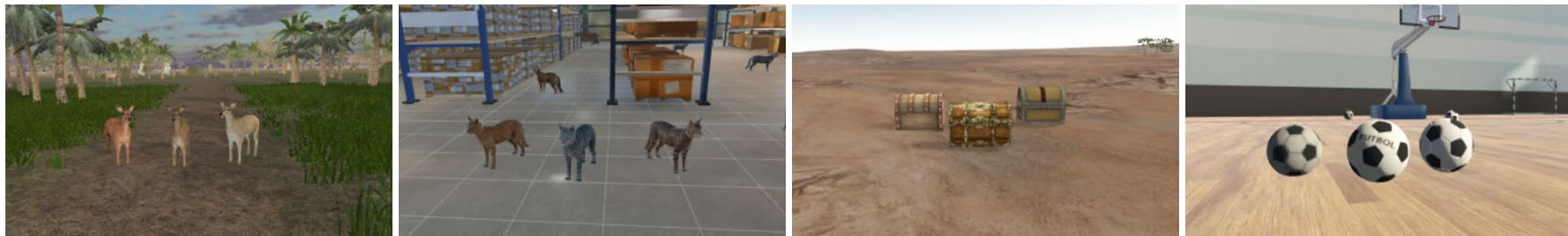


[Hu et al. TVCG 2021 (Best Journal Nominees)]



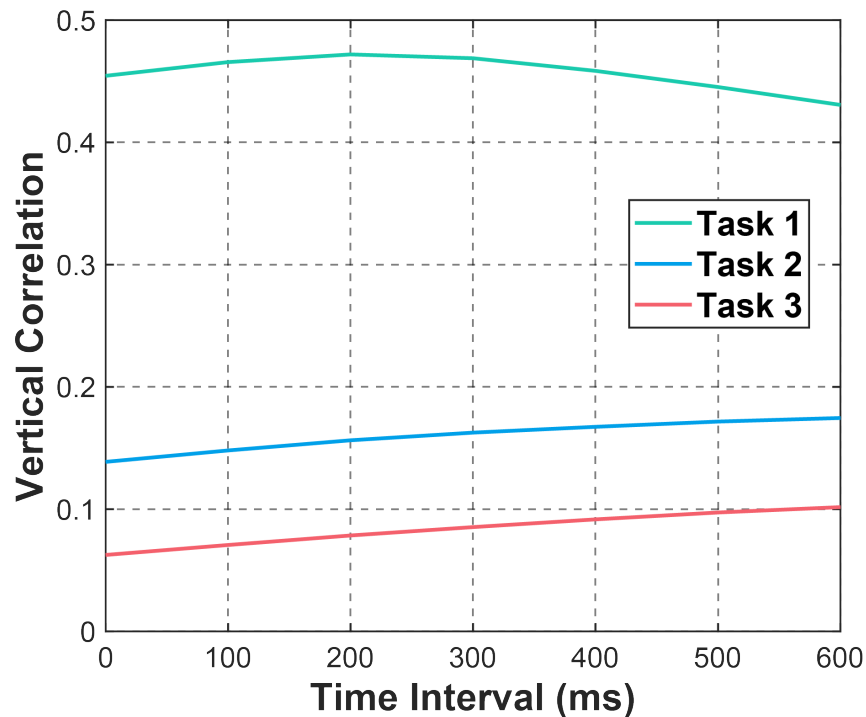
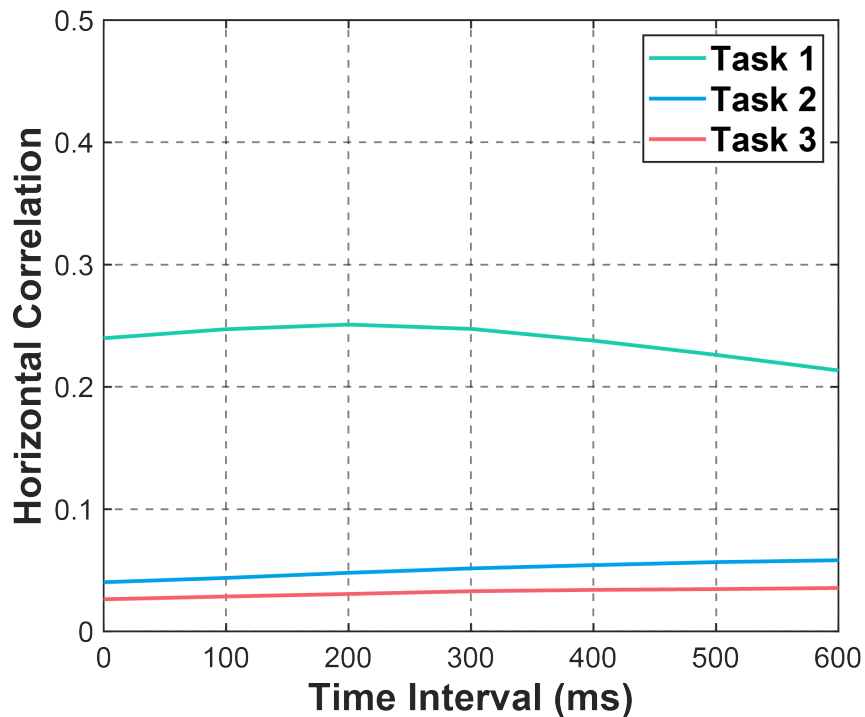
## 数据收集

