



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 113436735 A

(43)申请公布日 2021.09.24

(21)申请号 202010209872.4

(22)申请日 2020.03.23

(71)申请人 北京好啦科技有限公司

地址 100094 北京市海淀区上庄镇上庄路
115号院2层273号

(72)发明人 罗冠 游强 田勇 殷晓珑

(74)专利代理机构 北京华夏泰和知识产权代理
有限公司 11662

代理人 孟德栋 李雪

(51)Int.Cl.

G16H 50/30(2018.01)

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

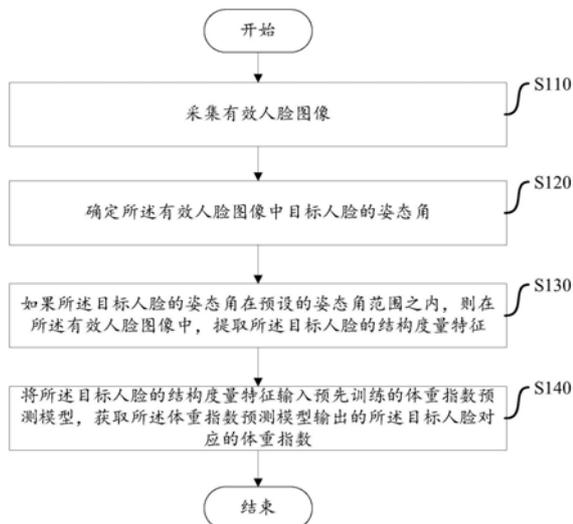
权利要求书2页 说明书18页 附图6页

(54)发明名称

基于人脸结构度量的体重指数预测方法、设备和存储介质

(57)摘要

本发明公开了一种基于人脸结构度量的体重指数预测方法、设备和存储介质。该方法包括：采集有效人脸图像；确定所述有效人脸图像中目标人脸的姿态角；如果所述目标人脸的姿态角在预设的姿态角范围之内，则在所述有效人脸图像中，提取所述目标人脸的结构度量特征；将所述目标人脸的结构度量特征输入预先训练的体重指数预测模型，获取所述体重指数预测模型输出的所述目标人脸对应的体重指数。本发明采集有效人脸图像，在有效人脸图像中提取目标人脸的结构度量特征，并使体重指数预测模型利用结构度量特征，预测目标人脸对应的BMI，本发明的BMI预测方法便于操作且预测准确度高，可以解决无法有效采集用户真实身高和体重，从而无法获得用户的BMI的问题。



1. 一种基于人脸结构度量的体重指数预测方法,其特征在于,包括:
 - 采集有效人脸图像;
 - 确定所述有效人脸图像中目标人脸的姿态角;
 - 如果所述目标人脸的姿态角在预设的姿态角范围之内,则在所述有效人脸图像中,提取所述目标人脸的结构度量特征;
 - 将所述目标人脸的结构度量特征输入预先训练的体重指数预测模型,获取所述体重指数预测模型输出的所述目标人脸对应的体重指数。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述采集有效人脸图像,包括:
 - 采集用户环境图像;
 - 确定所述用户环境图像的平均亮度值;
 - 如果所述用户环境图像的平均亮度值在预设的亮度值范围之内,则针对所述用户环境图像进行人脸检测;
 - 如果在所述用户环境图像中检测到人脸,则确定所述用户环境图像为有效人脸图像;
 - 如果所述用户环境图像的平均亮度值未在所述亮度值范围之内,或者,在所述用户环境图像中未检测到人脸,则进行重新采集提示。
3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,在所述针对所述用户环境图像进行人脸检测之前,还包括:
 - 确定所述用户环境图像的图像亮度标准差;
 - 如果所述图像亮度标准差小于预设的图像亮度标准差阈值,则利用伽马变换算法,对所述用户环境图像进行图像增强处理。
4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述确定所述有效人脸图像中目标人脸的姿态角,包括:
 - 在所述有效人脸图像中,针对目标人脸进行标记点标记;
 - 获取预先设置的三维人体头像模型;其中,在所述三维人体头像模型的脸部标记有标记点,并且在所述三维人体头像模型的脸部标记的标记点和在所述目标人脸上标记的标记点的数量和相同类型相同;
 - 根据所述三维人体头像模型中的标记点以及所述有效人脸图像中针对目标人脸的标记点,确定所述目标人脸的姿态角。
5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在所述有效人脸图像中,提取所述目标人脸的结构度量特征,包括:
 - 在所述有效人脸图像中,针对目标人脸进行标记点标记;
 - 根据所述目标人脸的标记点,提取所述目标人脸的脸部结构关键点;
 - 根据所述目标人脸的脸部结构关键点,提取所述目标人脸对应的结构度量特征。
6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述体重指数预测模型的种类,包括:极端梯度提升XGBoost模型、线性回归模型、支持向量机SVM模型或者深度学习网络。
7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,如果所述体重指数预测模型为XGBoost模型,则在将所述目标人脸的结构度量特征输入预先训练的体重指数预测模型之前,还包括:
 - 训练所述体重指数预测模型;其中,训练所述体重指数预测模型,包括:
 - 步骤2,设置所述XGBoost模型中的CART分类与回归树的最大树深度的初始值;

步骤4,利用预设的训练数据集,对所述XGBoost模型的结构和权重进行训练;

步骤6,利用预设的验证数据集,对所述XGBoost模型中已训练的结构和权重进行验证,并根据验证结果执行本次的最大树深度调整;

步骤8,利用预设的网格搜索算法,确定前一次调整的最大树深度是否为最优最大树深度,如果是最优最大树深度,则将所述XGBoost模型中的所述CART树的最大树深度设置为所述最优最大树深度,否则跳转到步骤4。

8.根据权利要求7所述的方法,其特征在于,在将所述XGBoost模型中的所述CART树的最大树深度设置为所述最优最大树深度之后,还包括;

利用预设的测试数据集,测试已经被设置成最优最大树深度的所述XGBoost模型,并确定所述XGBoost模型的性能度量值;

如果所述XGBoost模型的性能度量值在预设性能范围之内,则完成对所述XGBoost模型的训练。

9.一种基于人脸结构度量的体重指数预测设备,其特征在于,所述基于人脸结构度量的体重指数预测设备包括处理器、存储器;所述处理器用于执行所述存储器中存储的基于人脸结构度量的体重指数预测程序,以实现权利要求1~8中任一项所述的基于人脸结构度量的体重指数预测方法。

10.一种存储介质,其特征在于,所述存储介质存储有一个或者多个程序,所述一个或者多个程序可被一个或者多个处理器执行,以实现权利要求1~8中任一项所述的基于人脸结构度量的体重指数预测方法。

基于人脸结构度量的体重指数预测方法、设备和存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理技术领域,尤其涉及一种基于人脸结构度量的体重指数(Body Mass Index,简称BMI)预测方法、设备和存储介质。

背景技术

[0002] 体重指数(BMI)是一项衡量人体体型标准与否的指标。其中, $BMI = \text{体重} / \text{身高}^2$ 。这样,在计算BMI时需要知道人体的身高和体重。但是,在很多场合下,采集用户真实的身高和体重是一件较为困难的事情,从而造成获得用户准确的BMI较为困难。

[0003] 具体而言,在现代社会的人际交往中,身高和体重都属于个人隐私,一般都是避免谈及相关的话题,不易获取用户的身高和体重,而且,在互联网飞速发展的今天,人们的信息安全意识不断提高,法律法规对个人隐私的保护也越来越严格。在用户不知情的情况下,采集用户个人信息往往要面临极大的法律风险,即便是在用户知情的情况下,采集用户个人信息,也会因为用户认为信息采集存在隐私泄露的风险,而选择回避甚至以造假的方式提供个人信息,这样得到的用户身高和体重往往是不准确的。例如:在一些体检项目中,一些用户担心身体指标不达标,比如BMI不达标,选择让其他人代替自己进行体检,这样得到的BMI将是不准确的。又如:在网站中提示用户输入身高和体重时,用户由于担心个人信息被泄露,进而提供虚假的身高和体重,这样得到的BMI将是错误的。然而,在一些应用场景中,必须使用用户准确的BMI,但是由于用户身高和体重采集困难,所以给这些必须使用用户准确BMI的应用场景造成了消极的影响。例如:在健康保险等一系列商业行为的信息告知中,BMI是一项非常重要的参保核保指标,需要使用用户准确的BMI,如果获得的用户BMI不准确,将给后续的工作带来不便。

