



(21) 申请号 202410948131.6

H04N 13/302 (2018.01)

(22) 申请日 2024.07.16

G06V 40/16 (2022.01)

G06V 10/82 (2022.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 118509569 A

(56) 对比文件

CN 116723308 A, 2023.09.08

(43) 申请公布日 2024.08.16

审查员 李颖

(73) 专利权人 广东方天软件科技股份有限公司

地址 523000 广东省东莞市南城街道黄金

路1号东莞天安数码城F区3栋1303单

元

(72) 发明人 卢梦帆

(74) 专利代理机构 广东灵顿知识产权代理事务

所(普通合伙) 44558

专利代理师 赖耀华

(51) Int. Cl.

H04N 13/106 (2018.01)

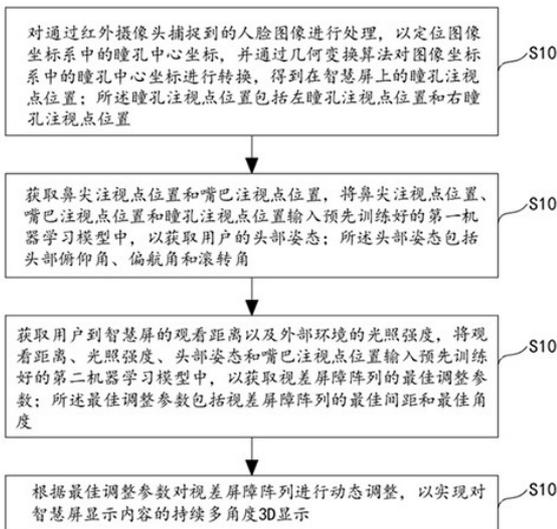
权利要求书4页 说明书12页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法及系统

(57) 摘要

本发明涉及显示技术领域,本发明公开了一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法及系统,包括:定位图像坐标系中的瞳孔中心坐标,并通过几何变换算法获取瞳孔注视点位置;将鼻尖注视点位置、嘴巴注视点位置和瞳孔注视点位置输入预先训练好的第一机器学习模型中,以获取用户的头部姿态;将观看距离、光照强度、头部姿态和嘴巴注视点位置输入预先训练好的第二机器学习模型中,以获取视差屏障阵列的最佳调整参数;根据最佳调整参数对视差屏障阵列进行动态调整,以实现智慧屏显示内容的持续多角度3D显示;本发明能确保用户在不同视角下都能体验到最佳的广告3D效果。



1. 一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法,所述智慧屏上设置有视差屏障阵列和摄像模组,所述摄像模组包括至少2个红外摄像头,其特征在于,所述方法包括:

对通过红外摄像头捕捉到的人脸图像进行处理,以定位图像坐标系中的瞳孔中心坐标,并通过几何变换算法对图像坐标系中的瞳孔中心坐标进行转换,得到在智慧屏上的瞳孔注视点位置;所述瞳孔注视点位置包括左瞳孔注视点位置和右瞳孔注视点位置;

其中,所述对图像坐标系中的瞳孔中心坐标进行转换,包括:

对红外摄像头进行相机标定,获取相机内参;所述内参包括焦距 (f_x, f_y) 和图像光心坐标 (c_x, c_y) ;

提取瞳孔的图像坐标系中的瞳孔中心坐标 (x_p, y_p) ,通过内参矩阵 K 的逆变换,得到相机坐标系中的瞳孔中心坐标 p_c :

$$K = \begin{pmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix};$$

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = K^{-1} \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{f_x} & 0 & -\frac{c_x}{f_x} \\ 0 & \frac{1}{f_y} & -\frac{c_y}{f_y} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{pmatrix};$$

式中: $p_c = (X, Y, Z)$;

获取相机光心坐标 O_c ,根据相机坐标系中的瞳孔中心坐标 p_c 和相机光心坐标 O_c ,计算视线向量 $\vec{V} = p_c - O_c$,并根据相机光心坐标 O_c 和视线向量 \vec{V}_c 设定视线方程: $\vec{P}(t) = O_c + t\vec{V}$;式中: $\vec{P}(t)$ 为是视线方程,表示视线在 t 参数下的位置; t 为参数; $O_c = (x_c, y_c, z_c)$;

设定智慧屏的屏幕平面方程为: $Ax + By + Cz + D = 0$;式中: A, B, C 是平面的法向量, D 是常数项, (x, y, z) 是空间中的点在屏幕平面上的坐标;

将视线方程代入屏幕平面方程,求解参数 t :

$$t = \frac{-Ax_c - By_c - Cz_c - D}{AX + BY + CZ};$$

将参数 t 代入视线方程中,计算出注视点位置 (x_s, y_s, z_s) :

$$P_s = O_c + t\vec{V} = \begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{pmatrix} + t \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_c + tX \\ y_c + tY \\ z_c + tZ \end{pmatrix};$$

式中: $P_s = (x_s, y_s, z_s)$;

获取鼻尖注视点位置和嘴巴注视点位置,将鼻尖注视点位置、嘴巴注视点位置和瞳孔

注视点位置输入预先训练好的第一机器学习模型中,以获取用户的头部姿态;所述头部姿态包括头部俯仰角、偏航角和滚转角;

获取用户到智慧屏的观看距离以及外部环境的光照强度,将观看距离、光照强度、头部姿态和嘴巴注视点位置输入预先训练好的第二机器学习模型中,以获取视差屏障阵列的最佳调整参数;所述最佳调整参数包括视差屏障阵列的最佳间距和最佳角度;

根据最佳调整参数对视差屏障阵列进行动态调整,以实现智慧屏显示内容的持续多角度3D显示。

2. 根据权利要求1所述的基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法,其特征在于,所述对通过红外摄像头捕捉到的人脸图像进行处理,包括:

对人脸图像噪声过滤后进行灰度化处理,得到灰度图像;

获取预存的瞳孔模板图像,设置步长为1,通过滑动窗口方式将瞳孔模板图像放置于灰度图像上进行交叉相关计算,以获取灰度图像上每个重叠窗口的相似度,得到Q个相似度,Q为大于零的整数;

按数值从大到小对Q个相似度进行排序,将排序第一相似度对应的重叠窗口标记为瞳孔区域;

对灰度图像进行高斯模糊,突出瞳孔区域,并利用霍夫变换确定瞳孔的圆形边界,并获取圆形边界的中心坐标,将中心坐标标记为图像坐标系中的瞳孔中心坐标;其中,所述瞳孔中心坐标包括左瞳孔中心坐标和右瞳孔中心坐标。

3. 根据权利要求2所述的基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法,其特征在于,所述对通过红外摄像头捕捉到的人脸图像进行处理,还包括:

对人脸图像噪声过滤后得到灰度图像进行高斯模糊;

加载Dlib库中的预训练人脸检测模型,将高斯模糊后的灰度图像输入Dlib库中的预训练人脸检测模型中,得到人脸边界区域;

