

秦浩东, 武胜. 增强现实智能家装系统设计与实现[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(7): 203-210. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240732

增强现实智能家装系统设计与实现

秦浩东, 武胜

(中国电子科技南湖研究院, 浙江 嘉兴 314001)

摘要: 随着人们对美好生活需求的日益增长, 人们对装修的要求不断提高, 家装市场有了长足的发展。然而, 在家装市场上, 仍缺少一款增强现实智能家装应用, 让用户可以针对自家的家庭环境, 自行进行家装的设计后在进行选购。本文基于增强现实技术, 将家装模型渲染到家庭场景中, 并通过手势交互调整模型的位置, 将一个集家装设计与选购于一身的移动端应用提供给消费者, 同时提供一个网页系统给家装厂商用户进行管理。

关键词: 增强现实; 手势交互; 智能家装

中图分类号: TP183

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)07-0203-08

Design and implementation of augmented reality intelligent home decoration system

QIN Haodong, WU Sheng

(China Nanhu Academy of Electronics and Information Technology, Jiaxing 314001, Zhejiang, China)

Abstract: With the increasing demand for a better life and the increasing demand for decoration, the home decoration market has made significant progress. However, in the home decoration market, there is still a lack of an augmented reality intelligent home decoration application that allows users to design their own home decoration according to their own home environment before making purchases. This thesis is based on augmented reality technology, rendering home decoration models into home scenes, adjusting the pose of the model through gesture interaction, and then extending a mobile application that integrates home decoration design and purchasing to provide consumers and users. At the same time, provide a web system for home decoration manufacturer users to manage.

Key words: augmented reality; gesture interaction; intelligent decoration

0 引言

近年来, 家装市场呈现出欣欣向荣的态势^[1]。顾客对于家装的风格要求各不相同, 并且总是在设计落地并亲眼看到之后才发觉自己对于该设计风格的真实感受与想象中的预期有时会相去甚远。本文基于增强现实技术, 设计并实现一个增强现实智能家装系统, 顾客能直观的看到实际的家装效果, 选择更符合其自身需求的家装设计。

增强现实智能家装系统包含以下内容:

(1) 家装模型的增强现实显示。将虚拟家装模型叠加显示在真实场景之中, 核心是三维跟踪注册技术, 即在三维空间中将虚拟信息与真实环境进行

跟踪注册, 进而将虚拟信息与真实场景无缝叠加^[2]。

(2) 手势识别。为了能够直观的与虚拟家装模型进行交互, 采用手势作为交互的媒介, 关键就是对手部的 21 个关键点的识别^[3]。

系统的实现中增强现实部分和手势识别部分均依托于移动端的系统, 提供给顾客进行家装的设计与购买, 此外, 还开发一个网页端系统提供给家装厂商以及管理员, 对家装模型等信息进行管理。

1 增强现实

增强现实智能家装系统的移动端应用使用 Unity 进行开发。在 Unity 添加主场景, 在主场景中

作者简介: 秦浩东(2000-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: AR 软件研究设计, unity3D 渲染引擎和手势识别研究。Email: 2451153211@qq.com; 武胜(1991-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: AR 软件研究设计, unity3D 渲染引擎和手势识别研究。

收稿日期: 2023-05-21

哈尔滨工业大学主办 ◆ 科技创新与应用

通过设置摄像头输入的背景信息以及虚拟模型的渲染序列便可以将虚拟模型渲染在背景之前,从而实现增强现实的效果。但此时若摄像头伴随着用户发生移动,场景中的虚拟模型会跟随摄像头发生移动,不在刚刚设定的位置。而三维跟踪注册技术获取实时相机位姿,再调整相应虚拟信息的姿态,使虚拟模型“固定”在刚刚的位置^[4]。三维跟踪注册技术按设备需求分为基于计算机视觉和基于传感器设备的跟踪注册。而基于传感器设备的三维跟踪注册技术需要借助传感器进行信息的获取,使用成本较高;基于计算机视觉的三维跟踪注册技术仅靠相机拍摄的图像作为输入,包括基于标志物以及无标志物的三维跟踪注册。基于标志物的三维跟踪注册又需要预先在现实目标场景中放置标志物,会给使用者带来额外的负担。

无标志物的三维跟踪注册技术,不需要规则的具有标志性的目标对象,又可分为基于自然特征、基于模型以及基于并行重建的跟踪注册 SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) 方法^[5]。基于自然特征的方法在有遮挡或者缺少纹理的情况下无法准确地跟踪目标,并在摄像机高速运动的状态下成像模糊,也会导致跟踪注册失败。基于模型的跟踪注册技术则需要使用虚拟模型信息作为先验知识。SLAM 方法则是直接在待跟踪注册的未知场景中进行跟踪,同时重建其三维结构。

