

混合现实具身脸部动画

ferina

Shanghai Jiao Tong University

Shanghai, China

klee.1@sjtu.edu.cn

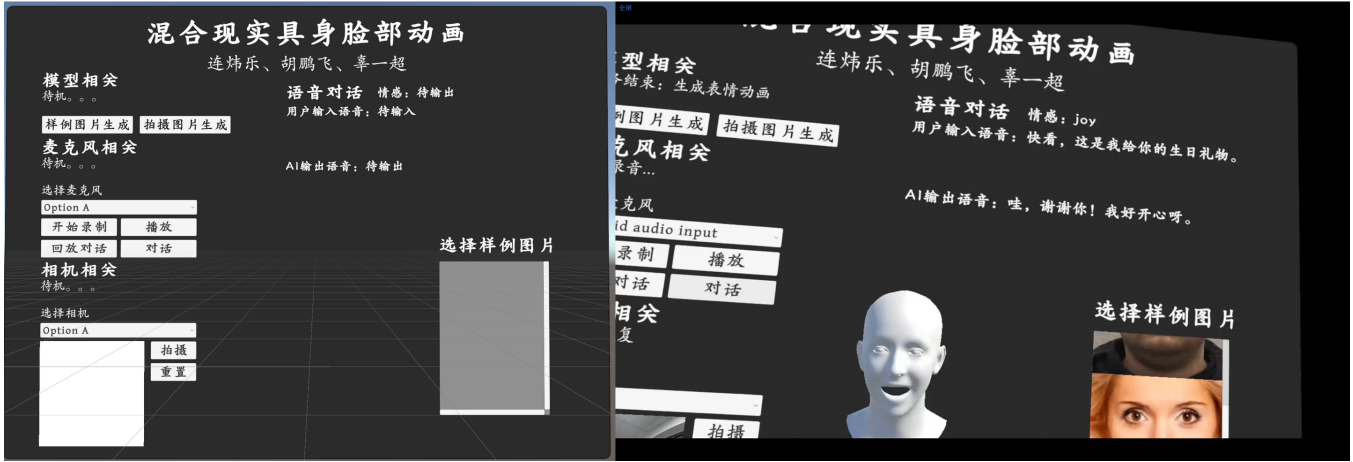


Figure 1: 项目基本 UI 及功能展示

Abstract

随着具身智能和混合现实 (MR) 技术的发展, 如何让机器人或虚拟角色在 MR 环境中呈现自然的表情变化, 成为提升人机交互体验的关键问题。为此, 本项目旨在利用 Unity AR/VR SDK 和燧光 AR 眼镜, 开发一套高精度动态表情动画系统, 用于混合现实环境中的机器人或虚拟角色。项目采用现实人脸图像作为输入, 并参考 DECA[1] 方法, 利用 FLAME[3] 模型实现参数化三维人脸重建, 提取并映射人脸的形状、表情、位姿参数。对于生成的人脸模型, 系统通过 AR 头显设备进行语音交互, 实时采集用户语音。借助大语言模型 (LLM) 生成回复, 同时进行语义解析与情感识别, 驱动人脸模型生成符合语义和情感的动态表情。同时, 结合语义信息合成具有情感语调的 AI 语音, 实现更自然的语音响应。

CCS Concepts

• Human-centered computing → Mixed / augmented reality.

Keywords

MR, 表情驱动, 参数化建模, 脸部动画, 语音交互

Permission to make digital or hard copies of all or part of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page. Copyrights for components of this work owned by others than the author(s) must be honored. Abstracting with credit is permitted. To copy otherwise, or republish, to post on servers or to redistribute to lists, requires prior specific permission and/or a fee. Request permissions from permissions@acm.org.

VR/AR& 游戏设计与开发, Shanghai, China

© 2025 Copyright held by the owner/author(s). Publication rights licensed to ACM.