加载Dlib库的68点面部特征点检测模型,将图像形式的人脸边界区域输入Dlib库的68点面部特征点检测模型中,得到U个面部特征点的坐标,U为大于零的整数;

提取U个面部特征点中瞳孔特征点的坐标,将瞳孔特征点的坐标标记为图像坐标系中的瞳孔中心坐标。

4. 根据权利要求3所述的基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法,其特征在于,所述预先训练好的第一机器学习模型的训练逻辑如下:

获取历史头部姿态训练数据,将历史头部姿态训练数据划分为头部姿态训练集和头部姿态测试集;所述历史头部姿态训练数据中包含头部姿态特征数据及其对应的头部姿态;

其中,所述头部姿态特征数据包括鼻尖注视点位置、嘴巴注视点位置和瞳孔注视点位置;

构建第一回归网络,将头部姿态训练集中的头部姿态特征数据作为第一回归网络中的输入数据,以及将头部姿态训练集中的头部姿态作为第一回归网络中的输出数据,训练第一回归网络,得到初始第一回归网络;

利用头部姿态测试集对初始第一回归网络进行模型验证,输出小于等于预设第一测试误差阈值的初始第一回归网络作为第一机器学习模型。

5. 根据权利要求4所述的基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法,其特征在于,所述预先

训练好的第二机器学习模型的训练逻辑如下：

获取历史调整参数训练数据，将历史调整参数训练数据划分为调整参数训练集和调整参数测试集；所述历史调整参数训练数据中包含调整参数特征数据及其对应的最佳调整参数；

其中，所述调整参数特征数据包括观看距离、光照强度、头部姿态和嘴巴注视点位置；

构建第二回归网络，将调整参数训练集中的调整参数特征数据作为第二回归网络的输入数据，以及将调整参数训练集中的最佳调整参数作为第二回归网络的输出数据，对第二回归网络进行训练，得到初始第二回归网络；

利用调整参数测试集对初始第二回归网络进行模型验证，输出小于等于预设第二测试误差阈值的初始第二回归网络作为第二机器学习模型。

6. 根据权利要求5所述的基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法，其特征在于，所述历史调整参数训练数据中的最佳调整参数，通过利用遗传算法寻优后获取得到；

其中，利用遗传算法获取最佳调整参数的逻辑如下：

a1: 初始化种群: 随机产生原始种群，所述原始种群中包含Y个个体，每个个体代表一组视差屏障阵列的间距和角度，Y为大于零的整数；

a2: 适应度评估: 在每一个体下，获取智慧屏显示内容的3D画面清晰度和立体视差；将3D画面清晰度和立体视差输入预构建的适应度函数中，计算得到每个个体的适应度；

a3: 选择: 采用轮盘赌法选择原始种群中两个适应度高的个体作为父本和母本；

a4: 交叉: 对父本和母本进行交叉操作，以产生新的个体；

a5: 变异: 对新的个体进行变异操作，得到E个新的个体，将E个新的个体组合为新种群，并将新种群替换掉原始种群，并返回步骤a2；

a6: 重复上述步骤a2 ~ a5，直至原始种群或新种群中个体的适应度大于等于预设的适应度阈值，或迭代次数大于等于预设最大迭代次数阈值时，输出对应个体代表的视差屏障阵列的间距和角度作为最佳调整参数，得到视差屏障阵列的最佳间距和最佳角度。

7. 根据权利要求6所述的基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法，其特征在于，所述预构建的适应度函数的计算公式为：
$$\text{Fitness} = \frac{1}{2} \left(\frac{\alpha_s}{\alpha_b} + \frac{\beta_s}{\beta_b} \right)$$
；Fitness为适应度， α_s 为3D画面清晰度， α_b 为清晰度的参考值， β_s 为立体视差， β_b 为立体视差的参考值。

8. 一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示系统，其特征在于，包括：

数据获取模块，用于对通过红外摄像头捕捉到的人脸图像进行处理，以定位图像坐标系中的瞳孔中心坐标，并通过几何变换算法对图像坐标系中的瞳孔中心坐标进行转换，得到在智慧屏上的瞳孔注视点位置；所述瞳孔注视点位置包括左瞳孔注视点位置和右瞳孔注视点位置；

其中，所述对图像坐标系中的瞳孔中心坐标进行转换，包括：

对红外摄像头进行相机标定，获取相机内参；所述内参包括焦距 (f_x, f_y) 和图像光心坐标 (c_x, c_y) ；

提取瞳孔的图像坐标系中的瞳孔中心坐标 (x_p, y_p) ，通过内参矩阵K的逆变换，得到相

机坐标系中的瞳孔中心坐标 p_c :

$$K = \begin{pmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix};$$

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = K^{-1} \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{f_x} & 0 & -\frac{c_x}{f_x} \\ 0 & \frac{1}{f_y} & -\frac{c_y}{f_y} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{pmatrix};$$

式中: $p_c = (X, Y, Z)$;

获取相机光心坐标 O_c ,根据相机坐标系中的瞳孔中心坐标 p_c 和相机光心坐标 O_c ,计算视线向量 $\vec{V} = p_c - O_c$,并根据相机光心坐标 O_c 和视线向量 \vec{V} 设定视线方程: $\vec{P}(t) = O_c + t\vec{V}$;式中: $\vec{P}(t)$ 为是视线方程,表示视线在 t 参数下的位置; t 为参数; $O_c = (x_c, y_c, z_c)$;

设定智慧屏的屏幕平面方程为: $Ax + By + Cz + D = 0$;式中: A, B, C 是平面的法向量, D 是常数项, (x, y, z) 是空间中的点在屏幕平面上的坐标;

将视线方程代入屏幕平面方程,求解参数 t :

$$t = \frac{-Ax_c - By_c - Cz_c - D}{Ax + By + Cz};$$

将参数 t 代入视线方程中,计算出注视点位置 (x_s, y_s, z_s) :

$$P_s = O_c + t\vec{V} = \begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{pmatrix} + t \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_c + tX \\ y_c + tY \\ z_c + tZ \end{pmatrix};$$

式中: $P_s = (x_s, y_s, z_s)$;

姿态确定模块,用于获取鼻尖注视点位置和嘴巴注视点位置,将鼻尖注视点位置、嘴巴注视点位置和瞳孔注视点位置输入预先训练好的第一机器学习模型中,以获取用户的头部姿态;所述头部姿态包括头部俯仰角、偏航角和滚转角;

调整参数获取模块,用于获取用户到智慧屏的观看距离以及外部环境的光照强度,将观看距离、光照强度、头部姿态和嘴巴注视点位置输入预先训练好的第二机器学习模型中,以获取视差屏障阵列的最佳调整参数;所述最佳调整参数包括视差屏障阵列的最佳间距和最佳角度;

立体显示控制模块用于根据最佳调整参数对视差屏障阵列进行动态调整,以实现智慧屏显示内容的持续多角度3D显示。

一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及显示技术领域,更具体地说,本发明涉及一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法及系统。