发明内容

[0004] 本发明的主要目的在于提供一种基于人脸结构度量的体重指数预测方法、设备和存储介质,以解决不易采集用户的真实身高和体重,造成获得用户准确的BMI较为困难的问题。

[0005] 针对上述技术问题,本发明是通过以下技术方案来解决的:

[0006] 本发明提供了一种基于人脸结构度量的体重指数预测方法,包括:采集有效人脸图像;确定所述有效人脸图像中目标人脸的姿态角;如果所述目标人脸的姿态角在预设的姿态角范围之内,则在所述有效人脸图像中,提取所述目标人脸的结构度量特征;将所述目标人脸的结构度量特征输入预先训练的体重指数预测模型,获取所述体重指数预测模型输出的所述目标人脸对应的体重指数。

[0007] 其中,所述采集有效人脸图像,包括:采集用户环境图像;确定所述用户环境图像的平均亮度值;如果所述用户环境图像的平均亮度值在预设的亮度值范围之内,则针对所述用户环境图像进行人脸检测;如果在所述用户环境图像中检测到人脸,则确定所述用户环境图像为有效人脸图像;如果所述用户环境图像的平均亮度值未在所述亮度值范围之

内,或者,在所述用户环境图像中未检测到人脸,则进行重新采集提示。

[0008] 其中,在所述针对所述用户环境图像进行人脸检测之前,还包括:确定所述用户环境图像的图像亮度标准差;如果所述图像亮度标准差小于预设的图像亮度标准差阈值,则利用伽马变换算法,对所述用户环境图像进行图像增强处理。

[0009] 其中,所述确定所述有效人脸图像中目标人脸的姿态角,包括:在所述有效人脸图像中,针对目标人脸进行标记点标记;获取预先设置的三维人体头像模型;其中,在所述三维人体头像模型的脸部标记有标记点,并且在所述三维人体头像模型的脸部标记的标记点和在所述目标人脸上标记的标记点的数量和相同维度空间中的类型相同;根据所述三维人体头像模型中的标记点以及所述有效人脸图像中针对目标人脸的标记点,确定所述目标人脸的姿态角。

[0010] 其中,还包括:如果在所述目标人脸的姿态角在预设的姿态角范围之内,则在所述有效人脸图像中,提取所述目标人脸的结构度量特征之前,对所述目标人脸进行人脸对齐操作。

[0011] 其中,在所述有效人脸图像中,提取所述目标人脸的结构度量特征,包括:在所述有效人脸图像中,针对目标人脸进行标记点标记;根据所述目标人脸的标记点,提取所述目标人脸的脸部结构关键点;根据所述目标人脸的脸部结构关键点,提取所述目标人脸对应的结构度量特征。

[0012] 其中,所述体重指数预测模型的种类,包括:极端梯度提升XGBoost模型、线性回归模型、支持向量机SVM模型或者深度学习网络。

[0013] 其中,如果所述体重指数预测模型为XGBoost模型,则在将所述目标人脸的结构度量特征输入预先训练的体重指数预测模型之前,还包括:训练所述体重指数预测模型;其中,训练所述体重指数预测模型,包括:步骤2,设置所述XGBoost模型中的CART分类与回归树的最大树深度的初始值;步骤4,利用预设的训练数据集,对所述XGBoost模型的结构和权重进行训练;步骤6,利用预设的验证数据集,对所述XGBoost模型中已训练的结构和权重进行验证,并根据验证结果执行本次的最大树深度调整;步骤8,利用预设的网格搜索算法,确定前一次调整的最大树深度是否为最优最大树深度,如果是最优最大树深度,则将所述XGBoost模型中的所述CART树的最大树深度设置为所述最优最大树深度,否则跳转到步骤4。

[0014] 其中,在将所述XGBoost模型中的所述CART树的最大树深度设置为所述最优最大树深度之后,还包括:利用预设的测试数据集,测试已经被设置成最优最大树深度的所述XGBoost模型,并确定所述XGBoost模型的性能度量值;如果所述XGBoost模型的性能度量值在预设性能范围之内,则完成对所述XGBoost模型的训练。

[0015] 本发明还提供了一种基于人脸结构度量的体重指数预测设备,所述基于人脸结构度量的体重指数预测设备包括处理器、存储器;所述处理器用于执行所述存储器中存储的基于人脸结构度量的体重指数预测程序,以实现上述任一项所述的基于人脸结构度量的体重指数预测方法。

[0016] 本发明还提供了一种存储介质,其特征在于,所述存储介质存储有一个或者多个程序,所述一个或者多个程序可被一个或者多个处理器执行,以实现上述任一项所述的基于人脸结构度量的体重指数预测方法。

[0017] 本发明有益效果如下：

[0018] 本发明采集有效人脸图像，在有效人脸图像中提取目标人脸的结构度量特征，并使体重指数预测模型利用结构度量特征，预测目标人脸对应的BMI，本发明的BMI预测方法便于操作且预测准确度高，可以解决无法有效采集用户真实身高和体重，从而无法获得用户的BMI的问题。

附图说明

[0019] 此处所说明的附图用来提供对本发明的进一步理解，构成本申请的一部分，本发明的示意性实施例及其说明用于解释本发明，并不构成对本发明的不当限定。在附图中：

[0020] 图1是根据本发明一实施例的基于人脸结构度量的体重指数预测方法的流程图；

[0021] 图2是根据本发明一实施例的采集有效人脸图像的步骤流程图；

[0022] 图3是根据本发明一实施例的图像增强处理的步骤流程图；

[0023] 图4是根据本发明一实施例的姿态角确定的步骤流程图；

[0024] 图5是根据本发明一实施例的坐标系转换示意图；

[0025] 图6是根据本发明一实施例的结构度量特征提取的步骤流程图；

[0026] 图7是根据本发明一实施例的标记点的示意图；

[0027] 图8是根据本发明一实施例的体重指数预测模型训练的步骤流程图；

[0028] 图9是根据本发明一实施例的基于人脸结构度量的体重指数预测设备的结构图。

具体实施方式

[0029] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚，以下结合附图及具体实施例，对本发明作进一步地详细说明。

[0030] 根据本发明的实施例，提供了一种基于人脸结构度量的体重指数预测方法。如图1所示，为根据本发明一实施例的基于人脸结构度量的体重指数预测方法的流程图。

[0031] 步骤S110，采集有效人脸图像。

[0032] 有效人脸图像，是指包含人脸并且平均亮度值在预设的平均亮度值范围之内的图像。

[0033] 步骤S120，确定所述有效人脸图像中目标人脸的姿态角。

[0034] 目标人脸，是指待确定BMI的用户的人脸。

[0035] 目标人脸的姿态角 (θ, ψ, ϕ) 包括：俯仰角 θ 、偏转角 ψ 和旋转角 ϕ 。

[0036] 在本实施例中，根据目标人脸的人脸图像确定目标人脸的姿态角。

[0037] 如果有效人脸图像是用户上传的，则采集用户的人脸图像，将该人脸图像与有效人脸图像中检测到的一张或者多张人脸的人脸图像分别进行匹配，如果该人脸图像与该有效人脸图像中的其中一张人脸的人脸图像匹配成功，则将有效人脸图像中匹配成功的人脸图像对应的人脸作为目标人脸。通过该方式可以对待确定BMI的用户进行身份验证，避免出现顶替用户进行BMI检测的问题。