ACM ISBN XXX-X-XXXX-XXXX-X/2025/06

<https://doi.org/XXXXXXXX.XXXXXXX>

ACM Reference Format:

ferina. 2025. 混合现实具身脸部动画. In *Proceedings of Make sure to enter the correct conference title from your rights confirmation email (VR/AR& 游戏设计与开发)*. ACM, New York, NY, USA, 5 pages. <https://doi.org/XXXXXXXX.XXXXXXX>

1 介绍

下文将介绍项目的四个部分:

- 概述: 项目试图解决的问题、重要性和挑战。
- 前期技术调研及相关著作: 研究内容的前期研究及其解决方法与缺陷。
- 基本原理: 项目的流程、目标、解决的问题、完成方式与衡量方式。
- 主要贡献: 工作的主要贡献。

1.1 概述

根据提供的课题需求介绍, 我们初步确定了技术路线是 **人脸参数化建模 → 语音文本间转换与基于 LLM 的回复生成 → 情感分析、参数映射与表情驱动 → 混合现实集成与实时呈现**。

本研究旨在开发一套高效、灵活的基于混合现实的机器人脸部动态表情动画系统。

1.1.1 项目试图解决的问题 本研究旨在开发一套高效、灵活的基于混合现实 (MR) 的机器人脸部动态表情动画系统, 主要聚焦于以下核心问题:

- **高精度与参数化建模**: 在三维空间中精确还原用户面部特征, 支持表情、姿态与个体特征的高精度参数化建模, 以实现真实感与个性化兼具的面部表现。

- **多模态交互与表情驱动**: 构建基于语音、文本和情绪信息的多模态交互系统, 能够自然地将用户语言种的情绪与意图映射为 AI 反馈的动态表情和语音表现。
- **用户体验与情感表现**: 通过自然语言处理与情绪映射技术, 优化虚拟角色的情感表达能力, 提高人机交互的情感共鸣与沉浸感。
- **实时性与高效性**: 处理语音识别、情绪分析与表情动画生成的复杂计算需求, 确保系统在多模态交互中的低延迟与高响应速度。
- **兼容性与扩展性**: 构建模块化的技术架构, 便于与硬件设备 (如 AR 眼镜) 和其他软件工具的无缝集成, 同时支持未来功能扩展。

1.1.2 项目的重要性

- **拓展混合现实应用领域**: 本项目将虚拟角色的动态表情生成引入 MR 环境, 丰富了混合现实技术的应用场景。
- **提升人机交互体验**: 系统实现的高效表情驱动与情绪映射技术有助于缩小虚拟角色与用户之间的情感距离, 增强交互体验的自然性与深度。
- **提供可能的技术路线**: 通过开源框架 (如 FLAME 和 DECA) 的集成与优化, 本项目为复杂的三维建模与情感交互提供了可能的低成本、高可用的技术路线。

1.1.3 项目的挑战

- **资源限制**: 在有限的硬件与计算资源条件下, 如何高效完成三维建模、语义处理与情绪驱动任务, 是系统开发的关键技术瓶颈。
- **技术整合与优化**: 在不同模块 (如语音识别、自然语言处理、表情驱动与混合现实集成) 之间实现流畅协作, 需克服兼容性与实时性方面的挑战。
- **实时性能优化**: 系统需在 AR 眼镜的有限硬件能力上完成实时的图像处理与表情驱动, 同时确保用户体验的连贯性与低延迟。
- **多模态数据的协同处理**: 如何高效解析与融合语音、文本、图像等多模态数据, 以实现情绪识别与动态表情的精准映射, 是实现自然交互的核心难题。

1.2 前期技术调研及相关著作

1.2.1 人脸参数化建模: 在技术路线中, 人脸参数化建模作为整个流程的基础环节, 是实现后续表情驱动和混合现实实时呈现的关键步骤。因此, 我们重点对人脸参数化建模领域的相关研究和工具进行了深入调研与分析。

在调研过程中, 我们发现人脸参数化建模的研究领域已经取得了许多进展, 涌现出了不少高质量的研究成果和工具。在分析 Head360[2] 项目时, 我们了解到该方法通过高精度的多视角采集技术和参数化建模方法实现了卓越的人脸重建效果。尽管其最终呈现效果令人满意, 但在实际复现过程中我们面临了以下挑战: 首先, Head360[2] 的数据集获取需要向项目方申请, 并且等待周期较长; 其次, 该项目未提供预训练模型, 要求用户自行训练模型, 而这对硬件环境和计算资源有较高要求, 这超出了我们的现有条件。