背景技术

[0002] 随着信息技术和显示技术的发展,三维立体显示技术在广告、娱乐、教育等领域得到了广泛应用;传统的3D显示技术主要依赖于佩戴特殊眼镜来实现立体视觉效果,但这种方式存在诸多不便,如佩戴不适、设备成本高等问题;为了解决这些问题,裸眼3D显示技术应运而生;裸眼3D显示技术无需用户佩戴眼镜,能够通过显示屏实现立体视觉效果,极大地提升了用户体验和观看便利性;在公共场所尤其是社区内,广告信息传播是社区服务的重要组成部分;社区广告智慧屏作为一种新型的广告媒介,通过数字化和智能化手段,能够实时、精准地向社区居民传递各种信息;然而,现有的社区广告智慧屏大多采用平面显示,信息展示的效果和吸引力有限,难以充分发挥其广告展示效能。

[0003] 目前,现有广告智慧屏显示系统大多采用平面显示进行展示,虽然存在部分的3D显示方式,例如公告号为CN115933217A的中国专利公开了一种裸眼3D广告在扶手显示终端的实现方法、系统,该发明通过在显示屏上集成设置光栅模组,实现了对广告的3D展示;但对上述方法以及现有技术进行研究和实际应用发现,上述方法以及现有技术至少存在以下部分缺陷:

[0004] (1)无法跟踪观看用户的头部姿态以及眼睛在智慧屏上的瞳孔视点,进而易导致随着观看用户的方位变化,会使得观看用户会看到重影、失真或模糊等异常显示现象;

[0005] (2)无法在获取头部姿态和瞳孔视点的基础上,实时确定视差屏障阵列的最佳调整参数,进而无法实时调整视差屏障阵列的间距和角度,进一步地,则无法能够保证用户在不同角度观看到智慧屏的显示内容均为3D影像,进而难以提高智慧屏广告的播放显示效果以及用户对智慧屏广告的观看体验感。

发明内容

[0006] 为了克服现有技术的上述缺陷,本发明的实施例提供一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法及系统。

[0007] 为实现上述目的,本发明提供如下技术方案:

[0008] 一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法,所述智慧屏上设置有视差屏障阵列和摄像模组,所述摄像模组包括至少2个红外摄像头,所述方法包括:

[0009] 对通过红外摄像头捕捉到的人脸图像进行处理,以定位图像坐标系中的瞳孔中心坐标,并通过几何变换算法对图像坐标系中的瞳孔中心坐标进行转换,得到在智慧屏上的瞳孔注视点位置;所述瞳孔注视点位置包括左瞳孔注视点位置和右瞳孔注视点位置;

[0010] 获取鼻尖注视点位置和嘴巴注视点位置,将鼻尖注视点位置、嘴巴注视点位置和瞳孔注视点位置输入预先训练好的第一机器学习模型中,以获取用户的头部姿态;所述头

部姿态包括头部俯仰角、偏航角和滚转角；

[0011] 获取用户到智慧屏的观看距离以及外部环境的光照强度,将观看距离、光照强度、头部姿态和嘴巴注视点位置输入预先训练好的第二机器学习模型中,以获取视差屏障阵列的最佳调整参数;所述最佳调整参数包括视差屏障阵列的最佳间距和最佳角度;

[0012] 根据最佳调整参数对视差屏障阵列进行动态调整,以实现智慧屏显示内容的持续多角度3D显示。

[0013] 进一步地,所述对通过红外摄像头捕捉到的人脸图像进行处理,包括:

[0014] 对人脸图像噪声过滤后进行灰度化处理,得到灰度图像;

[0015] 获取预存的瞳孔模板图像,设置步长为1,通过滑动窗口方式将瞳孔模板图像放置于灰度图像上进行交叉相关计算,以获取灰度图像上每个重叠窗口的相似度,得到Q个相似度,Q为大于零的整数;

[0016] 按数值从大到小对Q个相似度进行排序,将排序第一相似度对应的重叠窗口标记为瞳孔区域;

[0017] 对灰度图像进行高斯模糊,突出瞳孔区域,并利用霍夫变换确定瞳孔的圆形边界,并获取圆形边界的中心坐标,将中心坐标标记为图像坐标系中的瞳孔中心坐标;其中,所述瞳孔中心坐标包括左瞳孔中心坐标和右瞳孔中心坐标。

[0018] 进一步地,所述对通过红外摄像头捕捉到的人脸图像进行处理,还包括:

[0019] 对人脸图像噪声过滤后得到灰度图像进行高斯模糊;

[0020] 加载Dlib库中的预训练人脸检测模型,将高斯模糊后的灰度图像输入Dlib库中的预训练人脸检测模型中,得到人脸边界区域;

[0021] 加载Dlib库的68点面部特征点检测模型,将图像形式的人脸边界区域输入Dlib库的68点面部特征点检测模型中,得到U个面部特征点的坐标,U为大于零的整数;

[0022] 提取U个面部特征点中瞳孔特征点的坐标,将瞳孔特征点的坐标标记为图像坐标系中的瞳孔中心坐标。

[0023] 进一步地,所述将图像坐标系中的瞳孔中心坐标转换为用户在智慧屏上的注视点位置,包括:

[0024] 对红外摄像头进行相机标定,获取相机内参;所述内参包括焦距 (f_x, f_y) 和图像光心坐标 (c_x, c_y) ;

[0025] 提取瞳孔的图像坐标系中的瞳孔中心坐标 (x_p, y_p) ,通过内参矩阵K的逆变换,得到相机坐标系中的瞳孔中心坐标 p_c :

$$[0026] \quad K = \begin{pmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix};$$

$$[0027] \quad \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = K^{-1} \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{f_x} & 0 & -\frac{c_x}{f_x} \\ 0 & \frac{1}{f_y} & -\frac{c_y}{f_y} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{pmatrix};$$

[0028] 式中： $p_c = (X, Y, Z)$;

[0029] 获取相机光心坐标 O_c ，根据相机坐标系中的瞳孔中心坐标 p_c 和相机光心坐标 O_c ，计算视线向量 $\vec{V} = p_c - O_c$ ，并根据相机光心坐标 O_c 和视线向量 \vec{V}_c 设定视线方程：

$\vec{P}(t) = O_c + t\vec{V}$ ；式中： $\vec{P}(t)$ 为是视线方程，表示视线在 t 参数下的位置； t 为参数；

$O_c = (x_c, y_c, z_c)$ ；

[0030] 设定智慧屏的屏幕平面方程为： $Ax + By + Cz + D = 0$ ；式中： A, B, C 是平面的法向量， D 是常数项， (x, y, z) 是空间中的点在屏幕平面上的坐标；