[0038] 如果有效人脸图像是现场采集的，则在有效人脸图像中选择一张人脸作为目标人脸。

[0039] 步骤S130，如果所述目标人脸的姿态角在预设的姿态角范围之内，则在所述有效

人脸图像中,提取所述目标人脸的结构度量特征。

[0040] 结构度量特征,是指人脸的结构特征。进一步地,结构度量特征为多维度特征向量。例如:五官的尺寸,角度等。结构度量特征可以用于预测目标人脸所属用户的BMI。

[0041] 如果目标人脸的姿态角在预设的姿态角范围之内,则说明目标人脸基本为正脸。可以设置姿态角范围中的俯仰角范围 $\in [-25^\circ, 25^\circ]$,偏向角范围 $\in [-25^\circ, 25^\circ]$,旋转角范围 $\in [-35^\circ, 35^\circ]$ 。其中,当 $\theta=0, \psi=0, \phi=0$ 时,表示当前的目标人脸是标准的正脸。目标人脸的姿态角在姿态角范围内,即:目标人脸的俯仰角在俯仰角范围之内、偏向角在偏向角范围之内和旋转角在旋转角范围之内,就判定目标人脸为有效。

[0042] 如果目标人脸的姿态角未在预设的姿态角范围之内,则说明目标人脸不是正脸,这时进行重新采集提示,使得用户根据该重新采集提示,重新采集用户环境图像。进一步地,将目标人脸的姿态角和预设的姿态角范围进行比对,如果超过了该姿态角范围,则目标人脸无效,向用户发出重新采集提示,以便提示用户上传一张包含正面人脸的图像。

[0043] 筛选正面人脸来预测BMI,可以提高BMI的准确性。当正脸不能完全展示出来时,人脸信息将存在严重的缺失,得到的BMI也会不准确。

[0044] 步骤S140,将所述目标人脸的结构度量特征输入预先训练的体重指数预测模型,获取所述体重指数预测模型输出的所述目标人脸对应的体重指数。

[0045] 体重指数预测模型,用于根据输入的目标人脸的结构度量特征预测目标人脸对应的BMI。进一步地,目标人脸对应的体重指数,即是目标人脸所属用户的体重指数。

[0046] 本实施例采集有效人脸图像,在有效人脸图像中提取目标人脸的结构度量特征,并使体重指数预测模型利用结构度量特征,预测目标人脸对应的BMI,本实施例的BMI预测方法便于操作且预测准确度高。本实施例可以解决无法有效采集用户真实身高和体重,从而无法获得用户的BMI的问题。本实施例的执行主体可以是服务器、台式设备和/或移动设备。服务器、台式设备和/或移动设备可以是具备摄像功能的设备。移动设备可以是用户设备,如:具备拍摄功能的智能手机和电子秤。

[0047] 本实施例的能够应用的场合非常广泛,包括但不限于:健康保险领域、健康体检领域、身体自查领域。例如:在医院环境中,获取用户的BMI,以便完成参保核保任务、体检项目等。在家庭环境中,获取用户的BMI,以便获知用户体型是否标准。进一步地,在一些需要验证用户身份同时测量BMI的场合,本实施例可以在预测BMI的同时,辅助实现用户身份的验证过程。

[0048] 下面针对采集有效人脸图像的步骤进行详细描述。

[0049] 如图2所示,为根据本发明一实施例的采集有效人脸图像的步骤流程图。

[0050] 步骤S210,采集用户环境图像。

[0051] 用户环境图像,是指通过摄像头采集的摄像头视野内的图像。

[0052] 用户环境图像可以调用用户设备或者BMI采集设备的摄像头采集用户环境图像,或者,获取用户上传的用户环境图像。例如:利用用户设备实时采集用户环境图像,也可以提示用户上传用户环境图像。

[0053] 在用户环境图像中,可以包括一张或者多张人脸。当然,在用户环境图像中,也可以不包含任何人脸。

[0054] 步骤S220,确定所述用户环境图像的平均亮度值。

[0055] 在本实施例中,可以用 $I(x, y)$ 表示用户环境图像,用户环境图像的宽度为 w ,高度为 h ;其中, $x \in [0, w], y \in [0, h]$; I_{xy} 的值表示位于用户环境图像中的位置坐标为 (x, y) 的像素点的亮度值, $I_{xy} \in [0, 255]$ 。

[0056] 用户环境图像的平均亮度值的计算公式如下:

$$[0057] \quad \bar{I} = \frac{1}{wh} \sum_{x=0}^w \sum_{y=0}^h I_{xy}。$$

[0058] 进一步地,如果用户环境图像是彩色图像,则 $I_{xy} = [I_R, I_G, I_B]$,其中, I_R, I_G 和 I_B 分别是红、黄、蓝三个通道的亮度值,用户环境图像的平均亮度值可以使用三个通道的亮度均值的平均值来代替,即:用户环境图像的平均亮度值=(红通道的亮度均值+黄通道的亮度均值+蓝通道的亮度均值) $\div 3$,亮度均值=所有像素点的亮度值的和 \div 所有像素点的数量。

[0059] 步骤S230,判断所述用户环境图像的平均亮度值在预设的亮度值范围之内;如果是,则执行步骤S240;如果不是,则执行步骤S270。

[0060] 预先设置亮度值范围为 $[I^0, I^1]$ 。该亮度值范围的端值 I^0 和 I^1 可以是经验值或者通过实验获得的值。当 $\bar{I} < I^0$ 表示用户环境图像的平均亮度值过暗;当 $\bar{I} > I^1$ 则表示用户环境图像的平均亮度值过亮。

[0061] 在本实施例中,为了降低用户环境图像的采集次数,预先模拟比较极端的情况,比如,模拟夜晚环境和大功率光源直射人脸场景下的用户环境图像的平均亮度值,将夜晚环境下的用户环境图像的平均亮度值作为亮度值范围的下限 I^0 ,将大功率光源直射人脸场景下的用户环境图像的平均亮度值作为亮度值范围的上限 I^1 。进一步地,可以将亮度值范围的下限 I^0 和上限 I^1 依次设置为25和230。在日常情况下拍摄的图像很难出现这样极端的平均亮度值,一旦出现了极端情况,就代表图像几乎不可用,需要舍弃掉,这时可以执行预设的拒绝操作。该拒绝操作可以是进行重新采集提示。通过对用户环境图像进行亮度判断,可以提高后续人脸检测的精度。

[0062] 步骤S240,如果所述用户环境图像的平均亮度值在所述亮度值范围之内,则针对所述用户环境图像进行人脸检测。

[0063] 其中,针对用户环境图像进行人脸检测的方式将在后面进行具体描述。

[0064] 步骤S250,判断在所述用户环境图像中是否检测到人脸;如果是,则执行步骤S260;如果不是,则执行步骤S270。

[0065] 步骤S260,如果在所述用户环境图像中检测到人脸,则确定所述用户环境图像为有效人脸图像。

[0066] 在用户环境图像中检测到人脸之后,在用户环境图像中标识出人脸区域,并且将标识出的人脸区域作为人脸图像。

[0067] 在本实施例中,可以利用人脸检测框,在用户环境图像中标识出人脸所在的区域。如果在用户环境图像中检测到多张人脸,则利用多个人脸检测框,分别标识出检测到的每张人脸的区域。

[0068] 步骤S270,如果所述用户环境图像的平均亮度值未在所述亮度值范围之内,或者,在所述用户环境图像中未检测到人脸,则进行重新采集提示。

[0069] 在本实施例中,在针对用户环境图像进行人脸检测之前,为了保证用户环境图像具有良好的对比度,可以对用户环境图像进行图像增强处理。

[0070] 用户环境图像的对比度是指用户环境图像中的明暗区域最亮的白和最暗的黑之间的不同亮度层级的测量,即用户环境图像亮度反差(差异)的大小。亮度反差越大代表对比度越大,亮度反差越小代表对比度越小。