为了寻找更适合的技术方案, 我们进一步调研了多个参数化建模相关的研究, 发现许多方法 (如 3D Gaussian Blendshapes for Head Avatar Animation[4]) 引用了 FLAME [3] 这一经典的人脸参数化建模框架。FLAME 提供了强大的人脸表示能力, 能够高效地建模人脸的几何形状、姿态、表情等多种属性。与此同时, 我们还注意到 DECA [1] 方法是一种基于现实图像

的三维人脸重建方法, 结合了 FLAME[3] 的参数化建模能力, 同时通过轻量化的设计降低了计算复杂度, 能够高效地从单张图片中生成高质量的三维人脸模型。更重要的是, DECA[1] 提供了开源代码和预训练模型, 显著降低了技术实现的门槛, 非常契合我们的需求。

综合考虑实现难度、资源约束和项目需求, 我们最终确定使用 DECA[1] 方法作为人脸参数化建模的核心技术方案。其轻量化设计和高效建模能力为后续的情感分析、参数映射与表情驱动环节提供了坚实的基础。

1.2.2 语音文本转换与基于 LLM 的回复生成: 在本项目的技术架构中, 语音文本间的转换与基于大语言模型 (LLM) 的回复生成共同构成了系统各模块之间的关键桥梁, 其准确性与实时性直接影响整体的交互质量与用户体验。为此, 我们对相关技术方案进行了系统性调研与对比分析。

在语音识别环节, 起初采用了 Google 提供的语音识别工具, 因其已集成于 Python 的 speech_recognition 库中, 具备良好的可用性和开发效率。然而, 在实际测试中, 该工具存在识别准确性波动、中英文混淆、时延较高以及连接不稳定等问题, 难以满足交互系统对实时性与鲁棒性的要求。因此, 我们最终选用了 FunAudioLLM 方案, 以获得更为稳定且响应迅速的中文语音识别效果。

在文本生成方面, 我们曾尝试通过本地部署轻量级预训练语言模型以提升私有性与控制性, 但模型在语义连贯性与生成质量方面表现有限。综合考虑模型能力、部署成本与系统响应时间, 最终决定采用 DeepSeek-V3 的远程 API, 作为回复生成的核心模块, 以保证生成内容自然、语义合理, 同时在实际应用中具备可接受的响应效率。

1.2.3 情绪分析与表情驱动策略: 情绪分析作为系统中的关键环节, 用于桥接用户文本输入与三维表情表现之间的情感语义映射。初期我们尝试采用本地部署模型完成文本情绪识别任务, 但面临部署复杂、资源消耗大、识别准确率不稳定等问题。最终选择基于 DeepSeek-V3 的在线接口, 兼顾识别精度与系统延迟, 有效支撑了表情驱动模块的实时需求。

在表情映射策略上, 尽管我们曾构想通过无监督学习构建文本到表情参数的端到端模型, 但在数据与算力受限的情况下, 难以在项目周期内实现。因此, 我们采用了更为高效的参数映射表方式: 通过分析典型情绪所对应的表情参数组合, 构建一套可覆盖主流情绪类别的参数映射表, 以实现从文本情绪到三维模型表情的基本映射。

在模型驱动方面, 我们选用 FLAME 表情模型, 通过调节其表达参数与姿态参数驱动面部表情变化, 代替原先计划中复杂的 BlendShape 实时绑定方式。在表情动画生成过程中, 采用起始与终止状态间的线性插值策略, 生成自然过渡的动态表情变化序列, 保障了整体呈现效果的平滑与一致性。

1.2.4 混合现实集成与实时呈现: 在得知我们主要使用的开发设备是炫光 Rhino X Pro 眼镜后, 我们针对该设备进行了研究, 如其提供的开发接口和技术文档, 了解其在 AR 和 MR 开发中的解决方案和技术路线, 可以通过该眼镜及其 API 来实现混合现实的集成。

具体来说, 通过 Unity 搭建虚拟环境, 构建 UI 界面和虚拟物体的三维模型并呈现在眼镜的显示界面上。同时, 通过眼镜自带的摄像头、麦克风和音频输出, 实时捕获和呈现现实场景的图像和音频信息。这些信息分别用于以下两个核心功能: 一是基于现实人脸图像生成参数化的三维模型, 二是通过语音识别和自然语言处理实现用户的语音交互。