基于计算机视觉的 SLAM (Visual SLAM) 方法以图像信息作为输入,在增强现实及无人驾驶等领域均有应用^[6]。视觉 SLAM 的主要目标就是估计摄像机的位姿,并通过多视几何理论重构三维地图。采取先提取稀疏的图像特征的方法提高数据处理的速度,再通过匹配特征点进行帧间估计以及回环检测。

特征点检测与匹配, SIFT (Scale - Invariant Feature Transform) 方法在空间和变尺度上均具有较高的定位精度,但在特征点提取上耗时较多,适用于速度要求不高但精度要求较高的场合^[7]; SURF (Speed-Up Robust Features) 方法相比 SIFT 而言,大幅度提升了特征点检测的速度,常用于实时视频流图像的匹配^[8]; FAST (Features from Accelerated Segment Test) 方法专用于特征点的快速检测,用于速度要求较高的场合^[9]。ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) 方法基于 BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Features) 方法进行改进,综合性能较好^[10]。各算法实时性、鲁棒性和计算效率的对比见表 1。

表 1 特征检测与匹配算法对比

Table 1 Comparison of feature detection and matching algorithms

算法	实时性	鲁棒性	计算效率
SIFT	较差	较好	较差
FAST	较好	较好	较好
SURF	中等	较好	中等
ORB	较好	较好	中等

Raul 等^[5]在 2015 年提出基于 ORB 特征匹配的 SLAM 方法,显著提高了 SLAM 的计算效率和鲁棒性; Ni 等^[11]针对于动态环境下的单目视觉机器人提出了一种改进的 ORB-SLAM 算法,引入了一种跟踪失败问题处理机制,进而提高了定位与建图的精度; Fu 等^[12]提出了一种轻量级、高效的 FastORB-SLAM 算法,大大提高了三维跟踪注册的速度; Li 等^[13]提取相邻图像的 ORB 特征,利用改进的 PROSAC (Progressive Sampling Consensus) 算法实现特征点匹配,提高了实时性及精度; Lin 等^[14]提出了一个新的 SLAM 框架,扩展了 ORB-SLAM 在动态环境中的应用范围。

经典的视觉 SLAM 的算法流程:首先,读取摄像机视频流以获取视频帧图像并对其进行预处理;其次,通过视觉里程计对相邻帧之间相机的运动轨迹以及局部地图进行估算;最后,后端接收不同时刻的相机位姿以及回环检测的信息,优化后得到全局一致的轨迹和地图。

而 ORB-SLAM 在视觉 SLAM 的流程中引入地图初始化及回环检测,通过优化选取关键帧以及构建地图的方式,在追踪效果、地图精度及处理速度上有不错的表现。由于 ORB 特征在提取和匹配速度上有优势,同时还具有旋转不变性及尺度不变性,ORB-SLAM 算法选择在每一步都使用统一的 ORB 特征,使 SLAM 在跟踪、三维重建及回环检测等过程中具有内生的一致性。增强现实智能家居系统涉及的增强现实模块部署在移动端,以移动设备摄像头读取的视频作为输入,传入的一般为单目 RGB 图像,而 ORB-SLAM 作为单目视觉 SLAM 系统,很好地贴合本系统的需求,有跟踪、局部建图和回环检测 3 个并行运行的线程。

跟踪线程在每帧中确定相机的位置,同时还决定插入新关键帧的时机。首先从输入的图像帧中提取 ORB 特征点,在未初始化时,用两帧图像进行初始化;将传入的帧与局部地图进行特征匹配,获得最初的相机位姿和特征匹配后,由所有关键帧的共视图提取一个局部可视化地图;利用重投影查找传入帧与局部地图中对应的匹配点;利用匹配点优化相

机的位姿。

局部建图线程接受了从跟踪线程中插入的关键帧, 并对其加以处理, 同时还进行了地图重构。通过把新引入的帧的 ORB 特征和共视图中连接的关键帧的 ORB 特征加以匹配, 最终实现关键帧的位姿特征和对局部图的优化。同时, 还进行冗余关键帧的剔除, 并且按照点云筛选策略删除一些点。

回环检测线程主要负责误差的计算及结果的优化。在每个新传入的关键帧中搜索回环, 若存在, 就计算一个相似性转换, 以查看累积的漂移误差, 将回环的两端对齐并且融合重复的点; 在相似性约束上优化位姿图, 获得全局一致性; 发起一个临时的独立线程, 利用全局光束平差获取最优结构及运动结果。ORB-SLAM 算法结构如图 1 所示。