[0071] 在本实施例中,图像增强处理的方式,包括但不限于:伽马变换和对数变换。下面对对比度较小的用户环境图像进行图像增强处理,进行具体描述。

[0072] 如图3所示,为根据本发明一实施例的图像增强处理的步骤流程图。

[0073] 步骤S310,确定用户环境图像的图像亮度标准差。

[0074] 为了判断用户环境图像是否需要图像增强操作,可以计算用户环境图像的图像亮度标准差,该图像亮度标准差 σ 可以称之为均方根对比度。

[0075] 在本实施例中,图像亮度标准差 σ 的计算公式如下:

$$[0076] \quad \sigma = \sqrt{\frac{1}{wh} \sum_{x=0}^w \sum_{y=0}^h (I_{xy} - \bar{I})^2};$$

[0077] 用户环境图像的对比度越大,图像亮度标准差 σ 越大;用户环境图像的对比度越小,图像亮度标准差 σ 越小。

[0078] 步骤S320,如果所述图像亮度标准差小于预设的图像亮度标准差阈值,则利用伽马变换算法,对所述用户环境图像进行图像增强处理。

[0079] 对于对比度比较小的用户环境图像,可以采用伽马变换算法进行图像增强处理。伽马变换算法具有如下的标准形式:

$$[0080] \quad O(x, y) = \left\lfloor 255 \left(\frac{I(x, y)}{255} \right)^\gamma \right\rfloor;$$

[0081] 其中, $I(x, y)$ 为图像增强之前的用户环境图像, $O(x, y)$ 为图像增强之后的用户环境图像, γ 为控制参数。其中, γ 大于0。也就是说,对于用户环境图像中的每个像素点进行如下的运算:

$$[0082] \quad O_{xy} = \left\lfloor 255 \left(\frac{I_{xy}}{255} \right)^\gamma \right\rfloor;$$

[0083] 其中,为图像增强之后的像素点的亮度值。

[0084] 当 γ 大于1时,用户环境图像将整体变暗,这样会拉伸图像中亮度较高的区域,同时压缩亮度较低的部分。

[0085] 当 γ 等于1时,用户环境图像无变化。

[0086] 当 γ 大于0且小于1时,用户环境图像将整体变亮,这样会拉伸图像中亮度较低的区域,同时会压缩亮度较高的部分。

[0087] 在本实施例中,结合用户环境图像的平均亮度值 \bar{I} ,用户环境图像的最优的亮度值范围在165~175之间,可以取170作为平均亮度值阈值。

[0088] 其中, γ 的经验公式如下:

$$[0089] \quad \gamma = \begin{cases} \tan\left(\frac{\pi}{4} * \frac{\bar{I}}{170}\right), & \bar{I} \leq 170 \\ \tan\frac{(\bar{I}-85)\pi}{340}, & \bar{I} > 170 \end{cases};$$

[0090] 当 $\bar{I}=170$ 时, γ 等于1,用户环境图像无变化;当 \bar{I} 趋向于0时, γ 趋向于0,用户环境

图像整体变亮,并且对比度增大;当 \bar{I} 趋向于255时, γ 趋向于正无穷,用户环境图像整体变暗,且对比度变大。

[0091] 在对用户环境图像进行图像增强处理之后,还可以对对图像增强处理后的用户环境图像执行去噪处理。

[0092] 在对用户环境图像进行图像增强处理之后,可以对用户环境图像进行人脸检测。下面对人脸检测进行进一步地描述。

[0093] 人脸检测方法可以采用滑动窗的方法来进行。具体的,滑动窗以预设的步进在用户环境图像中移动,二分类器基于人脸外部轮廓对滑动窗内的图像区域进行人脸识别,当图像区域内存在与人脸外轮廓匹配的形狀时,将图像区域分类成人脸,这代表人脸被检测到。

[0094] 滑动窗可以认为是人脸检测框。由于人脸有尺度上的不同,所以滑动窗的大小也会进行尺度上的缩放,以便匹配不同人脸在尺寸上的变化。在使用滑动窗检测人脸的过程中,可以采用基于梯度直方图(Histogram of Gradients)的人脸检测方法,在用户环境图像中检测人脸;也可以采用基于Harr-like特征的人脸检测方法,在用户环境图像中检测人脸。

[0095] 当然,由于人脸有其特别的结构和纹理特征,本发明实施例还可以使用深度神经网络在用户环境图像中检测人脸。

[0096] 深度神经网络的种类,包括但不限于:多任务级联卷积神经网络(Multi-Task Convolution Neural Network,简称MTCNN)和MobileNet-SSD。

[0097] 在本发明实施例中,可以使用MTCNN对输入的用户环境图像进行人脸检测。该MTCNN可以在用户环境图像中检测人脸,并在用户环境图像中使用人脸检测框标识出检测到的人脸所在区域。

[0098] MTCNN是一种基于多任务级联CNN的人脸检测深度学习模型,该模型中综合考虑了人脸边框回归和脸部关键点(标记点)检测。输入MTCNN的用户环境图像会按照不同的缩放比例,缩放成不同尺度大小的用户环境图像,从而形成图像的特征金字塔,这样保证了不同尺寸的人脸都能被检测到。MTCNN包含三个级联的子网络,分别称为PNet,RNet和ONet。其中,针对每个尺度的用户环境图像,PNet,RNet和ONet分别用于:

[0099] PNet根据输入的用户环境图像,生成标识人脸区域的候选窗口和边界框的回归向量;利用该边界框的回归向量,校准生成的候选窗口;通过第一非极大值抑制(Non-maximum suppression,简称NMS)算法,对校准的候选框口进行第一次去重处理,得到经过PNet去重的候选窗口。

[0100] RNet先利用该边界框的回归向量,校准经过PNet去重的候选窗口;再利用第二NMS算法,对校准的候选窗口进行第二次去重处理,得到经过RNet去重的候选窗口。这样,实现了对经过PNet去重的候选窗口进行进一步地的筛选。

[0101] ONet功能与RNet作用类似,先利用该边界框的回归向量,校准经过RNet去重的候选窗口;利用第三NMS算法对校准的候选窗口进行第三次去重处理,并且在去除重叠候选窗口的同时,同时生成五个标记点定位。这样,ONet在对经过RNet去重的候选窗口进行进一步的筛选的同时,在每个候选窗口框出的人脸上,检测五个标记点。标记点,是指在人脸预设位置标记的特征点。该五个标记点包括:分别在两个瞳孔上标记的标记点,鼻头上标记的标

记点,分别在两个嘴角上标记的标记点。

[0102] 在第一NMS算法、第二NMS算法和第三NMS算法中设置的重叠度(Intersection over Union,简称IOU)不同,IOU从大到小,依次为第一NMS算法、第二NMS算法和第三NMS算法,这样可以使得PNet、RNet和ONet完成从粗到细的候选窗口去重。

[0103] 由于输入MTCNN的用户环境图像会按照不同的缩放比例进行缩放,形成图像金字塔,即多个尺度的图像,然后PNet、RNet和ONet分别对每个尺度的用户环境图像进行人脸检测,所以,需要在人脸检测之后,将所有候选窗口归一化到原始尺寸的用户环境图像中。例如:有的用户环境图像的尺度是原来的两倍,那么回归到原始尺寸的用户环境图像时,就需要将候选窗口归一化到原始尺寸的大小,即候选窗口的大小要除以2。将多个尺度上的候选窗口都归一化到原始尺度下才有可比较性。

[0104] 在本实施例中,在基于神经网络在用户环境图像中检测人脸之前,需要对用于进行人脸检测的人脸检测网络MTCNN进行训练。进一步地,对MTCNN的训练包括:使用开源的人脸数据集,对MTCNN进行预训练,以便对MTCNN中的权重进行预训练;使用预先采集的定向人脸数据集,对MTCNN进行再训练,以便对MTCNN中的权重进行精调(fine-tune)训练,使得MTCNN能够更好地去检测与定向人脸数据集的人脸类型分布相似的人脸图像。人脸类型,包括但不限于:人脸的龄层,人脸的性别和人脸的肤色。