[0031] 将视线方程代入屏幕平面方程，求解参数 t ：

$$[0032] \quad t = \frac{-Ax_c - By_c - Cz_c - D}{AX + BY + CZ};$$

[0033] 将参数 t 代入视线方程中，计算出注视点位置 (x_s, y_s, z_s) ：

$$[0034] \quad P_s = O_c + t\vec{V} = \begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{pmatrix} + t \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_c + tX \\ y_c + tY \\ z_c + tZ \end{pmatrix};$$

[0035] 式中： $P_s = (x_s, y_s, z_s)$ 。

[0036] 进一步地，所述预先训练好的第一机器学习模型的训练逻辑如下：

[0037] 获取历史头部姿态训练数据，将历史头部姿态训练数据划分为头部姿态训练集和头部姿态测试集；所述历史头部姿态训练数据中包含头部姿态特征数据及其对应的头部姿态；

[0038] 其中，所述头部姿态特征数据包括鼻尖注视点位置、嘴巴注视点位置和瞳孔注视点位置；

[0039] 构建第一回归网络，将头部姿态训练集中的头部姿态特征数据作为第一回归网络中的输入数据，以及将头部姿态训练集中的头部姿态作为第一回归网络中的输出数据，训练第一回归网络，得到初始第一回归网络；

[0040] 利用头部姿态测试集对初始第一回归网络进行模型验证，输出小于等于预设第一测试误差阈值的初始第一回归网络作为第一机器学习模型。

[0041] 进一步地，所述预先训练好的第二机器学习模型的训练逻辑如下：

[0042] 获取历史调整参数训练数据，将历史调整参数训练数据划分为调整参数训练集和调整参数测试集；所述历史调整参数训练数据中包含调整参数特征数据及其对应的最佳调整参数；

[0043] 其中,所述调整参数特征数据包括观看距离、光照强度、头部姿态和嘴巴注视点位置;

[0044] 构建第二回归网络,将调整参数训练集中的调整参数特征数据作为第二回归网络的输入数据,以及将调整参数训练集中的最佳调整参数作为第二回归网络的输出数据,对第二回归网络进行训练,得到初始第二回归网络;

[0045] 利用调整参数测试集对初始第二回归网络进行模型验证,输出小于等于预设第二测试误差阈值的初始第二回归网络作为第二机器学习模型。

[0046] 进一步地,所述历史调整参数训练数据中的最佳调整参数,通过利用遗传算法寻优后获取得到;

[0047] 其中,利用遗传算法获取最佳调整参数的逻辑如下:

[0048] a1:初始化种群:随机产生原始种群,所述原始种群种中包含Y个个体,每个个体代表一组视差屏障阵列的间距和角度,Y为大于零的整数;

[0049] a2:适应度评估:在每一个体下,获取智慧屏显示内容的3D画面清晰度和立体视差;将3D画面清晰度和立体视差输入预构建的适应度函数中,计算得到每个个体的适应度;

[0050] a3:选择:采用轮盘赌法选择原始种群中两个适应度高的个体作为父本和母本;

[0051] a4:交叉:对父本和母本进行交叉操作,以产生新的个体;

[0052] a5:变异:对新的个体进行变异操作,得到E个新的个体,将E个新的个体组合为新种群,并将新种群替换掉原始种群,并返回步骤a2;

[0053] a6:重复上述步骤a2~a5,直至原始种群或新种群中个体的适应度大于等于预设的适应度阈值,或迭代次数大于等于预设最大迭代次数阈值时,输出对应个体代表的视差屏障阵列的间距和角度作为最佳调整参数,得到视差屏障阵列的最佳间距和最佳角度。

[0054] 进一步地,所述预构建的适应度函数的计算公式为:
$$\text{Fitness} = \frac{1}{2} \left(\frac{\alpha_s}{\alpha_b} + \frac{\beta_s}{\beta_b} \right);$$
式

中: Fitness 为适应度, α_s 为3D画面清晰度, α_b 为清晰度的参考值, β_s 为立体视差, β_b 为立体视差的参考值。

[0055] 一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示系统,包括:

[0056] 数据获取模块,用于对通过红外摄像头捕捉到的人脸图像进行处理,以定位图像坐标系中的瞳孔中心坐标,并通过几何变换算法对图像坐标系中的瞳孔中心坐标进行转换,得到在智慧屏上的瞳孔注视点位置;所述瞳孔注视点位置包括左瞳孔注视点位置和右瞳孔注视点位置;

[0057] 姿态确定模块,用于获取鼻尖注视点位置和嘴巴注视点位置,将鼻尖注视点位置、嘴巴注视点位置和瞳孔注视点位置输入预先训练好的第一机器学习模型中,以获取用户的头部姿态;所述头部姿态包括头部俯仰角、偏航角和滚转角;

[0058] 调整参数获取模块,用于获取用户到智慧屏的观看距离以及外部环境的光照强度,将观看距离、光照强度、头部姿态和嘴巴注视点位置输入预先训练好的第二机器学习模型中,以获取视差屏障阵列的最佳调整参数;所述最佳调整参数包括视差屏障阵列的最佳间距和最佳角度;

[0059] 立体显示控制模块用于根据最佳调整参数对视差屏障阵列进行动态调整,以实现

对智慧屏显示内容的持续多角度3D显示。

[0060] 相比于现有技术,本发明的有益效果在于:

[0061] 本申请公开了一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法及系统,包括:定位图像坐标系中的瞳孔中心坐标,并通过几何变换算法获取瞳孔注视点位置;将鼻尖注视点位置、嘴巴注视点位置和瞳孔注视点位置输入预先训练好的第一机器学习模型中,以获取用户的头部姿态;将观看距离、光照强度、头部姿态和嘴巴注视点位置输入预先训练好的第二机器学习模型中,以获取视差屏障阵列的最佳调整参数;根据最佳调整参数对视差屏障阵列进行动态调整,以实现智慧屏显示内容的持续多角度3D显示;基于上述过程,本发明能实时跟踪观看用户的头部姿态以及眼睛在智慧屏上的瞳孔视点,进一步地,根据头部姿态和瞳孔视点等参数确定视差屏障阵列的最佳调整参数,并进行动态调整,进而有利于避免随着观看用户的方位变化,会使得观看用户会看到重影、失真或模糊等异常显示现象;进一步地,能够保证用户在不同角度观看到智慧屏的显示内容均为3D影像,有利于提高智慧屏广告的播放显示效果以及用户对智慧屏广告的观看体验感。

附图说明

[0062] 图1为本发明提供的一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法的流程图;

[0063] 图2为本发明提供的一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示系统的模块结构示意图。

具体实施方式

[0064] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0065] 实施例1

[0066] 请参阅图1所示,本实施例公开提供了一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示方法,所述智慧屏上设置有视差屏障阵列和摄像模组,所述摄像模组包括至少2个红外摄像头,所述方法包括:

[0067] S101:对通过红外摄像头捕捉到的人脸图像进行处理,以定位图像坐标系中的瞳孔中心坐标,并通过几何变换算法对图像坐标系中的瞳孔中心坐标进行转换,得到在智慧屏上的瞳孔注视点位置;所述瞳孔注视点位置包括左瞳孔注视点位置和右瞳孔注视点位置;