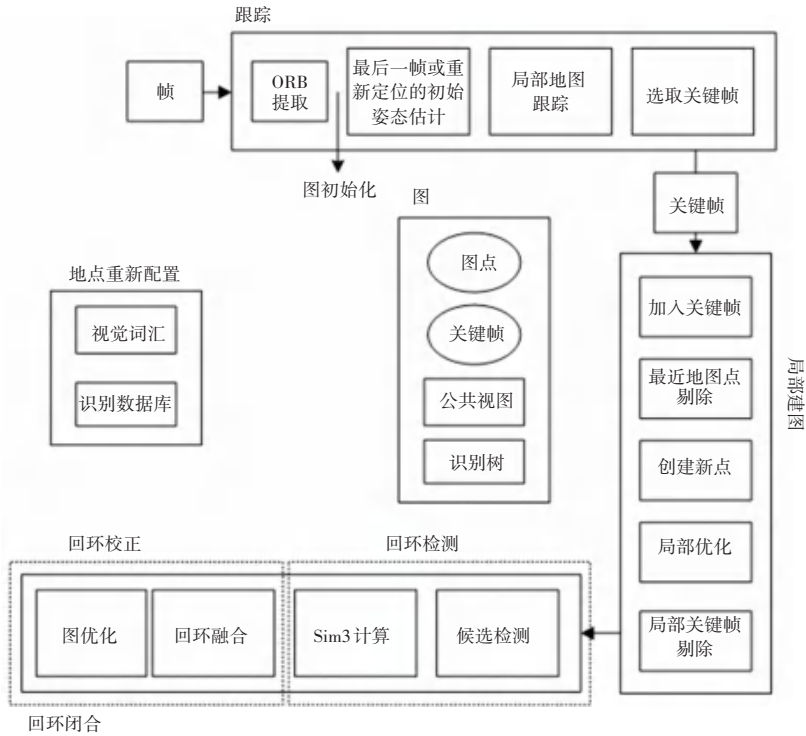


图 1 ORB-SLAM 算法结构图

Fig. 1 ORB-SLAM algorithm structural diagram

创建完成环境地图并跟踪到移动设备摄像头在地图中的位置之后, 使用此信息进行虚拟家装模型的坐标转换, 以自然和逼真的方式将虚拟对象叠加到现实世界中, 放置完成虚拟家装模型后, 用户四处移动时, 模型就固定于刚刚创建完成的环境地图中。

2 手势识别

采用手势指令对模型进行选择、拖拽、旋转以及销毁。手势识别一般分为基于传感器设备和基于视觉的手势识别。基于传感器的方法需要手部佩戴内部设有各种传感器的设备, 给使用者增加了额外的负担; 而基于视觉的手势识别仅以单个或多个摄像头捕捉到的手势图像作为输入, 符合增强现实智能家居系统的需求。

基于传统算法的手势识别中, Shen 等^[15]提出了一种手部运动视觉表示方法, 基于运动散度场, 将手势归一化为灰度图像, 然后在运动散度图上检测显

著区域, 从每个检测到的区域中提取一个局部描述符来捕获局部运动模式, 使用预先训练的词汇表对提取的描述符进行索引, 完成了对新手势序列的识别; Kuremoto 等^[16]提出了一次帧间规划算法 (One-Pass Dynamic Programming, One-Pass DP), 通过在线处理, 完成了对单个手势以及复合手势的识别; Pisharady 等^[17]使用贝叶斯模型生成显著性图, 然后使用支持向量机将手势以形状和纹理特征进行分类; Keskin 等^[18]提出了一种手势识别方法, 具有较强的光照鲁棒性, 使用随机分类森林 (Randomized Classification Forests, RCF) 为深度图像上的每个像素分配类别标签, 而最终手势的类别标签则是通过投票的方法生成的。

使用深度学习方法进行手势识别的相关研究也有很多, Wu 等^[19]提出一种基于双通道卷积神经网络的新算法, 先预处理原始图像, 其次对预处理后的手势图像进行去噪, 最后再对去噪后的手势图像进

行边缘检测;Tang 等^[20]使用图像熵作为量化指标来量化手势视频序列中每一帧的信息,结合密度聚类 and 图像熵提取手势视频中的关键帧,将原始视频序列替换为关键帧序列,在牺牲了部分准确率的情况下显著提高了时间效率;Köpüklü 等^[21]使用一种轻量级的 CNN (Convolutional Neural Network) 做检测器检测手势,使用 ResNeXt-101 模型作为分类器,在 nvGesture 数据集上达到了 83.82% 的准确率;Kopuklu 等^[22]提出使用运动融合帧 (Motion Fused Frames, MFFs) 将运动信息融合到静态图像中,在 ChaLearn LAP IsoGD 和 nvGesture 数据集上分别达到了 54.7% 和 84.7% 的准确率。