[0105] 开源的人脸数据集,包括但不限于:VGG-Face、FDDB。开源数据集的特点是人脸的广泛性很强,但是缺乏精准性,各个种族的人脸都有囊括,其中以白人的脸为主。定向人脸数据集是根据应用场景的特点采集的预设人脸类型的人脸图像,例如:定向人脸数据集中的图像以黄种人的人脸占主导。

[0106] 不管是预训练还是精调训练,都是将人脸数据集(开源人脸数据集和定向人脸数据集)的人脸图像输入MTCNN中,使MTCNN检测人脸图像中的人脸,将检测结果与为人脸图像预先标注的结果进行比较,如果MTCNN的检测结果与为人脸图像预先标注的结果相同,则表明所训练的MTCNN对样本(人脸图像)的分类正确(即识别准确),而且在MTCNN的识别准确率不再提高时,认为MTCNN已经收敛。 $\text{识别准确率} = \text{识别准确的次数} \div (\text{识别准确的次数} + \text{识别错误的次数})$ 。

[0107] 在MTCNN收敛之后,MTCNN就可以对图像增强之后的用户环境图像进行人脸检测了。

[0108] 将用户环境图像输入已经训练完成的MTCNN。输入MTCNN网络的用户环境图像可以包含人脸也可以不包含人脸。当用户环境图像不包含人脸时,MTCNN网络输出的结果为空;当用户环境图像包含人脸时,MTCNN网络输出的是包含人脸检测框(标识出人脸区域)的用户环境图像。当检测到用户环境图像中出现一张人脸时,该张人脸被一个人脸检测框框出。当检测到用户环境图像中出现多张人脸时,每张人脸被一个人脸检测框框出。

[0109] 如果在用户环境图像中检测出人脸,并且用户环境图像的平均亮度值在亮度值范围之内,则确定用户环境图像为有效人脸图像,之后可以确定有效人脸图像中目标人脸的姿态角。

[0110] 如图4所示,为根据本发明一实施例的姿态角确定的步骤流程图。

[0111] 步骤S410,在有效人脸图像中,针对目标人脸进行标记点标记。

[0112] 人脸的姿态包括人脸在三维空间中的低头抬头的俯仰角度(俯仰角)、脸偏向左侧

还是右侧的偏转角度(偏转角)、脸在平面内是逆时针还是顺时针旋转的角度(旋转角)。要完成目标人脸的姿态角的估计,依赖于目标人脸各个部位的标记点,标记点越多越精细,估计的姿态角越准确。

[0113] 在本实施例中,在确定目标人脸的姿态角时,可以基于MTCNN的输出5个标记点,或者,基于开源机器学习库(dlib)中使用的5点标记点模型,使用该5点标记点模型对有效人脸图像中的目标人脸进行5个标记点的标记。当然,为了提高姿态估计的精度,还可以使用dlib中的68点标记点模型,即在目标人脸上标记68个标记点。

[0114] 步骤S420,获取预先设置的三维人体头像模型;其中,在三维人体头像模型的脸部标记有标记点,并且在三维人体头像模型的脸部标记的标记点和在目标人脸上标记的标记点的数量和相同维度空间中的类型相同。

[0115] 标记点的类型可以体现该标记点在人脸上的位置。例如:位于眉心的标记点可以体现该标记点在眉间点。

[0116] 在三维人体头像模型的脸部标记的标记点和在目标人脸上标记的标记点在相同维度空间中的类型相同,是指:将目标人脸的标记点转换到三维空间之后,目标人脸的标记点和三维人体头像模型的脸部的标记点类型相同;或者,将三维人体头像模型的脸部的标记点转换到二维空间后,三维人体头像模型的脸部的标记点和目标人脸的标记点的类型相同。这样,在目标人脸的上标记的每个标记点,在三维人体头像模型的脸部的对应位置都存在一个对应的标记点。

[0117] 如果三维人体头像模型的脸部标记有5个标记点,则针对目标人脸可以进行5个标记点的标记;如果在三维人体头像模型的脸部标记有68个标记点,则针对目标人脸进行68个标记点的标记。

[0118] 步骤S430,根据所述三维人体头像模型中的标记点以及所述有效人脸图像中针对目标人脸的标记点,确定所述目标人脸的姿态角。

[0119] 在三个方向上转动三维人体头像模型,使得目标人脸的N个标记点跟三维人体头像模型中的N个标记点重合(或者近似重合),这样三维人体头像模型的姿态就是目标人脸的姿态。

[0120] 这样,目标人脸的姿态角估计问题可以转换为如下的优化问题:

[0121] 假定三维人体头像模型的姿态角为 (θ, ψ, ϕ) ,对应的依次为俯仰角、偏转角和旋转角。如图5所示,在相机(摄像头)参数固定的情况下,求解世界坐标系下到相机坐标系下的旋转矩阵R和平移向量t。其中,世界坐标系为三维人体头像模型所在的三维坐标系,相机坐标系为有效人脸图像中目标人脸所在的平面坐标系(二维坐标系)。

[0122] 在得到旋转矩阵R和平移向量t之后,将旋转矩阵R和平移向量t进行欧拉角转换,得到目标人脸的俯仰角、偏转角和旋转角。

[0123] 具体的,在目标人脸上标记N个标记点之后,目标人脸上的每个标记点为三维人体头像模型脸部的一个标记点的投影点。三维人体头像模型脸部的标记点P的三维坐标为 P_i ,该标记点P在目标人脸所在平面的成像坐标(二维坐标)为 $f(P_i; R, t)$,真实的投影点p的二维坐标为 p_i ,为了求得旋转矩阵R和平移向量t,只需要求解下面的最小投影均方误差问题。

[0124] 其中,最小投影均方误差的表达式可以为:

$$[0125] \quad \min \sum_{i=1}^N (f(P_i; R, t) - p_i)^2;$$

[0126] 这样,可以通过Levenberg-Marquardt优化方法近似求解最小投影均方误差,该优化方法的思想在于:微小地调整三维人体头像模型,得到该三维人体头像模型上的标记点投影在像平面(目标人脸所在平面)的坐标,直到上面的投影均方误差达到极小值即可。在实际的工程应用中,首先通过标准相机得到三维人体头像模型的脸部上的标记点在像平面的坐标集合,然后标定相机的内参数(初始的R和t)以及相机的焦距,然后使用开源的计算机视觉库OpenCV调用solvePnP等函数就能完成目标人脸的姿态估计。

[0127] 在得到目标人脸的姿态角之后,将目标人脸的姿态角和预设姿态角范围进行比较,如果目标人脸的姿态角在预设的姿态角范围之内,则认为目标人脸有效,可以对有效人脸图像中的目标人脸进行裁剪,只保留目标人脸的人脸区域,得到目标人脸的人脸图像,并在该人脸图像中,提取目标人脸的结构度量特征。

[0128] 在本实施例中,在提取所述目标人脸的结构度量特征之前,对所述目标人脸进行人脸对齐操作。人脸对齐操作,包括:通过仿射变换进行姿态角的补偿,使得人脸变换为正脸或者近似正脸,这些操作被称为人脸对齐,在经过人脸对齐操作之后,就可以对目标人脸进行结构度量特征的提取了。

[0129] 如图6所示,为根据本发明一实施例的结构度量特征提取的步骤流程图。

[0130] 步骤S610,在所述有效人脸图像中,针对目标人脸进行标记点标记。

[0131] 步骤S620,根据所述目标人脸的标记点,提取所述目标人脸的脸部结构关键点。

[0132] 步骤S630,根据所述目标人脸的脸部结构关键点,提取所述目标人脸对应的结构度量特征。

[0133] 脸部结构关键点,是指用于定位出人脸结构的标记点。脸部结构关键点,包括但不限于:用于定位出眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴、脸部轮廓等关键区域位置的标记点。