- ▶ 参与者：27名用户（15男，12女，年龄17-32）
- ▶ 实验场景：四个任务驱动虚拟场景
- ▶ 实验设备：HTC Vive头盔、眼动仪
- ▶ 实验过程：视觉搜索任务
- ▶ 数据：场景内容、任务相关物体信息、注视位置、头部运动



实验场景

## 注视-任务相关性

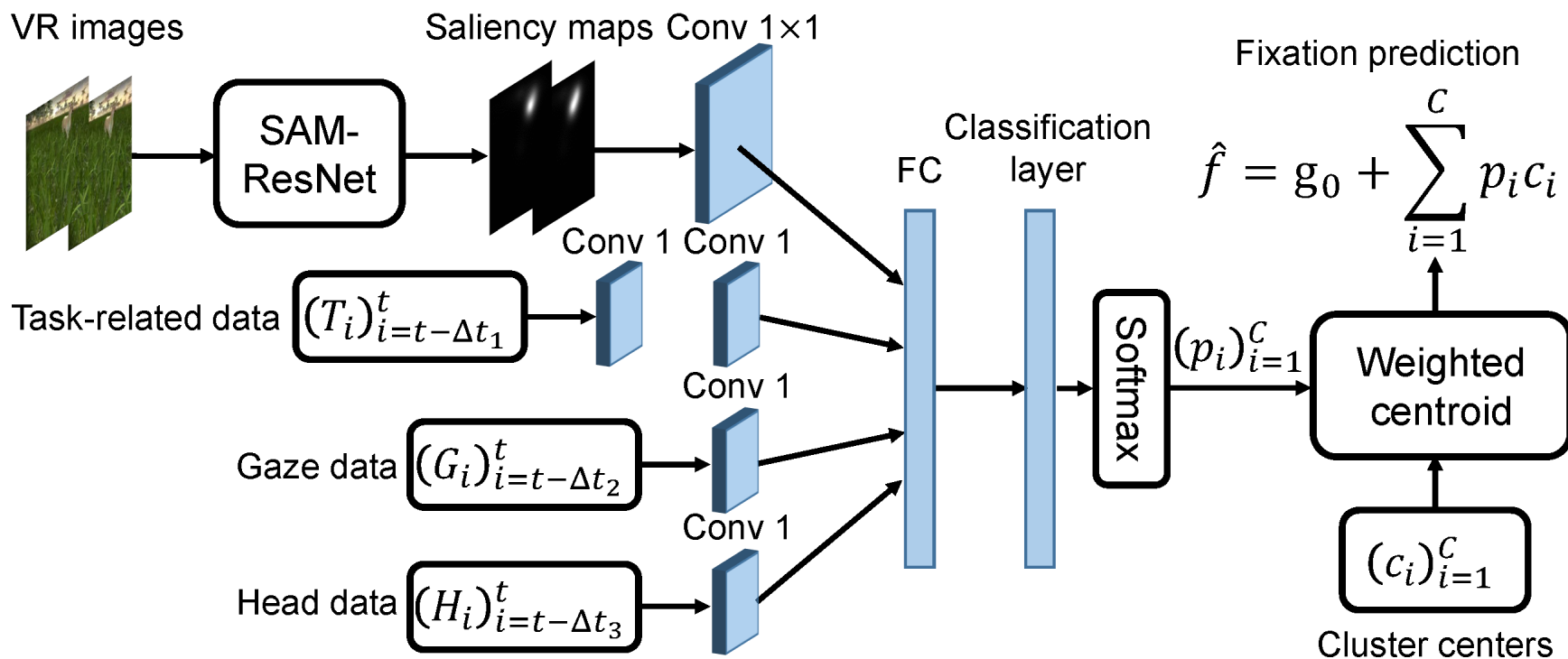


注视位置与任务相关物体的相关性

左：水平方向；右：垂直方向

注视与任务具有相关性

## FixationNet模型



FixationNet模型框架

## 注视预测网络

$$\hat{f} = g_0 + \sum_{i=1}^c p_i c_i$$