而由于手势交互模块部署在移动端,用户一般需要一手持移动设备,另一只手进行交互。此外,可先获取手部 21 个关键点的位置,再对这些关键点进行位置规则的限制来设置手势动作。

目前大多数移动设备的摄像头输入的都是单目 RGB 图像,而基于单目 RGB 图像的手势识别方法中,Panteleris 等^[23]利用给定的 RGB 图像以及相机校准信息,使用检测器进行手的定位,给出图像中手部的裁剪,通过预先训练好的 OpenPose 网络来进行 2D 手部关节位置的估计,通过非线性最小二乘法将估计的 2D 关节位置与手部 3D 模型进行拟合,来恢复手部 3D 姿态;Zimmermann 等^[24]提供了一个可以预先学习网络隐式 3D 关节先验,再结合检测到的关键点估计 3D 手姿的网络,提出了一个基于合成手模型的大规模 3D 数据集,用来进行网络的训练;Mueller 等^[25]提出一个新颖的网络进行图像到图像的翻译,增强合成手图像使其类似于真实的手图像,再训练一个 CNN 来预测 2D 关节热图和 3D 关节位置,最后通过最小化拟合能量来将运动学骨架拟合到 2D 和 3D 预测中,实现手势识别。

采用工作特征曲线下面积 (Area Under Curve, AUC) 和正确关键点百分比 (Percentage of Correct Key Points, PCK) 作为对于手势识别精度的评价指标。

AUC 是 PCK 曲线下面积,PCK 是一定阈值内准确的点的占比,PCK 的计算公式(1):

$$PCK_i^k = \frac{\sum_p \delta\left(\frac{d_{pi}}{d_p^{def}} \leq T_k\right)}{\sum_p 1} \quad (1)$$

其中, δ 是第 p 个样本的第 i 个关键点预测值与真实值之间的距离 d_{pi} 相比第 p 个样本的尺度因子

d_p^{def} 小于人工设定的第 k 个阈值 T_k 的概率。

立体手姿跟踪基准 (Stereo Hand Pose Tracking Benchmark) 为 18 000 对立体图像提供了 21 个关键点的 2D 和 3D 注释,提供了一个人在 6 个不同的背景和不同的光照条件下的手势,并提供了 RGB 图像和 3D 姿势注释,适用于单目手势识别^[26]。

几种单目手势识别方法在立体手姿跟踪数据集上执行精度的对比见表 2, Mueller 等提出的手势识别方法的准确率较高,本文增强现实智能家居系统采用 Mueller 等人的手势识别方法进行 21 个关键点的检测,执行流程可分为 3 个部分,即训练数据生成、手势关节回归以及运动学骨架拟合。

表 2 不同算法精度对比

方法	AUC
Panteleris 等	0.941
Zimmermann 等	0.948
Mueller 等	0.965

由于在数百幅真实的手势图像中标记 3D 关节点位置是不可行的,因此通常使用的是合成的图像。合成图像的主要优点是真实 3D 关节点位置已知,缺点是真实感差。合成图片间的差异限制了 CNN 的泛化能力。本文使用一个基于 CyCleGAN (CyCle Generative Adversarial Network) 的图像到图像的翻译网络,即在 CyCleGAN 的基础上加入额外的几何一致性损失,保证图像变换过程中保持手的姿态,从而将合成图转为真实图。通过合成图像到真实图像的映射产生大量真实图像,给生成后的图添加场景背景,合成与真实数据一致的样本。

为了从 RGB 图像回归到手势的关节点,训练一个 CNN,基于 MobileNet 架构,结合一个基于投影层的细化模块,执行 3D 预测的正交投影,从中创建二维高斯热图,利用这些热图在网络的其余部分获取最终的 2D 和 3D 预测,2D 关节点位置在图像空间中以热图的形式表示,3D 位置表示为相对于根关节的 3D 坐标。回归的 2D 和 3D 关节是相辅相成,2D 热图能够表示不确定性,而 3D 位置能够解决深度模糊,使用一个基于投影层的细分模块来更好地结合二维和三维的预测,对中间 3D 预测正投影,从中创建 2D 高斯热图,利用这些热图进行最终的 2D 和 3D 预测。