[0134] 结构度量特征,是指人脸的结构特征。进一步地,结构度量特征为多维度特征向量。例如:五官的尺寸,角度等。

[0135] 具体而言,对目标人脸的人脸区域进行标记点标记的步骤,与确定姿态角时对目标人脸的人脸区域进行标记点标记类似,但是为了更好地标记出目标人脸的结构信息,在本实施例中使用的模型是dlib中68个标记点模型,这68个标记点可以将目标人脸的各个部位勾勒出来,比如这68个标记点可以勾勒出眉形、眼睛、鼻子、嘴巴以及脸部轮廓。如果在进行有效人脸识别时在目标人脸上已经标记过68个标记点,则在有效人脸图像中对目标人脸进行标记点的标记,可以使用上面已经标记过的标记点。

[0136] 进一步地,本实施例根据BMI与人脸结构的关系,在目标人脸的人脸区域进行标记点的标记时,还可以标记其他标记点,例如:承浆点(穴)。

[0137] 承浆点,是指下嘴唇下沿到下巴尖(称为地阁)之间有一个凹陷的部位,该部位跟人脸下部的结构度量特征密切相关。可以被称为承浆点(穴),将承浆点作为第69个标记点。进一步地,承浆点一般在下嘴唇下沿到地阁之间的线段上,且处于下凹的底部。下嘴唇下沿到地阁之间下凹的底部往往是线段上亮度最低的点。假定从下嘴唇下沿到地阁的线段的四分位点依次为a,b和c;通过搜索子线段ab之间亮度最低的点即被认为是要找的承浆点。

[0138] 这样就从目标人脸上找到了69个标记点,如图7所示,为根据本发明一实施例的标记点的示意图。

[0139] 将这69个标记点作为初始的标记点,提取脸部结构关键点,如下表1所示,但是本

领域人员应当知道的是,表1中的脸部结构关键点仅为说明本实施例,而不用于限定本实施例。

[0140]

名称	标号	标记点的序号
眉心(印堂)	B	21,22 中点
鼻根点	C	27
左内侧眼角点	D	39
右内侧眼角点	D ₋	42
左外侧眼角点	E	36
右外侧眼角点	E ₋	45
左侧鬓角点	F	1
右侧鬓角点	F ₋	15
左鼻翼点	G'	31
右鼻翼点	G ₋	35
鼻尖(准头)	H	30
左下耳交界点	I'	2
右下耳交界点	I' ₋	14
上唇内中点	J	62
下唇内中点	J ₋	66
下唇外中点	Z	57
嘴角中点	Q	48,54 中点
人中上点	K	33

[0141]	人中下点	K ₋	51
	左嘴角点	L	48
	右嘴角点	L ₋	54
	左下颌角点	M	5
	右下颌角点	M ₋	11
	唇下凹陷(承浆)点	N'	69
	下巴尖(地阁)点	O'	8

[0142] 表1

[0143] 表1中有三列,分别代表脸部结构关键点的名称、标号和标记点的序号或者通过标记点得到该脸部结构关键点的方法。通过69个标记点可以提取许多脸部结构关键点,根据人脸的横向和纵向的相对比率关系以及标记点在人脸上的分布情况,本实施例提取25个脸部结构关键点,这些脸部结构关键点将用于下一步结构度量特征的提取。

[0144] 根据提取的脸部结构关键点,提取脸部结构度量特征。可以根据上一步骤中提取的25个脸部结构关键点提取一系列的结构度量特征,从而可以将人脸编码为对应的结构度量特征向量。

[0145] 结构度量特征选择的基本原则是这些结构特征要有明确的含义,并且与BMI有密切的联系。可以随机提取多种结构度量特征,在训练体重指数预测模型的过程中,确定结构度量特征是否与BMI存在密切联系。结构度量特征与BMI存在密切联系是指:使用该结构度量特征预测的BMI较为准确,而不使用该结构度量特征预测的BMI不够准确。在确定与BMI存在密切联系的结构度量特征之后,可以确定需要提取的脸部结构关键点。

[0146] 通过脸部结构关键点可以提取多种结构度量特征集合。如表2所示,是根据上述提取的25个脸部结构关键点,提取的f0~f22,共23个的结构度量特征,这样可以得到一个23维的结构度量特征向量,当然,本领域技术人员应当知道的是,该23个结构度量特征仅仅作作为结构度量特征提取的一个参考。其中,为了使所有表示距离的结构度量特征都是基于图像像素的处理结果,保持量纲上的统一,对于所有表示的距离的结构度量特征都以面宽FF₋作为基准做归一化处理,对于所有表示比值的结构度量特征和表示角度的结构度量特征,则维持不变。

[0147]

名称	标号	特征 序号	备注
中庭	BH	f0	
下庭	HO'	f1	
印堂到山根距离	BC	f2	
山根到准头距离	CH	f3	
人中长度	KK_	f4	
承浆到地阁距离	N'O'	f5	
外眼角间距	EE_	f6	
内眼角间距	DD_	f7	
面宽	FF_	f8	距离归一化因子
鼻翼宽	G'G_	f9	
嘴宽	LL_	f10	
下颌间距	MM_	f11	
IM 与 MO 连线夹角	IMO'角	f12	以弧度计量
EE_ 和 FF_ 垂直高度	Dist(EE_ - FF_)	f13	使用中点距近似
印堂到承浆点距离	BN'	f14	
形态面长	CO'	f15	
形态面指数	CO'/FF_	f16	
颧下颌宽度指数	MM_/FF_	f17	
下颏长	QO'	f18	
下颌指数	QO'/MM_	f19	

	眼宽指数	DD_/EE_	f20	
[0148]	中庭占比	BH/HO'	f21	
	印堂地阁/下颌间距	BO'/MM_	f22	

[0149] 表2

[0150] 通过表2可以将任意一张人脸的图像进行结构度量特征的编码,得到该人脸的一个23维的结构度量特征向量的表示。

[0151] 本实施例可以使用23维的结构度量特征向量,而不是使用最初的人脸像素来参与体重指数预测模型的训练和预测,能够大大提高计算的效率。

[0152] 根据提取的目标人脸的结构度量特征向量,可以预先训练体重指数预测模型完成BMI预测的任务。

[0153] 其中,体重指数预测模型的种类,包括但不限于:极端梯度提升(eXtreme Gradient Boosting,简称XGBoost)模型、线性回归模型、支持向量机(Support Vector Machine,简称SVM)模型或者深度学习网络。

[0154] 由于缺乏用于预测BMI的开源数据集,因此需要构建用于预测BMI的数据集。例如:通过构建一个问卷系统采集人脸图像(如几十万张人脸图像),这些人脸图像都由用户汇报相应的性别、年龄、身高和体重信息,这样就可以得到人脸图像和标记该张人脸的BMI数据。

[0155] 为了降低数据噪声对模型的精度的消极影响,在构建数据集的过程中,从采集的数据中筛选有效数据,作为训练样本。进一步地,先设置多个信息验证流程,自动筛选符合预设要求的数据,例如:人脸图像包含人脸且为正脸,人脸图像的平均亮度值在平均亮度值范围之内;再随机选取部分自动筛选出的数据进行人工查阅,确定筛选出的样本是否符合该预设要求;最后还可以对数据的属性进行筛选,例如:筛选年龄处于预设年龄段的数据。只有数据通过所有筛选之后,才代表该数据是一个有效的样本。

[0156] 下面将以体重指数预测模型为XGBoost模型为例,对BMI预测的过程进行描述。

[0157] XGBoost是一种基于Boosting的机器学习方法。XGBoost是通过集成分类与回归树(Classification and regression tree,简称CART)来增强分类性能。XGBoost使用随机梯度下降法优化树的结构和权重,具有良好的训练速度和精度。XGBoost即可以用于分类也可以用于回归,因为BMI输出的特征空间是连续的正实数空间,所以BMI预测是一个典型的回归问题。在本发明实施例中,XGBoost模型可以为XGBoost Regressor模型。