1.3 项目的基本原理

本项目旨在应对当前混合现实 (Mixed Reality, MR) 环境中人机交互自然性不足的挑战, 提出一种结合人脸建模、语义理解与表情驱动的虚拟角色系统, 提升虚拟角色在 MR 场景中的情绪表现力与互动真实感。系统基于 Unity AR/VR SDK 与燧光 AR 眼镜, 融合人脸重建、语音识别、情感识别、语音合成等多项技术, 构建自然互动的多模态闭环。

项目目标与解决问题. 随着具身智能和 MR 技术的快速发展, 虚拟角色能否具备真实、自然的情感表达能力, 成为决定交互质量的关键问题。传统方法往往表情固定, 难以根据语境做出细腻反应。本项目旨在解决如下问题: 如何实现个性化人脸建模? 如何理解语义并识别情绪? 如何将情绪映射为动态面部动画? 如何在 MR 平台中完成实时渲染与交互?

项目流程描述. 整体系统采用“语音输入 → 内容分析 → 情绪识别 → 表情驱动 → 渲染反馈”闭环流程, 具体包括:

- **图像采集与人脸建模:** 利用 AR 眼镜内置的 camera 2 采集用户面部图像, 借助 DECA[1] 框架提取 Shape (形态学特征)、Expression (表情)、Pose (姿态) 三类参数, 并通过 FLAME[3] 模型生成参数化三维人脸网格。
- **语音识别与语义分析:** 用户通过眼镜麦克风输入语音, 系统采用 FunAudioLLM 识别为文本, 并调用大语言模型 DeepSeek-V3 完成语义生成和情绪分析, 输出七类情绪 (joy, sadness, anger, fear, disgust, surprise, neutral) 中的主导情感。
- **表情驱动与映射:** 将主导情绪映射到预定义的 FLAME[3] 表情参数组合, 经过微调驱动角色模型生成对应表情, 配合 Pose 参数完成自然的面部动画。
- **语音合成与情感语调:** 使用 CosyVoice2-0.5B 模型进行语音合成, 根据情绪主元, 通过给出不同的 prompt 调节语调强度, 实现更具表现力的语言输出。
- **Unity 集成与 AR 展示:** 所有模块最终集成至 Unity, 结合燧光 AR 眼镜 SDK 完成可视化展示与用户交互流程, 支持语音录入、表情渲染与动态响应。

关键技术与模块. 项目涉及以下关键技术模块:

- **参数化三维人脸建模:** 使用 DECA[1] 框架回归 FLAME[3] 模型参数, 生成参数化的人脸网格。
- **语义与情绪识别:** 借助 LLM 对用户输入语句完成语义理解与情感分类, 并量化输出。
- **情绪参数映射机制:** 构建典型情绪与 FLAME[3] 参数映射关系, 提取前 10 项高相关参数用于驱动表情。
- **多模态交互集成:** 将 ASR、LLM、TTS、表情动画渲染在 Unity 中统一管理, 实现端到端闭环交互。

项目完成方式. 项目采用模块化开发方式, 分阶段完成以下任务:

- (1) 实现图像采集与三维人脸建模流程;
- (2) 搭建语音识别与语义情绪分析模块;
- (3) 构建表情驱动系统及参数调优;
- (4) 实现语音合成模块并增强情感语调;
- (5) 最终在 Unity 中整合各模块, 部署至 AR 设备。

项目结果衡量. 系统性能从主观体验与客观指标两方面评估:

- **建模精度:** 通过人工视觉比对的方式, 评估 DECA[1] 输出与真实图像的相似性;

- **情绪识别准确率:** 从生活化语境出发, 检查系统情绪识别是否合乎实际交流习惯;
- **响应时延:** 测量用户输入至系统响应的平均处理时长;

1.4 主要贡献

该系统的设计与实现展示了大语言模型、混合现实、语义驱动表情动画和实时高精度参数化三维建模的有机融合, 为未来 MR 交互系统的情感表达与自然交互提供了可能的解决方案。