根据 DOF (Degree of Freedom) 手关节自由度模型建立运动学手模型,根据关键点的三维世界坐标、根节点的旋转以及每个关节的自由度的链接角度

的所有取值组合构建一个运动学树,并计算输入的 2D 关键点热图和 3D 关节点最匹配的手模型。

给定 RGB 视频流使用 CNN 手关节点预测网

络,预测 2D 热图和 3D 关节点位置。回归之后,拟合预测 2D 和 3D 骨架。手势识别的整体结构图如图 2 所示。

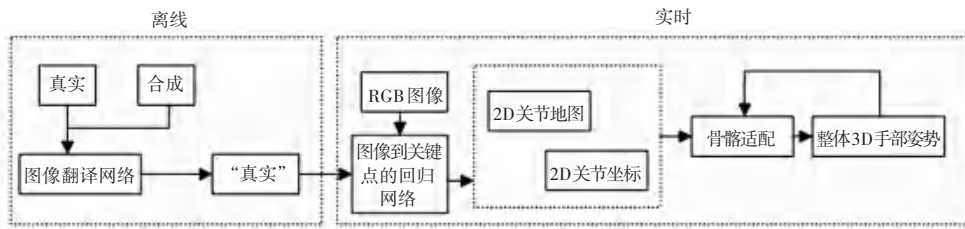


图 2 手势识别整体结构图

Fig. 2 Overall structure diagram of gesture recognition

训练完成后,将程序打包为动态链接库,放在 unity 中执行,读入视频流后作为该动态链接库的输入,输出为每帧的识别结果,即每帧输出 21 个三维坐标,创建测试场景,将红球设置为 21 个关键点位置,用线连接起来,结果及其每个关键点的序号如图 3 所示。

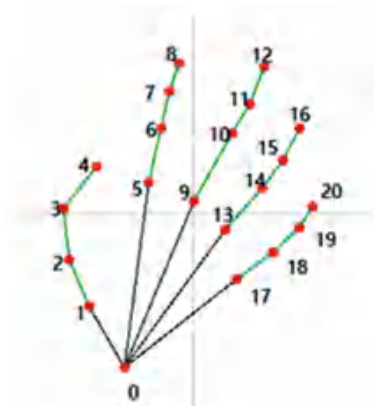


图 3 Unity 端测试结果及关键点标注图

Fig. 3 Unity test results and key point annotation diagram

考虑到日常的操作习惯以及所需的选择、拖拽、旋转及销毁 4 种指令,识别 3 种静态手势,如图 4 所示。设置如图 4(a)的手势为选择手势,并根据食指的指向进行模型的碰撞检测以选择模型。以图 4(b)握拳手势进行平移,以 0 号点的上下左右位移进行模型的上下左右位移,再翻转手后,可进行模型的前后左右位移。以图 4(c)的手势表示旋转及销毁,当“长时间”保持这个姿势并进行手的左右移动时,模型进行平面的旋转,而当食指与拇指触碰之后立刻松开表示销毁手势,通过在触发该手势时添加计数器,每帧增加 1,当超过设定的阈值(大于 5)表示旋转手势,否则表示销毁手势。

对 21 个关键点坐标进行规则的限制来对应 3 种手势,由于仅有一只手输入,根据 5 号点和 17 号

点的左右位置关系判断手掌翻转与否。对于手指的屈伸,以拇指为例,根据 0 号点到 2 号点的连线与 3 号点到 4 号点的连线的夹角的大小进行手指屈伸的判断,对于图 4(c)的手势,可通过判断 4 号点和 8 号点的距离(小于 2cm)以及其余三指的屈伸进行判断。

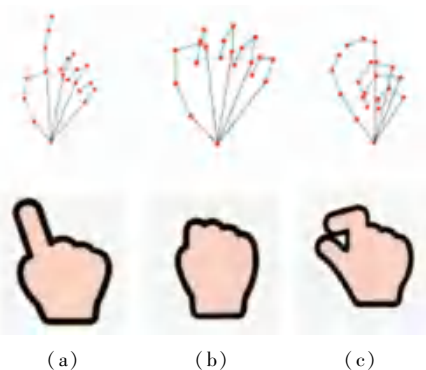


图 4 手势设定图

Fig. 4 Gesture setting diagram

3 系统设计

3.1 用例分析

增强现实智能家居系统采用增强现实技术应用于移动端,应用到移动设备上。用户需要通过摄像头传入场景信息,然后将虚拟的家装模型融合到真实场景中,同时通过手势与虚拟模型进行交互。此外用户还需登录并对设计完成的场景内的家装进行购买,同时还要对订单进行处理。