[0158] 在训练XGBoost之前,构建数据集,将该数据集分为三个种类的子数据集。该三个种类的子数据集,包括:训练数据集,验证数据集和测试数据集。

[0159] 训练数据集,用于训练XGBoost的结构和权重。训练数据集可以占数据集中60%的有效样本的数据。样本已经被标注标签,该标签可以是正确的BMI。样本的数据包括:从样本中识别到的人脸的结构度量特征。

[0160] 验证数据集,用于训练XGBoost的超参数。超参数的种类包括:XGBoost中CART树的最大数深度。验证数据集可以占数据集中20%的有效样本的数据。样本已经被标注标签,该标签可以是正确的BMI。样本的数据包括:从样本中识别到的人脸的结构度量特征。

[0161] 测试数据集,用于测试XGBoost在预测BMI时的准确性。测试数据集可以占数据集

20%的有效样本的数据。样本已经被标注标签,该标签可以是正确的BMI。样本的数据包括:从样本中识别到的人脸的结构度量特征。

[0162] 图8为根据本发明一实施例的体重指数预测模型训练的步骤流程图。

[0163] 步骤S810,设置XGBoost模型中的CART树的最大树深度的初始值。

[0164] 步骤S820,利用预设的训练数据集,对所述XGBoost模型的结构和权重进行训练。

[0165] 顺次将训练数据集中的每个样本输入XGBoost模型,获取XGBoost模型输出的预测BMI,将该预测BMI与样本标记的正确BMI进行比较,如果预测BMI与正确BMI相同,则向XGBoost模型中输入下一个样本,如果预测BMI与正确BMI不同,则调整XGBoost模型中的结构和权重。

[0166] 步骤S830,利用预设的验证数据集,对所述XGBoost模型中已训练的结构和权重进行验证,并根据验证结果执行本次的最大树深度调整。

[0167] 可以使用均方根误差(Root Mean Squared Error,简称RMSE)来确定已训练的结构和权重是否合适。假定有m个样本,其中第k个样本使用XGBoost模型预测的BMI值为 BMI'_k ,而该样本的真实值为 BMI''_k ,则该XGBoost模型的均方根误差为:

$$[0168] \quad RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{k=0}^m (BMI'_k - BMI''_k)^2}。$$

[0169] 如果该均方根误差小于预设的模型误差阈值,则表示XGBoost模型已经训练完成,可以利用预测数据集确定XGBoost模型的性能;如果该均方根误差大于或者等于该模型误差阈值,则跳转到步骤S820,继续利用训练数据集对该XGBoost模型进行训练。

[0170] 在调整最大树深度时,可以在前一次调整的结果上加1。

[0171] 步骤S840,利用预设的网格搜索算法,确定前一次调整的最大树深度是否为最优最大树深度;如果是,则执行步骤S850;如果不是,则执行步骤S820。

[0172] 如果本次调整最大树深度之后,XGBoost模型预测BMI的准确度比前一次调整最大树深度之后,XGBoost模型预测BMI的准确度高,则继续调整最大树深度;如果本次调整最大树深度之后,XGBoost模型预测BMI的准确性比前一次调整最大树深度之后,XGBoost模型预测BMI的准确度低,则确定前一次调整的最大树深度为最优最大树深度。

[0173] 步骤S850,将所述XGBoost模型中的所述CART树的最大树深度设置为所述最优最大树深度。

[0174] 利用预设的测试数据集,测试已经被设置成最优最大树深度的所述XGBoost模型,并确定所述XGBoost模型的性能度量值;如果所述XGBoost模型的性能度量值在预设性能范围之内,则完成对所述XGBoost模型的训练。当然,如果所述XGBoost模型的性能度量值不在预设性能范围之内,则跳转到步骤S820。预设的性能范围可以是经验值或者通过实验获得的值。

[0175] 所述XGBoost模型的性能度量值可以是均方根误差。均方根误差的计算方式可以参考步骤S830。

[0176] 在本实施例中,为了增广特征层面,可以为结构度量特征向量中的每一维度的结构度量特征随机增加一个扰动因子,该扰动因子小于或者等于0.1。

[0177] 在本实施例中,随着数据集的增长,XGBoost模型得以迭代更新,使得XGBoost模型的准确性越来越高,效果会越来越好。

[0178] 本实施例提供一种基于人脸结构度量的体重指数预测设备。如图9所示,为根据本发明一实施例的基于人脸结构度量的体重指数预测设备的结构图。

[0179] 在本实施例中,所述基于人脸结构度量的体重指数预测设备,包括但不限于:处理器910、存储器920。

[0180] 所述处理器910用于执行存储器920中存储的基于人脸结构度量的体重指数预测程序,以实现上述的基于人脸结构度量的体重指数预测方法。

[0181] 具体而言,所述处理器910用于执行存储器920中存储的基于人脸结构度量的体重指数预测程序,以实现以下步骤:采集有效人脸图像;确定所述有效人脸图像中目标人脸的姿态角;如果所述目标人脸的姿态角在预设的姿态角范围之内,则在所述有效人脸图像中,提取所述目标人脸的结构度量特征;将所述目标人脸的结构度量特征输入预先训练的体重指数预测模型,获取所述体重指数预测模型输出的所述目标人脸对应的体重指数。

[0182] 其中,所述采集有效人脸图像,包括:采集用户环境图像;确定所述用户环境图像的平均亮度值;如果所述用户环境图像的平均亮度值在预设的亮度值范围之内,则针对所述用户环境图像进行人脸检测;如果在所述用户环境图像中检测到人脸,则确定所述用户环境图像为有效人脸图像;如果所述用户环境图像的平均亮度值未在所述亮度值范围之内,或者,在所述用户环境图像中未检测到人脸,则进行重新采集提示。

[0183] 其中,在所述针对所述用户环境图像进行人脸检测之前,还包括:确定所述用户环境图像的图像亮度标准差;如果所述图像亮度标准差小于预设的图像亮度标准差阈值,则利用伽马变换算法,对所述用户环境图像进行图像增强处理。

[0184] 其中,所述确定所述有效人脸图像中目标人脸的姿态角,包括:在所述有效人脸图像中,针对目标人脸进行标记点标记;获取预先设置的三维人体头像模型;其中,在所述三维人体头像模型的脸部标记有标记点,并且在所述三维人体头像模型的脸部标记的标记点和在所述目标人脸上标记的标记点的数量和在同一维度空间中的类型相同;根据所述三维人体头像模型中的标记点以及所述有效人脸图像中针对目标人脸的标记点,确定所述目标人脸的姿态角。

[0185] 其中,还包括:如果在所述目标人脸的姿态角在预设的姿态角范围之内,则在所述有效人脸图像中,提取所述目标人脸的结构度量特征之前,对所述目标人脸进行人脸对齐操作。

[0186] 其中,在所述有效人脸图像中,提取所述目标人脸的结构度量特征,包括:在所述有效人脸图像中,针对目标人脸进行标记点标记;根据所述目标人脸的标记点,提取所述目标人脸的脸部结构关键点;根据所述目标人脸的脸部结构关键点,提取所述目标人脸对应的结构度量特征。

[0187] 其中,所述体重指数预测模型的种类,包括:极端梯度提升XGBoost模型、线性回归模型、支持向量机SVM模型或者深度学习网络。

[0188] 其中,如果所述体重指数预测模型为XGBoost模型,则在将所述目标人脸的结构度量特征输入预先训练的体重指数预测模型之前,还包括:训练所述体重指数预测模型;其中,训练所述体重指数预测模型,包括:步骤2,设置所述XGBoost模型中的CART分类与回归树的最大树深度的初始值;步骤4,利用预设的训练数据集,对所述XGBoost模型的结构和权重进行训练;步骤6,利用预设的验证数据集,对所述XGBoost模型中已训练的结构和权重进