2 技术方法

2.1 技术方法与算法实现

2.1.1 现实人脸图像的特征参数提取. 我们基于 DECA[1] 框架的预训练模型, 针对特征参数提取任务进行了优化与改进。在原始方法中, encoder 与 decoder 被集成在一个完整的端到端流程中, 我们通过解耦这两个模块, 将编码器输出的中间特征参数 (如形状、表情和纹理编码) 单独提取出来, 作为后续参数化建模的输入。解耦提高了特征提取的效率, 为后续模块提供了灵活性, 允许对特征参数进行进一步的定制和优化。

具体实现中, 我们在保持 DECA[1] 预训练权重的基础上, 对其数据流进行了重构, 使得中间特征的提取成为一个独立的子功能。通过调整编码器的输出接口, 实现更高效的特征提取流程, 确保与后续建模模块的衔接。

在设计和实现中, 我们权衡了系统复杂性与运行效率之间的关系, 选择了保留预训练模型的权重以减少再训练成本, 同时通过调整数据管线的方式实现了解耦。继承了 DECA[1] 的优点, 适应了对高效率和高灵活性的需求。

2.1.2 参数化建模. 在我们的任务中, 多个模块需要针对三种核心参数——*shape* (形状)、*expression* (表情) 和 *pose* (姿态) 进行动态调整。为了满足这一需求, 我们开发了一个基于 FLAME 模型 [3] 的高效参数化建模服务, 能够通过输入的参数动态生成三维人脸网格模型, 支持单次网格生成以及参数插值生成一系列动态网格。

在实现过程中, 我们解耦了模型的参数化输入与网格生成过程, 构建了一个轻量级的无状态接口层, 支持实时接收参数并生成相应的三维网格。为了支持后续的驱动表情动画, 我们进一步扩展了参数插值功能, 在参数空间内引入线性和非线性插值方法, 实现了连续动态网格的生成, 从而支持模拟复杂的表情变化和姿态过渡。

在设计和实现中, 我们综合考虑了系统的扩展性和实时性需求, 继承了 FLAME 模型的精度和灵活性, 提供了更高的运行效率和扩展能力。

2.1.3 语音文本间转换与基于 LLM 的回复生成. 在系统交互模块中, 语音与文本之间的双向转换以及基于大语言模型 (LLM) 的回复生成构成了核心处理流程。我们采用 FunAudioLLM 作为语音识别工具, 以保障中文语音输入在准确性与实时性方面的表现, 满足连续多轮对话的输入要求。该方案支持稳定识别并具备较快响应速度, 适应系统的在线运行需求。

文本生成部分, 我们使用 DeepSeek-V3 提供的远程 API 接口完成用户回复的语言生成任务。该接口集成高性能语言模型, 能够生成语义连贯、风格自然的文本内容, 支持根据上下文动态生成多轮对话回复。同时, API 响应时延控制在合理范围内, 保证系统在实时交互中的连续性和流畅性。

上述模块的结合实现了从语音输入到文本输出、再到语义生成的完整闭环, 为系统提供了自然语言层面的基础交互能力。

2.1.4 情感分析、参数映射与表情驱动. 在用户语言情绪识别方面, 我们使用 DeepSeek-V3 的情感分析接口, 对输入文本进行主导情绪分类, 从而为三维表情驱动提供高质量情感标签。该方法能够精准区分常见情绪类别, 并具备较高泛化能力与实时性, 适合集成于人机交互系统中。

基于情绪识别结果, 我们设计了一套**参数映射表方案**: 针对每类典型情绪, 预先建立代表性表情模型, 并提取其 FLAME 模型 [3] 中的表达 (Expression) 参数。我们通过实验分析筛选出对表情变化最具影响力的若干关键参数组合, 用于驱动后续三维面部动画的生成, 实现情绪到表情的快速映射。

在三维表情驱动方面, 我们基于 FLAME 模型 [3] 构建表达控制框架, 通过修改其表达参数与姿态参数控制面部表情与头部运动, 实现符合语境的表情响应。为提升动态效果, 采用**插值动画策略**, 在起始与终止状态间执行参数插值, 平滑生成中间帧表情变化, 最终呈现自然、连贯的动态面部动画序列。

2.2 实现过程中的问题及解决方案

2.2.1 表情参数映射方案. 在表情参数映射方案设计上, 我们最初设想构建一个“文本到表情参数”的直接映射模型。该设想基于无监督学习框架, 目标是训练一个能够将自然语言文本输入映射为对应面部表情参数的模型。具体思路包括以下几个步骤:

- **数据采集:** 收集包含人脸图像及对应情感描述的大规模数据集, 结合情感分析模型对文本生成标签, 构建文本-表情对照样本, 覆盖多语言、多情感类别及多样化人群。
- **情感建模:** 基于已有情感识别技术, 从文本中提取主导情绪成分, 并与图像中的面部表情特征进行初步关联。
- **表情参数提取:** 使用 DECA 模型对图像三维重建, 提取结构化 FLAME 表情参数, 作为表情特征的定量表示。
- **模型训练:** 构建并训练深度学习模型 (如 Transformer 或条件式 GAN), 实现从文本直接生成表情参数的能力。
- **多模态融合:** 在单模态映射基础上, 进一步结合语义、视觉及语音信息, 建立多模态情感驱动系统, 提升表情生成的自然度与语境一致性。

然而, 受限于高质量标注数据的稀缺以及硬件计算资源的不足, 该方案在项目周期内难以高效实现。因此我们转而采用更加可控、实现难度较低的**映射表方案**: 预先基于典型情绪类别构建代表性表情模型, 提取对应的 FLAME 参数, 并通过实验筛选出对表情变化影响最显著的前 10 项参数。结合情绪识别结果中的主导情绪信息, 选取对应参数组合, 驱动三维人脸模型的表情变化, 最终构建一套较合理的情绪-参数映射表。

2.3 失败的尝试经历、困难与经验教训

在项目开发过程中, 我们面临了多个技术层面的挑战与限制, 尤其在设备接口支持、模型通用性和系统适配性方面积累了诸多实践经验。

2.3.1 位姿识别与空间映射的挑战. 在将三维人脸模型投射于现实场景中时, 我们尝试利用 AR 眼镜提供的 SDK 接口进行用户头部位置与朝向的动态追踪。然而, 受限于当前设备文档支持不足和接口功能限制, 我们在短时间内难以实现高精度、低延迟的位姿追踪能力, 尤其在人头移动频繁或角度变化剧烈的场景中, 系统表现出明显的模型漂移或失配问题。该问题暴露出系统在空间映射模块上对底层硬件依赖性较强, 缺乏统一适配层支持的弱点。未来有待引入更高精度的空间优化

算法 (如 ICP、SLAM 或卡尔曼滤波结合的追踪机制), 以增强模型对目标人脸的稳定覆盖与动态同步能力。

2.3.2 非人物的识别与适配困难. 项目初期我们曾设想将人脸建模机制泛化至机器人、雕塑等非人物的情感驱动展示。但在实际测试中发现, 主流开源模型如 FLAME、DECA 等在设计时高度依赖人脸解剖结构与人类表情特征, 对于非人物体 (尤其是刚性结构物体) 缺乏适配能力。具体问题体现在: 无法正确提取关键几何特征点、拟合失败、缺少高质量标注数据支持等方面。这一经验表明, 当前的人脸建模范式在泛化性方面仍存在局限, 未来需探索面向多类对象的结构建模算法, 如基于神经隐式表示 (Neural Implicit Field) 或点云驱动的参数建模框架, 并引入针对性训练数据以提升非人物体的建模准确性与鲁棒性。