[0068] 应当了解的是:裸眼3D是一种能够在无需佩戴3D眼镜的情况下观看3D图像或视频的技术,且其包括三种实现方式,分别为视差屏障、柱状透镜和光场显示;其中,视差屏障方式通过阵列方式安装在显示屏前,让用户左眼和右眼能够看到屏幕上不同的像素列,使得用户每只眼睛接收到从不同角度发出的图像,从而在大脑中重建出3D图像的空间效果;由于其实现相对简单,且成本较低,受到广泛应用;然而,视差屏障通常只能在特定的角度范围内提供最佳的3D效果;如果观看角度过大,3D效果会迅速降低,甚至产生视觉上的不适;因此,本发明是为解决视差屏障只能在特定的角度范围内提供最佳的3D效果,而提出的解

决技术方案；

[0069] 在一个具体实施方式,所述对通过红外摄像头捕捉到的人脸图像进行处理,包括:

[0070] 对人脸图像噪声过滤后进行灰度化处理,得到灰度图像;

[0071] 获取预存的瞳孔模板图像,设置步长为1,通过滑动窗口方式将瞳孔模板图像放置于灰度图像上进行交叉相关计算,以获取灰度图像上每个重叠窗口的相似度,得到Q个相似度,Q为大于零的整数;

[0072] 需要说明的是:交叉相关计算为图像处理的一种方式,其基本思想为将一个图像作为模板,另一个图像作为匹配对象,将模板放置于匹配对象之上,通过将模板在匹配对象进行窗口滑动,计算每个重叠部分的相似度,即可获取两个图像的共同区域(即重叠窗口);其中,每个重叠窗口的相似度采集相似度算法计算得到;所述每个重叠窗口的相似度包括但不限于余弦相似度算法等;

[0073] 按数值从大到小对Q个相似度进行排序,将排序第一相似度对应的重叠窗口标记为瞳孔区域;

[0074] 对灰度图像进行高斯模糊,突出瞳孔区域,并利用霍夫变换确定瞳孔的圆形边界,并获取圆形边界的中心坐标,将中心坐标标记为图像坐标系中的瞳孔中心坐标;

[0075] 其中,所述瞳孔中心坐标包括左瞳孔中心坐标和右瞳孔中心坐标;

[0076] 需要说明的是:通过高斯模糊,可以消除图像噪声并突出瞳孔区域;其中,所述霍夫变换具体为霍夫圆变换,霍夫圆变换能够识别图像中的圆形结构,并确定圆形结构的中心位置和半径大小;

[0077] 在另一个具体实施方式,所述对通过红外摄像头捕捉到的人脸图像进行处理,还包括:

[0078] 对人脸图像噪声过滤后得到灰度图像进行高斯模糊;

[0079] 加载Dlib库中的预训练人脸检测模型,将高斯模糊后的灰度图像输入Dlib库中的预训练人脸检测模型中,得到人脸边界区域;

[0080] 需要说明的是:Dlib库中的预训练人脸检测模型是一种用于检测图像中人脸区域的机器学习模型,该模型基于方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)特征和线性支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类器;通过分析图像的局部梯度方向来识别人脸的形状和边缘特征,从而检测出人脸所在的区域;

[0081] 加载Dlib库的68点面部特征点检测模型,将图像形式的人脸边界区域输入Dlib库的68点面部特征点检测模型中,得到U个面部特征点的坐标,U为大于零的整数;

[0082] 提取U个面部特征点中瞳孔特征点的坐标,将瞳孔特征点的坐标标记为图像坐标系中的瞳孔中心坐标;

[0083] 需要说明的是:Dlib库的68点面部特征点检测模型是一种用于检测面部特征点的计算机视觉模型;该模型能够在给定的人脸图像中定位68个特征点,这些特征点包括眼睛、眉毛、鼻子、嘴巴和脸部轮廓的关键点,在Dlib库的68点面部特征点检测模型中,左瞳孔的特征点在Dlib库中的68点模型中是第36-41个点,其坐标的计算公式为:

左瞳孔的特征点坐标 = $\left(\frac{\sum_{i=36}^{41} x_i}{6}, \frac{\sum_{i=36}^{41} y_i}{6} \right)$,而右瞳孔的特征点在Dlib库中的68点模型中是第42-47个点,其坐标的计算公式为:

右瞳孔的特征点坐标 = $\left(\frac{\sum_{i=42}^{47} x_i}{6}, \frac{\sum_{i=42}^{47} y_i}{6} \right)$

右瞳孔的特征点坐标 = $\left(\frac{\sum_{i=42}^{47} x_i}{6}, \frac{\sum_{i=42}^{47} y_i}{6}\right)$; 式中: (x_i, y_i) 是第 i 个特征点的坐标;

[0084] 在实施中, 所述将图像坐标系中的瞳孔中心坐标转换为用户在智慧屏上的注视点位置, 包括:

[0085] 对红外摄像头进行相机标定, 获取相机内参; 所述内参包括焦距 (f_x, f_y) 和图像光心坐标 (c_x, c_y) ;

[0086] 应当了解的是: 对红外摄像头进行相机标定, 通过使用校准工具 (如 openCV) 实现;

[0087] 提取瞳孔的图像坐标系中的瞳孔中心坐标 (x_p, y_p) , 通过内参矩阵 K 的逆变换, 得到相机坐标系中的瞳孔中心坐标 p_c :

$$[0088] \quad K = \begin{pmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix};$$

$$[0089] \quad \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = K^{-1} \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{f_x} & 0 & -\frac{c_x}{f_x} \\ 0 & \frac{1}{f_y} & -\frac{c_y}{f_y} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{pmatrix};$$

[0090] 式中: $p_c = (X, Y, Z)$;

[0091] 获取相机光心坐标 O_c , 根据相机坐标系中的瞳孔中心坐标 p_c 和相机光心坐标 O_c , 计算视线向量 $\vec{V} = p_c - O_c$, 并根据相机光心坐标 O_c 和视线向量 \vec{V}_c 设定视线方程: $\vec{P}(t) = O_c + t\vec{V}$; 式中: $\vec{P}(t)$ 为是视线方程, 表示视线在 t 参数下的位置; t 为参数, 表示从瞳孔中心到注视点位置的距离; $O_c = (x_c, y_c, z_c)$, 通常为 $(0, 0, 0)$;

[0092] 设定智慧屏的屏幕平面方程为: $Ax + By + Cz + D = 0$; 式中: A, B, C 是平面的法向量 D 是常数项, (x, y, z) 是空间中的点在屏幕平面上的坐标;