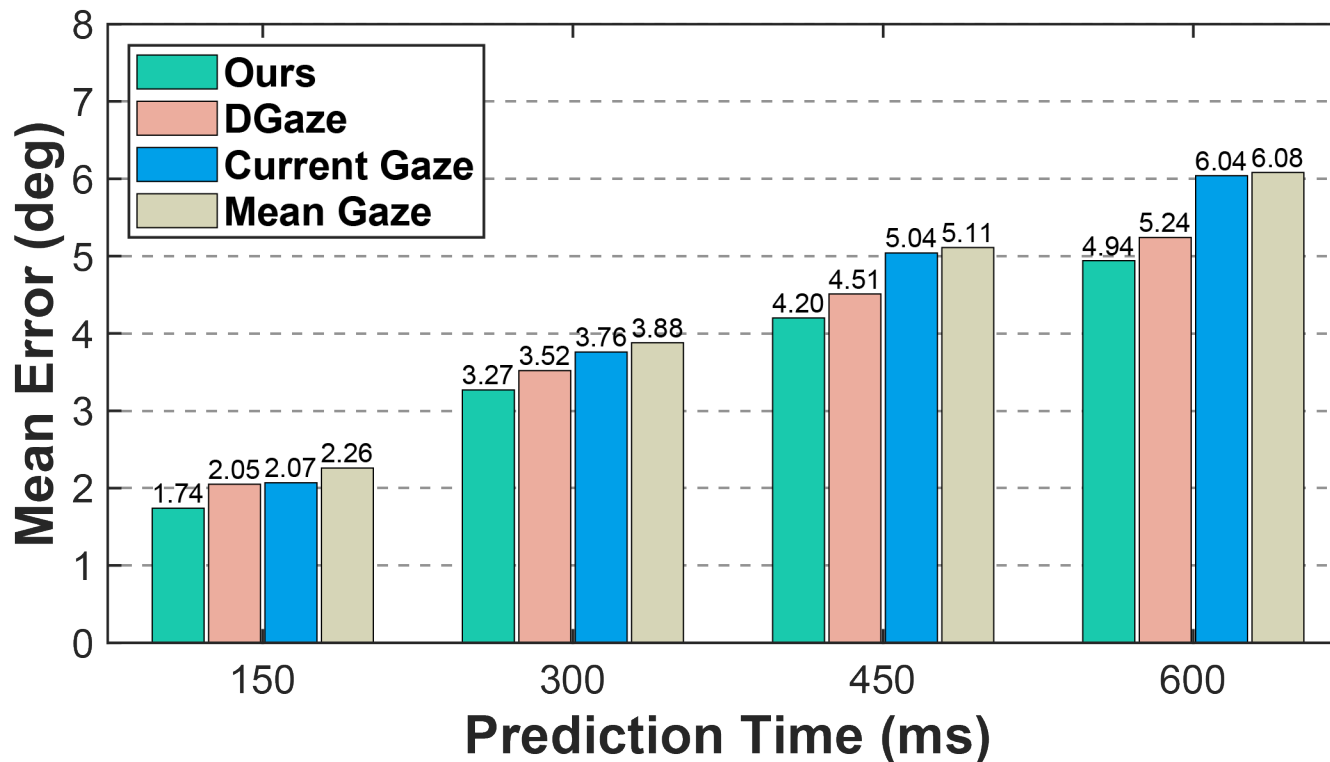
$\hat{f}$ : 预测的未来时刻注视位置

$g_0$ : 用户在当前时刻的注视位置

$c_i$ : 聚类中心的位置

$p_i$ : 聚类中心的权重

## 模型评估



任务驱动场景中，不同时间间隔下模型的预测表现

**FixationNet**在不同预测时间下均具有最好的表现

- ▶ 眼动追踪技术在多个领域具有重要的应用
- ▶ 现有眼动追踪方案具有价格昂贵、校准难度大、不能预测未来注视等缺陷
- ▶ 静态虚拟场景注视预测：SGaze模型
- ▶ 动态虚拟场景注视预测：DGaze模型
- ▶ 任务驱动虚拟场景注视预测：FixationNet模型

# 提问环节

谢谢