而在网页端,管理员、家装厂商用户可对安卓端消费者用户可操作的虚拟模型进行管理。为了系统的完整,还需要进行用户的登录以及用户信息的管理,对分类的管理以及对订单的管理。为了方便管理员和家装厂商了解系统及个人店铺的售卖信息,还需对系统中的数据进行图表统计。

综合上述需求,设计系统的用例图如图 5 所示。

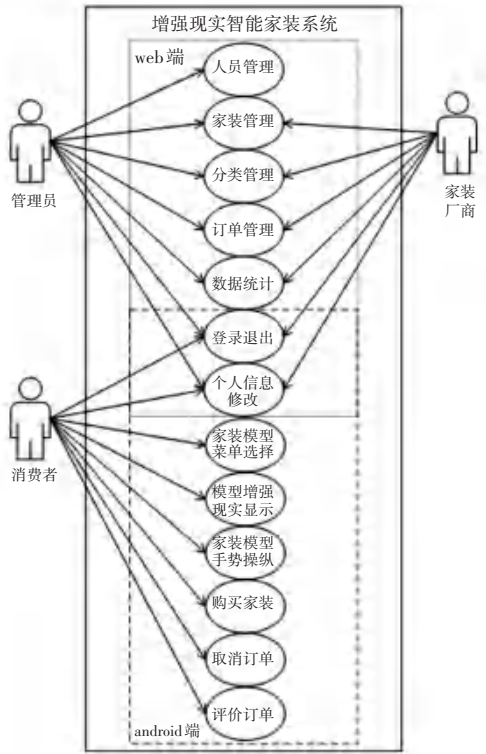


图5 系统用例图

Fig. 5 System use case diagram

3.2 系统总体设计

增强现实智能家装系统在移动端进行家装的设计,在网页端进行家装的管理。移动端的核心功能

主要是基于增强现实模块的家装显示以及基于手势交互模块的家装设计。模型数据以及移动端消费者用户的数据存放于家装模型数据库。网页端主要是对家装模型数据库的管理,基于 Springboot 开发框架设计与实现。系统核心架构如图 6 所示。

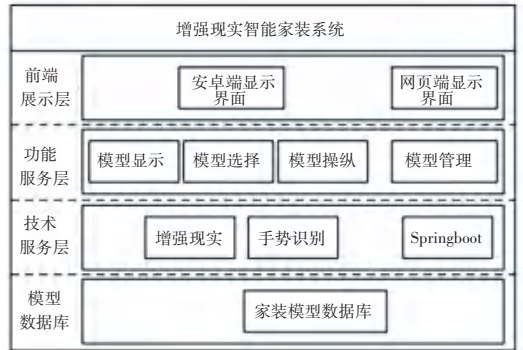


图6 系统核心架构图

Fig. 6 System core architecture diagram

根据系统的需求,涉及到管理员、家装厂商和消费者 3 类人员,每类人员对应一张数据表,家装作为系统的核心也对应一张表,为了方便家装的管理,还创建了一张分类表,每个家装厂商可以有多个分类和多个家装,每个分类下有多个家装。消费者需要对家装进行购买,便有了一张订单表。此外,创建一张暂存表,保存用户退出后的当前场景中的家装。系统 E-R 图如图 7 所示。

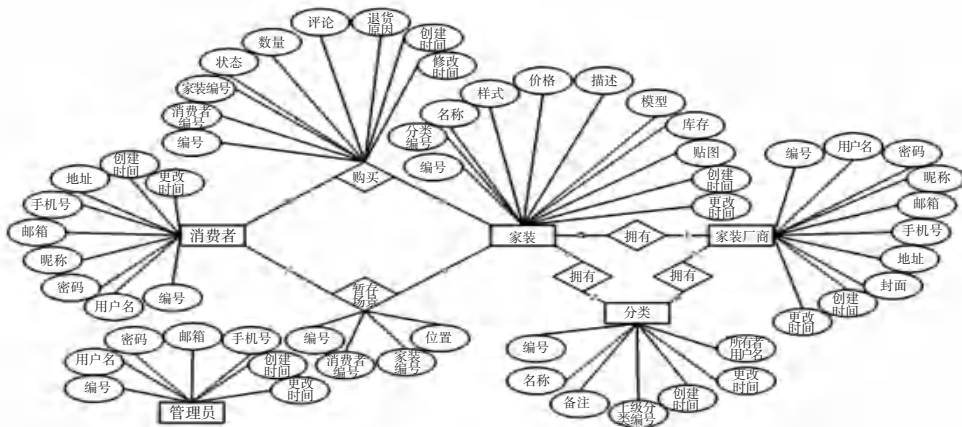


图7 系统 E-R 图

Fig. 7 System E-R diagram

4 系统实现

4.1 网页端实现

网页端采用前后端分离模式进行技术架构,后端服务开发采用基于 SSM (Springboot + Spring + MyBatis) 框架改进而来的 Springboot 开发框架,通过注解的形式来对组件进行自动的装配。前端开发采用 Vue 框架,布局采用 ElementUI 组件库,图表使用