[0093] 将视线方程代入屏幕平面方程, 求解参数 t :

$$[0094] \quad t = \frac{-Ax_c - By_c - Cz_c - D}{AX + BY + CZ};$$

[0095] 将参数 t 代入视线方程中, 计算出注视点位置 (x_s, y_s, z_s) :

$$[0096] \quad P_s = O_c + t\vec{V} = \begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{pmatrix} + t \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_c + tX \\ y_c + tY \\ z_c + tZ \end{pmatrix};$$

[0097] 式中: $P_s = (x_s, y_s, z_s)$;

[0098] 应当了解的是:图像光心是图像平面上的一个点,表示光轴穿过成像平面的点,图像光心的位置由相机内参决定,通常位于成像传感器(如CMOS传感器)的中心;而相机光心是相机坐标系的原点,通过该点,所有光线会在成像过程中会聚。

[0099] S102:获取鼻尖注视点位置和嘴巴注视点位置,将鼻尖注视点位置、嘴巴注视点位置和瞳孔注视点位置输入预先训练好的第一机器学习模型中,以获取用户的头部姿态;所述头部姿态包括头部俯仰角、偏航角和滚转角;

[0100] 应当了解的是:头部俯仰角是指头部向上或向下的旋转角度,头部偏航角是指头部向左或向右的旋转角度,头部滚转角是指头部左右倾斜的角度;

[0101] 需要说明的是:鼻尖注视点位置是指用户鼻尖在智慧屏上的注视点位置(即指用户的鼻尖在智慧屏上的投影位置),而嘴巴注视点位置是指用户嘴巴在智慧屏上的注视点位置(即嘴巴中心点在智慧屏上的投影位置);所述鼻尖注视点位置和嘴巴注视点位置的获取逻辑,同上述瞳孔注视点位置的获取逻辑,详情可参照上述瞳孔注视点位置的叙述内容,在此不做过多赘述;

[0102] 还需要说明的是:在获取鼻尖注视点位置和嘴巴注视点位置之前,也同样需要对捕捉到的人脸图像进行处理,以获取图像坐标系中的鼻尖中心坐标和嘴巴鼻尖中心坐标;不同的是,在为获取鼻尖中心坐标和嘴巴鼻尖中心坐标,而对捕捉到的人脸图像进行处理的过程中,加载Dlib库的68点面部特征点检测模型所采集的是鼻尖的特征点和嘴巴的特征点,在Dlib库的68点面部特征点检测模型中,鼻尖的特征点在Dlib库中的68点模型中是第33个点,其坐标的计算公式为:鼻尖的特征点坐标 = (x_{33}, y_{33}) ,而嘴巴的特征点在Dlib库的68点模型中是第48-67个点,其坐标的计算公式为:

$$\text{嘴巴的特征点坐标} = \left(\frac{\sum_{i=48}^{67} x_i}{20}, \frac{\sum_{i=48}^{67} y_i}{20} \right);$$

[0103] 具体地,所述预先训练好的第一机器学习模型的训练逻辑如下:

[0104] 获取历史头部姿态训练数据,将历史头部姿态训练数据划分为头部姿态训练集和头部姿态测试集;所述历史头部姿态训练数据中包含头部姿态特征数据及其对应的头部姿态;

[0105] 其中,所述头部姿态特征数据包括鼻尖注视点位置、嘴巴注视点位置和瞳孔注视点位置;

[0106] 需要说明的是:所述历史头部姿态训练数据中的头部姿态特征数据,通过对人脸图像进行处理和几何变换后得到,详情参见上文叙述,在此不再重复赘述;所述历史头部姿态训练数据中的头部姿态包括头部俯仰角、偏航角和滚转角,其由技术人员对实验过程中佩戴传感设备(如IMU传感器)实验人员的头部姿态进行实时采集后得到;

[0107] 构建第一回归网络,将头部姿态训练集中的头部姿态特征数据作为第一回归网络中的输入数据,以及将头部姿态训练集中的头部姿态作为第一回归网络中的输出数据,训练第一回归网络,得到初始第一回归网络;

[0108] 利用头部姿态测试集对初始第一回归网络进行模型验证,输出小于等于预设第一测试误差阈值的初始第一回归网络作为第一机器学习模型;

[0109] 需要说明的是:所述第一回归网络具体为决策树、随机森林、支持向量机、线性回

归、多项式回归或神经网络等回归算法模型中的一种；

[0110] S103:获取用户到智慧屏的观看距离以及外部环境的光照强度,将观看距离、光照强度、头部姿态和嘴巴注视点位置输入预先训练好的第二机器学习模型中,以获取视差屏障阵列的最佳调整参数;所述最佳调整参数包括视差屏障阵列的最佳间距和最佳角度;

[0111] 需要说明的是:所述用户到智慧屏的观看距离以及外部环境的光照强度,通过外部设备采集得到,所述外部设备包括但不限于激光测距仪和光照传感器等;

[0112] 具体地,所述预先训练好的第二机器学习模型的训练逻辑如下:

[0113] 获取历史调整参数训练数据,将历史调整参数训练数据划分为调整参数训练集和调整参数测试集;所述历史调整参数训练数据中包含调整参数特征数据及其对应的最佳调整参数;

[0114] 其中,所述调整参数特征数据包括观看距离、光照强度、头部姿态和嘴巴注视点位置;

[0115] 需要说明的是:所述历史调整参数训练数据中的调整参数特征数据,通过传感器采集和人脸图像处理等操作后得到,详情参见上文叙述,在此不再重复赘述;

[0116] 其中,所述历史调整参数训练数据中的最佳调整参数,通过利用遗传算法寻优后获取得到;

[0117] 具体地,利用遗传算法获取最佳调整参数的逻辑如下:

[0118] a1:初始化种群:随机产生原始种群,所述原始种群中包含Y个个体,每个个体代表一组视差屏障阵列的间距和角度,Y为大于零的整数;

[0119] a2:适应度评估:在每一个体(即原始种群中每一组视差屏障阵列的间距和角度)下,获取智慧屏显示内容的3D画面清晰度和立体视差;将3D画面清晰度和立体视差输入预构建的适应度函数中,计算得到每个个体的适应度;

[0120] 需要说明的是:3D画面清晰度,通过对智慧屏显示内容进行图像拍摄后形成的3D画面图像进行清晰度计算后获得,所述3D画面清晰度的计算公式为:

$$\alpha_s = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_r^N (G_x(r))^2 + (G_y(r))^2};$$

式中: α_s 为3D画面清晰度, $G_x(r)$ 和 $G_y(r)$ 为

是图像在第r个像素点处的横向和纵向梯度,N是3D画面图像中像素的总数;而立体视差,采用两台支架相机对准智慧屏的屏幕,以模拟人的左眼和右眼的视角,捕获左眼和右眼视图,并通过图像处理软件应用算法(如SIFT、SURF或ORB)提取左眼和右眼视图中检测特征点,采用描述子匹配方法(如FLANN或BFMatcher)对左右视图中的特征点进行配对,以获取配对的特征点,对于每一对匹配的特征点,计算它们在水平方向(或垂直方向)上的位置差,得到立体视差,其中,所述立体视差的计算公式为:

$$\beta_s = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M |x_{left}(j) - x_{right}(j)|;$$