以上问题的出现促使我们在系统架构设计中更注重模块解耦与接口标准化, 确保未来可替换或扩展更强性能的模式与设备, 提升整体系统的稳定性与适应性。

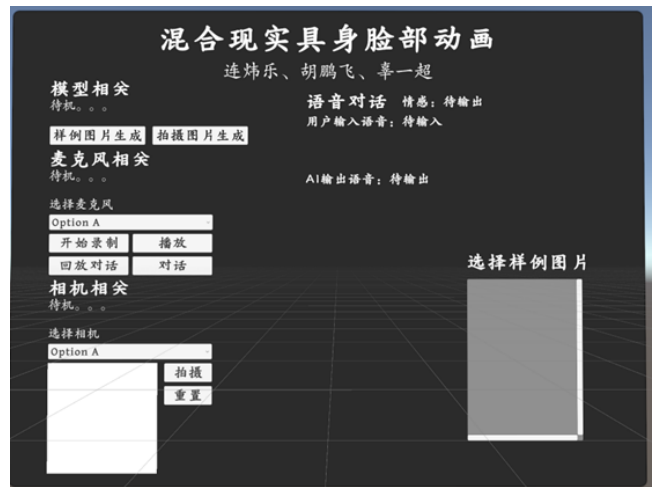


Figure 2: 部署应用的 UI 界面

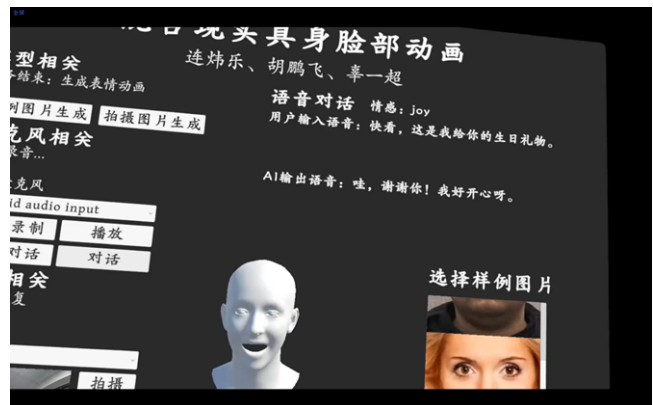


Figure 3: 部署应用的实机使用截图

3 结果

3.1 部署应用实机展示

结果展示包含部署应用的 UI 界面2和部署应用的实机使用截图3 (包含生成模型和驱动表情), 具体实际结果见演示视频。

3.2 性能测试结果

对于真实人脸图像提取特征参数接口测试4, 基于 FLAME 模型单网格参数化生成接口测试5, 这两个测试由于实现的任务很简单, 且属于将拍摄人脸提取特征并建模的过程, 基本可以达到半秒左右的单请求时延, 从而在实际部署应用中基本可以达到点击生成模型按钮后立刻就能生成, 有很好的即时性。

而对于基于 FLAME 模型参数插值的动态网格参数化生成接口测试6, 对输入语音分析生成相关信息及参数表达接口测试7, 这两个接口, 由于任务较为复杂, 比如动态网格需要生成多个 mesh (图中测试插值数为 15, 即生成 15 个插值 mesh), 语音分析过程涉及多个接口和分析过程, 二者步骤加成起来大致有 15 秒左右的延迟。



Figure 4: 真实人脸图像提取特征参数接口: deca-flame-params 测试



Figure 5: 基于 FLAME 模型单网格参数化生成接口: generate-mesh 测试



Figure 6: 基于 FLAME 模型参数插值的动态网格参数化生成接口: generate-interpolated-meshes 测试



Figure 7: 对输入语音分析生成相关信息及参数表达接口: analyze-voice 测试

References

- [1] Yao Feng, Haiwen Feng, Michael J. Black, and Timo Bolkart. 2021. Learning an animatable detailed 3D face model from in-the-wild images. *ACM Trans. Graph.* 40, 4, Article 88 (July 2021), 13 pages. doi:10.1145/3450626.3459936
- [2] Yuxiao He, Yiyu Zhuang, Yanwen Wang, Yao Yao, Siyu Zhu, Xiaoyu Li, Qi Zhang, Xun Cao, and Hao Zhu. 2024. Head360: Learning an Parametric 3D Full-Head for Free-View Synthesis. In *Computer Vision – ECCV 2024: 18th European Conference, Milan, Italy, September 29–October 4, 2024, Proceedings, Part LVI* (Milan, Italy). Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 254–272. doi:10.1007/978-3-031-72992-8_15
- [3] Tianye Li, Timo Bolkart, Michael J. Black, Hao Li, and Javier Romero. 2017. Learning a model of facial shape and expression from 4D scans. *ACM Trans. Graph.* 36, 6, Article 194 (Nov. 2017), 17 pages. doi:10.1145/3130800.3130813
- [4] Shengjie Ma, Yanlin Weng, Tianjia Shao, and Kun Zhou. 2024. 3D Gaussian Blend-shapes for Head Avatar Animation. In *ACM SIGGRAPH 2024 Conference Papers* (Denver, CO, USA) (SIGGRAPH '24). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Article 60, 10 pages. doi:10.1145/3641519.3657462

Received 18 June 2025; revised 18 June 2025; accepted 18 June 2025