Echarts 组件库,前后端的数据通信采用 Axios 异步网络请求方式调用。

网页端包括用户的登录注册及个人信息修改的基础部分,为方便家装厂商对家装及订单进行管理,提供分类管理模块、家装管理模块以及订单处理模块。此外,还提供数据统计模块,用户可以看到已完成订单、退货订单以及库存的统计折线图。而对管理员用户,除了能处理所有家装厂商的家装数据,还

提供了人员管理的服 务。

4.2 移动端系统实现

移动端提供给消费用户, 在 unity 端进行开发, 打包好的手势识别算法以及 ORB -SLAM 算法也放在 unity 端, 获取手部 21 个关键点坐标以及 SLAM 获取的一系列坐标; 通过 http 访问 Springboot 后台, 读取数据库, 通过读取并删改用户信息、家装信息以及订单信息; 通过手势识别出的坐标变换进行家装模型的位姿变换, 再通过 ORB-SLAM 获取的坐标进行摄像头及模型的坐标变换。

移动端选择家装厂商及家装获取家装模型, 并通过读取模型及贴图文件增强现实显示到场景中。移动端整体流程如图 8 所示。

面如图 9 所示。



图 9 移动端应用主页面图

Fig. 9 Main page image of mobile applications

在系统开发完成之后, 进行了功能及业务逻辑的测试, 本文的增强现实智能家装系统业务流程严谨, 数据统计准确翔实, 达到预期目标。

5 结束语

本文基于现有的手势识别方法及 ORB -SLAM 算法设计出一套新的增强现实智能家装系统, 并进行了相应的功能测试, 验证了系统的可行性。但由于系统处于一期开发阶段, 购买功能还处于概念阶段, 并没有接入网银支付。此外, 前端的 UI 界面的美观度还待优化。在下一步的工作中, 可通过专业的设计人员对界面进行设计并重写, 之后可申请商家资质, 再进行微信和支付宝等的网银支付。

参考文献

- [1] 刘鑫鹏, 宋豫军, 王江流. 基于智能化家装设计的创新创业项目可行性分析[J]. 科技经济市场, 2022(3): 1-4.
- [2] LAMPROPOULOS G. Augmented reality and virtual reality in education: Public perspectives, sentiments, attitudes, and discourses[J]. Education Sciences, 2022, 12(11): 798-798.
- [3] MOON J, SASANGO HAR F, PERES S C, et al. Investigating incident management teams as cognitive systems of systems via network analysis of real time interactions[C]//Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting. IEEE, 2019: 1955-1956.
- [4] WANG Yue, ZHANG Shusheng, BAI Xiaoliang. A 3D tracking and registration method based on point cloud and visual features for augmented reality aided assembly system [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, IEEE, 2019, 37(1): 143-151.
- [5] MUR - ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D, et al. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [6] DAIVSON A J, REID I D, MOLTON N D, et al. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1052-1067.
- [7] SHAHROKHI M, AKOUSHIDEH A, SHAHBAHRAMI A. Image copy-move forgery detection using combination of scale-invariant feature transform and local binary pattern features[J]. International Journal of Image and Graphics, 2022, 22(5): 2250048.
- [8] Andriyandi A P. Augmented reality using features accelerated segment test for learning tajweed [J]. Telecommunication Computing Electronics and Control, 2020, 18(1): 208-208.