式中: $x_{left}(j)$ 和 $x_{right}(j)$ 是左右眼图像中对应配对特征点的水平坐标,M是配对的特征点的总数;

[0121] 其中,所述预构建的适应度函数的计算公式为: $Fitness = \frac{1}{2} \left(\frac{\alpha_s}{\alpha_b} + \frac{\beta_s}{\beta_b} \right)$;式中:

$Fitness$ 为适应度, α_s 为3D画面清晰度, α_b 为清晰度的参考值, β_s 为立体视差, β_b 为立体视差的参考值;其中,所述清晰度的参考值和立体视差的参考值由技术人员根据实验数据人为设定;

[0122] a3:选择:采用轮盘赌法选择原始种群中两个适应度高的个体作为父本和母本;

[0123] 轮盘赌法是一种常用的选择方法,在遗传算法中用来选择适应度较高的个体进入下一代;其模拟了轮盘赌的过程,每个个体根据其适应度的高低获得相应的“轮盘”面积;适应度越高的个体,其对应的面积越大,被选择的概率也就越高;

[0124] a4:交叉:对父本和母本进行交叉操作,以产生新的个体;

[0125] 需要说明的是:对父本和母本进行交叉操作是基于交叉运算实现,所述交叉运算包括但不限于单点交叉、均匀交叉或顺序交叉等中的一种;其中两个亲本(即父本和母本)通过结合它们的遗传信息来产生后代;这个过程有助于在解的空间中引入多样性,并可能产生更适应环境的新个体;

[0126] a5:变异:对新的个体进行变异操作,得到E个新的个体,将E个新的个体组合为新种群,并将新种群替换掉原始种群,并返回步骤a2;

[0127] 在遗传算法中,变异操作是为了引入基因多样性,防止算法陷入局部最优;所述对新的个体进行变异操作通过均匀变异或高斯变异等方式实现;

[0128] a6:重复上述步骤a2~a5,直至原始种群或新种群中个体的适应度大于等于预设的适应度阈值,或迭代次数大于等于预设最大迭代次数阈值时,输出对应个体代表的视差屏障阵列的间距和角度作为最佳调整参数,得到视差屏障阵列的最佳间距和最佳角度;

[0129] 示例性地:假设最大迭代次数为100次,每次迭代后记录当前种群中适应度最高的个体及其适应度值;如果在某一代中发现适应度值没有显著变化,则认为达到收敛条件,停止迭代,输出对应个体代表的视差屏障阵列的间距和角度作为最佳调整参数;

[0130] 构建第二回归网络,将调整参数训练集中的调整参数特征数据作为第二回归网络的输入数据,以及将调整参数训练集中的最佳调整参数作为第二回归网络的输出数据,对第二回归网络进行训练,得到初始第二回归网络;

[0131] 利用调整参数测试集对初始第二回归网络进行模型验证,输出小于等于预设第二测试误差阈值的初始第二回归网络作为第二机器学习模型;

[0132] 需要说明的是:同上述第一回归网络,所述第二回归网络具体为决策树、随机森林、支持向量机、线性回归、多项式回归或神经网络等回归算法模型中的一种;

[0133] S104:根据最佳调整参数对视差屏障阵列进行动态调整,以实现智慧屏显示内容的持续多角度3D显示;

[0134] 需要说明的是:在智慧屏内还是设置有用于控制智慧屏的紧致电机或电路;当获得最佳调整参数时,则通过控制紧致电机或电路对视差屏障阵列进行动态调整,以使视差屏障阵列处于最佳间距和最佳角度,进而能够保证用户在不同角度观看到智慧屏的显示内容(如广告)均为3D影像,进而有利于提高确保用户在不同视角下都能体验到最佳的广告3D效果。

[0135] 实施例2

[0136] 请参阅图2所示,基于同一发明构思,本实施例公开提供了一种基于智慧屏的裸眼三维立体显示系统,本实施例未详尽内容请参考实施例1中相关部分的叙述,所述系统包

括:

[0137] 数据获取模块210,用于对通过红外摄像头捕捉到的人脸图像进行处理,以定位图像坐标系中的瞳孔中心坐标,并通过几何变换算法对图像坐标系中的瞳孔中心坐标进行转换,得到在智慧屏上的瞳孔注视点位置;所述瞳孔注视点位置包括左瞳孔注视点位置和右瞳孔注视点位置;

[0138] 姿态确定模块220,用于获取鼻尖注视点位置和嘴巴注视点位置,将鼻尖注视点位置、嘴巴注视点位置和瞳孔注视点位置输入预先训练好的第一机器学习模型中,以获取用户的头部姿态;所述头部姿态包括头部俯仰角、偏航角和滚转角;

[0139] 调整参数获取模块230,用于获取用户到智慧屏的观看距离以及外部环境的光照强度,将观看距离、光照强度、头部姿态和嘴巴注视点位置输入预先训练好的第二机器学习模型中,以获取视差屏障阵列的最佳调整参数;所述最佳调整参数包括视差屏障阵列的最佳间距和最佳角度;

[0140] 立体显示控制模块240,用于根据最佳调整参数对视差屏障阵列进行动态调整,以实现智慧屏显示内容的持续多角度3D显示。

[0141] 上述公式均是去量纲取其数值计算,公式是由采集大量数据进行软件模拟得到最近真实情况的一个公式,公式中的预设参数、权重以及阈值选取由本领域的技术人员根据实际情况进行设置。

[0142] 上述实施例,可以全部或部分地通过软件、硬件、固件或其他任意组合来实现。当使用软件实现时,上述实施例可以全部或部分地以计算机程序产品的形式实现。所述计算机程序产品包括一个或多个计算机指令或计算机程序。在计算机上加载或执行所述计算机指令或计算机程序时,全部或部分地产生按照本发明实施例所述的流程或功能。所述计算机可以为通用计算机、专用计算机、计算机网络或者其他可编程装置。所述计算机指令可以存储在计算机可读存储介质中,或者从一个计算机可读存储介质向另一个计算机可读存储介质传输,例如,所述计算机指令可以从一个网站站点、计算机、服务器或数据中心通过有线网络或无线网络方式向另一个网站站点、计算机、服务器或数据中心进行传输。所述计算机可读存储介质可以是计算机能够存取的任何可用介质或者是包含一个或多个可用介质集合的服务器、数据中心等数据存储设备。所述可用介质可以是磁性介质(例如,软盘、硬盘、磁带)、光介质(例如,DVD)或者半导体介质。半导体介质可以是固态硬盘。

[0143] 本领域普通技术人员可意识到,结合本发明中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤,能够以电子硬件或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本发明的范围。

[0144] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统、装置和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0145] 在本发明所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的系统、装置和方法,可以通过其他的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之

间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其他的形式。

[0146] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0147] 另外,在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。