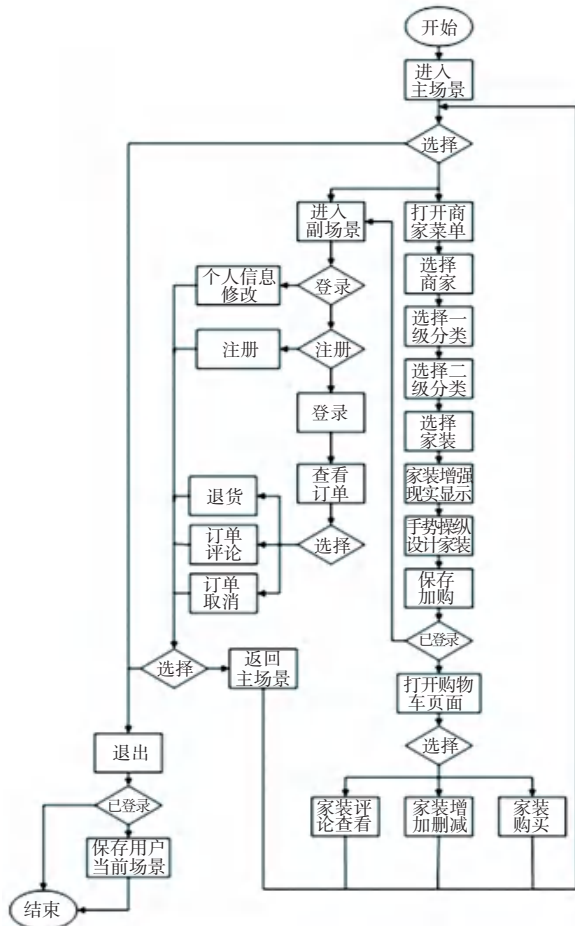


图 8 移动端流程图

Fig. 8 Mobile process diagram

用户完成家装的设计之后, 用户可将家装保存加入购物车, 在购物车页面还可查看该家装的详细信息以及评价, 同时可对家装进行增加、减少及删除, 此外还有用户的登录注册, 订单处理功能。当用户退出时, 还会保存当前场景中的家装及相机位姿信息用于下次登录时还原本次的设计。移动端主页

- [9] JIANG H, GAO M, YANG K, et al. Neonatal fundus image registration and mosaic using improved speeded up robust features based on shannon entropy [C]//Proceedings of the 2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). IEEE, 2021; 3004-3007.
- [10] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [C]// Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision. IEEE, 2012; 2564-2561.
- [11] NI Jianjun, WANG Xiaotian, GONG Tao. An improved adaptive ORB-SLAM method for monocular vision robot under dynamic environments[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2022, 13(12) : 3821-3836.
- [12] FU Q, YU H, WANG X, et al. Fast ORB-SLAM without keypoint descriptors[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 31: 1433-1446.
- [13] LI Q, JIA K, WANG Y X. An improved feature matching ORB-SLAM algorithm [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1693(1) : 012068.
- [14] CUI L, WEN F. A monocular ORB-SLAM in dynamic environments[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1168(5) : 052037.
- [15] SHEN X, HUA G, WILLIAMS L, et al. Dynamic hand gesture recognition: An exemplar-based approach from motion divergence fields[J]. Image and Vision Computing, 2012, 30(3) : 227-235.
- [16] KUREMOTO T, KINOSHITA Y, FENG L, et al. A gesture recognition system with retina-v1 model and one-pass dynamic programming[J]. Neurocomputing, 2013, 116: 291-300.
- [17] PISHARADY P K, VADAKKEPAT P, LOH A P. Attention based detection and recognition of hand postures against complex backgrounds[J]. International Journal of Computer Vision, 2013, 101(3) : 403-419.
- [18] KESKIN C, KIRAC F, KARA Y E, et al. Randomized decision forests for static and dynamic hand shape classification [C]// Proceedings of the 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. IEEE, 2012; 31-36.
- [19] WU X Y. A hand gesture recognition algorithm based on DC-CNN[J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(13) : 9193-9205.
- [20] TANG H, LIU H, XIAO W, et al. Fast and robust dynamic hand gesture recognition via key frames extraction and feature fusion [J]. Neurocomputing, 2019, 331: 424-433.
- [21] KÖPÜKLÜ O, GUNDUZ A, KOSE N, et al. Real-time hand gesture detection and classification using convolutional neural networks[C]// Proceedings of the 2019 14th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2019). IEEE, 2019; 1-8.
- [22] KOPUKLU O, KOSE N, RIGOLL G. Motion fused frames: Data level fusion strategy for hand gesture recognition [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2018; 2103-2111.
- [23] PANTELIERIS P, OIKONOMIDIS I, ARGYROS A. Using a single rgb frame for real time 3D hand pose estimation in the wild [C]//Proceedings of 2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). IEEE, 2018; 436-445.
- [24] ZIMMERMANN C, BROX T. Learning to estimate 3D hand pose from single rgb images[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE 2017; 4903-4911.
- [25] MUELLER F, BERNARD F, SOTNYCHENKO O, et al. Generated hands for real-time 3D hand tracking from monocular rgb [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018; 49-59.
- [26] ZHANG J, JIAO J, CHEN M, et al. 3D hand pose tracking and estimation using stereo matching [J]. arXiv preprint arXiv:1610.07214, 2016.