[0148] 以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此,本发明的保护范围应以所述权利要求的保护范围为准。

[0149] 最后:以上所述仅为本发明的优选实施例而已,并不用于限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

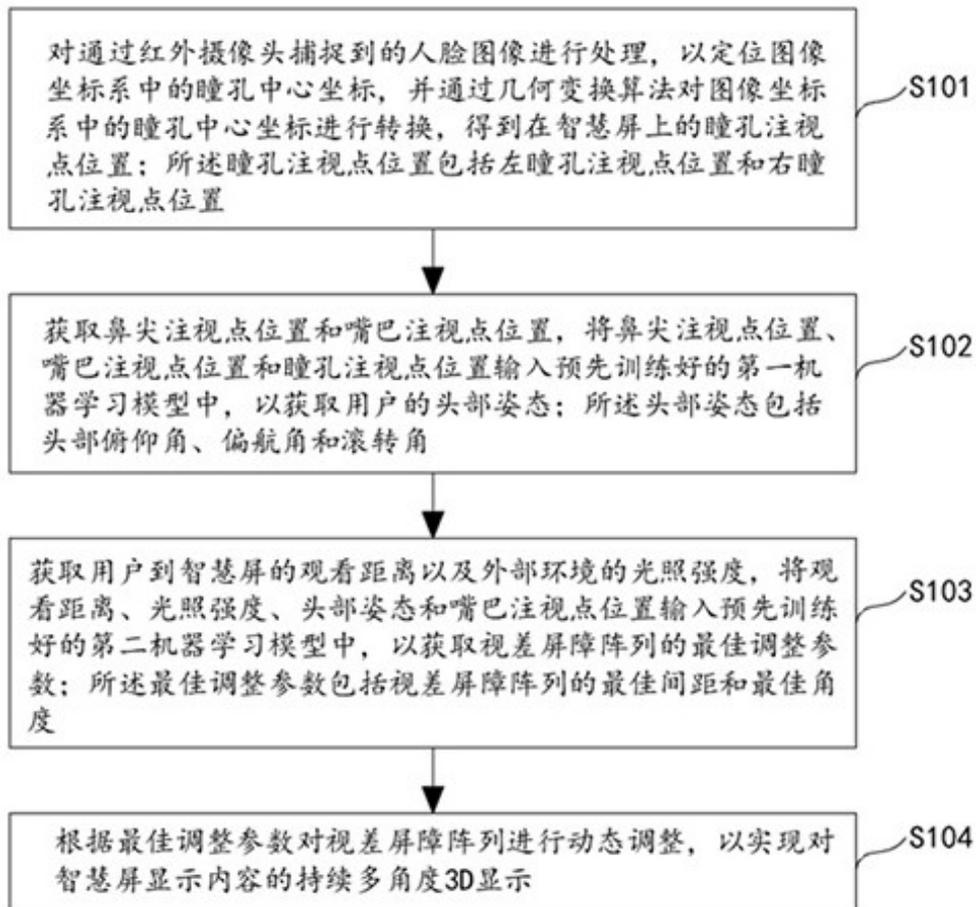


图 1

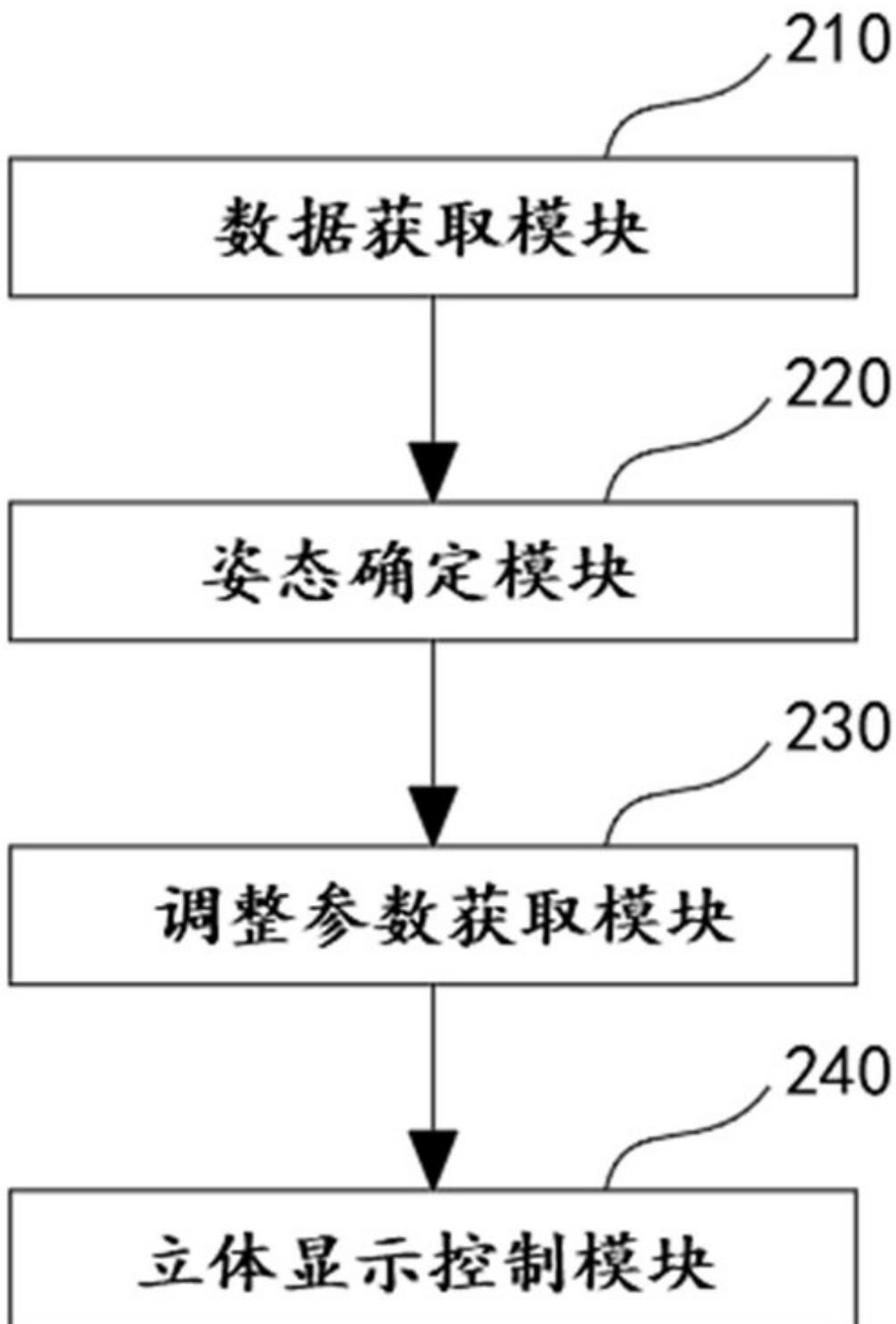


图 2