行验证,并根据验证结果执行本次的最大树深度调整;步骤8,利用预设的网格搜索算法,确定前一次调整的最大树深度是否为最优最大树深度,如果是最优最大树深度,则将所述XGBoost模型中的所述CART树的最大树深度设置为所述最优最大树深度,否则跳转到步骤4。

[0189] 其中,在将所述XGBoost模型中的所述CART树的最大树深度设置为所述最优最大树深度之后,还包括;利用预设的测试数据集,测试已经被设置成最优最大树深度的所述XGBoost模型,并确定所述XGBoost模型的性能度量值;如果所述XGBoost模型的性能度量值在预设性能范围之内,则完成对所述XGBoost模型的训练。

[0190] 本发明实施例还提供了一种存储介质。这里的存储介质存储有一个或者多个程序。其中,存储介质可以包括易失性存储器,例如随机存取存储器;存储器也可以包括非易失性存储器,例如只读存储器、快闪存储器、硬盘或固态硬盘;存储器还可以包括上述种类的存储器的组合。

[0191] 当存储介质中一个或者多个程序可被一个或者多个处理器执行,以实现上述的基于人脸结构度量的体重指数预测方法。

[0192] 具体而言,所述处理器用于执行存储器中存储的基于人脸结构度量的体重指数预测程序,以实现以下步骤:采集有效人脸图像;确定所述有效人脸图像中目标人脸的姿态角;如果所述目标人脸的姿态角在预设的姿态角范围之内,则在所述有效人脸图像中,提取所述目标人脸的结构度量特征;将所述目标人脸的结构度量特征输入预先训练的体重指数预测模型,获取所述体重指数预测模型输出的所述目标人脸对应的体重指数。

[0193] 其中,所述采集有效人脸图像,包括:采集用户环境图像;确定所述用户环境图像的平均亮度值;如果所述用户环境图像的平均亮度值在预设的亮度值范围之内,则针对所述用户环境图像进行人脸检测;如果在所述用户环境图像中检测到人脸,则确定所述用户环境图像为有效人脸图像;如果所述用户环境图像的平均亮度值未在所述亮度值范围之内,或者,在所述用户环境图像中未检测到人脸,则进行重新采集提示。

[0194] 其中,在所述针对所述用户环境图像进行人脸检测之前,还包括:确定所述用户环境图像的图像亮度标准差;如果所述图像亮度标准差小于预设的图像亮度标准差阈值,则利用伽马变换算法,对所述用户环境图像进行图像增强处理。

[0195] 其中,所述确定所述有效人脸图像中目标人脸的姿态角,包括:在所述有效人脸图像中,针对目标人脸进行标记点标记;获取预先设置的三维人体头像模型;其中,在所述三维人体头像模型的脸部标记有标记点,并且在所述三维人体头像模型的脸部标记的标记点和在所述目标人脸上标记的标记点的数量和相同;根据所述三维人体头像模型中的标记点以及所述有效人脸图像中针对目标人脸的标记点,确定所述目标人脸的姿态角。

[0196] 其中,还包括:如果在所述目标人脸的姿态角在预设的姿态角范围之内,则在所述有效人脸图像中,提取所述目标人脸的结构度量特征之前,对所述目标人脸进行人脸对齐操作。

[0197] 其中,在所述有效人脸图像中,提取所述目标人脸的结构度量特征,包括:在所述有效人脸图像中,针对目标人脸进行标记点标记;根据所述目标人脸的标记点,提取所述目标人脸的脸部结构关键点;根据所述目标人脸的脸部结构关键点,提取所述目标人脸对应

的结构度量特征。

[0198] 其中,所述体重指数预测模型的种类,包括:极端梯度提升XGBoost模型、线性回归模型、支持向量机SVM模型或者深度学习网络。

[0199] 其中,如果所述体重指数预测模型为XGBoost模型,则在将所述目标人脸的结构度量特征输入预先训练的体重指数预测模型之前,还包括:训练所述体重指数预测模型;其中,训练所述体重指数预测模型,包括:步骤2,设置所述XGBoost模型中的CART分类与回归树的最大树深度的初始值;步骤4,利用预设的训练数据集,对所述XGBoost模型的结构和权重进行训练;步骤6,利用预设的验证数据集,对所述XGBoost模型中已训练的结构和权重进行验证,并根据验证结果执行本次的最大树深度调整;步骤8,利用预设的网格搜索算法,确定前一次调整的最大树深度是否为最优最大树深度,如果是最优最大树深度,则将所述XGBoost模型中的所述CART树的最大树深度设置为所述最优最大树深度,否则跳转到步骤4。

[0200] 其中,在将所述XGBoost模型中的所述CART树的最大树深度设置为所述最优最大树深度之后,还包括:利用预设的测试数据集,测试已经被设置成最优最大树深度的所述XGBoost模型,并确定所述XGBoost模型的性能度量值;如果所述XGBoost模型的性能度量值在预设性能范围之内,则完成对所述XGBoost模型的训练。

[0201] 以上所述仅为本发明的实施例而已,并不用于限制本发明,对于本领域的技术人员来说,本发明可以有各种更改和变化。凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的权利要求范围之内。

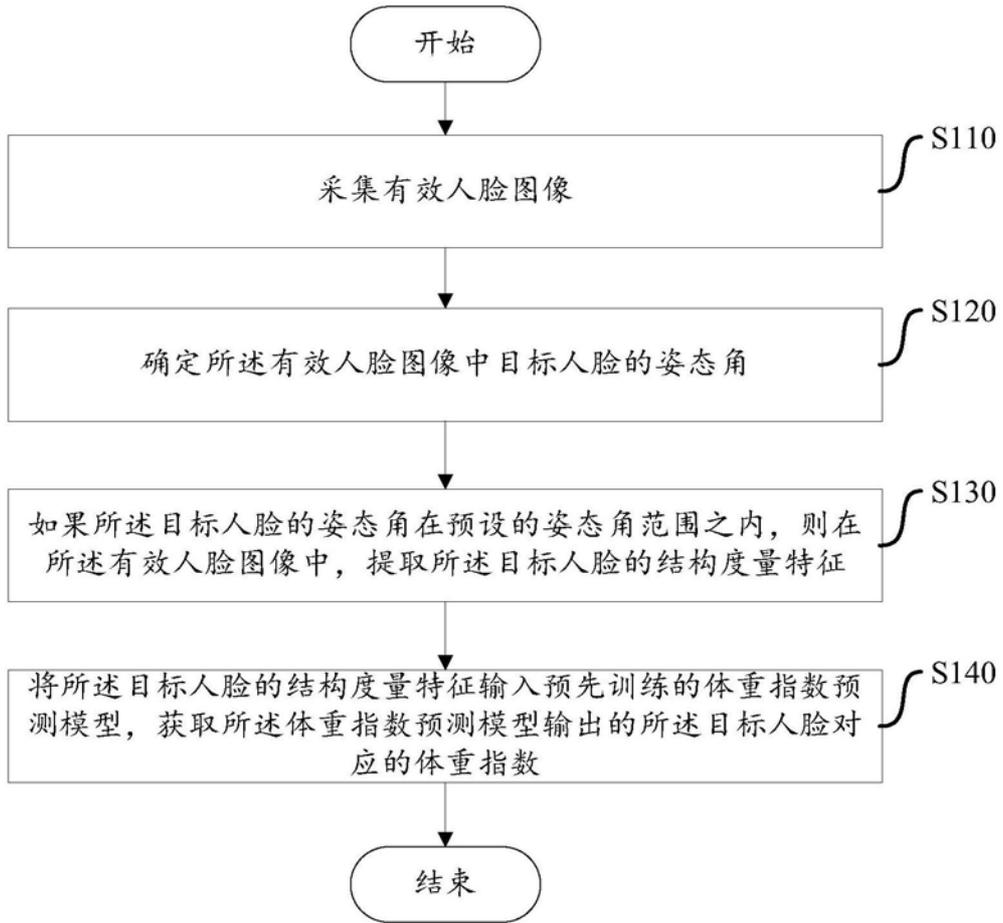


图1

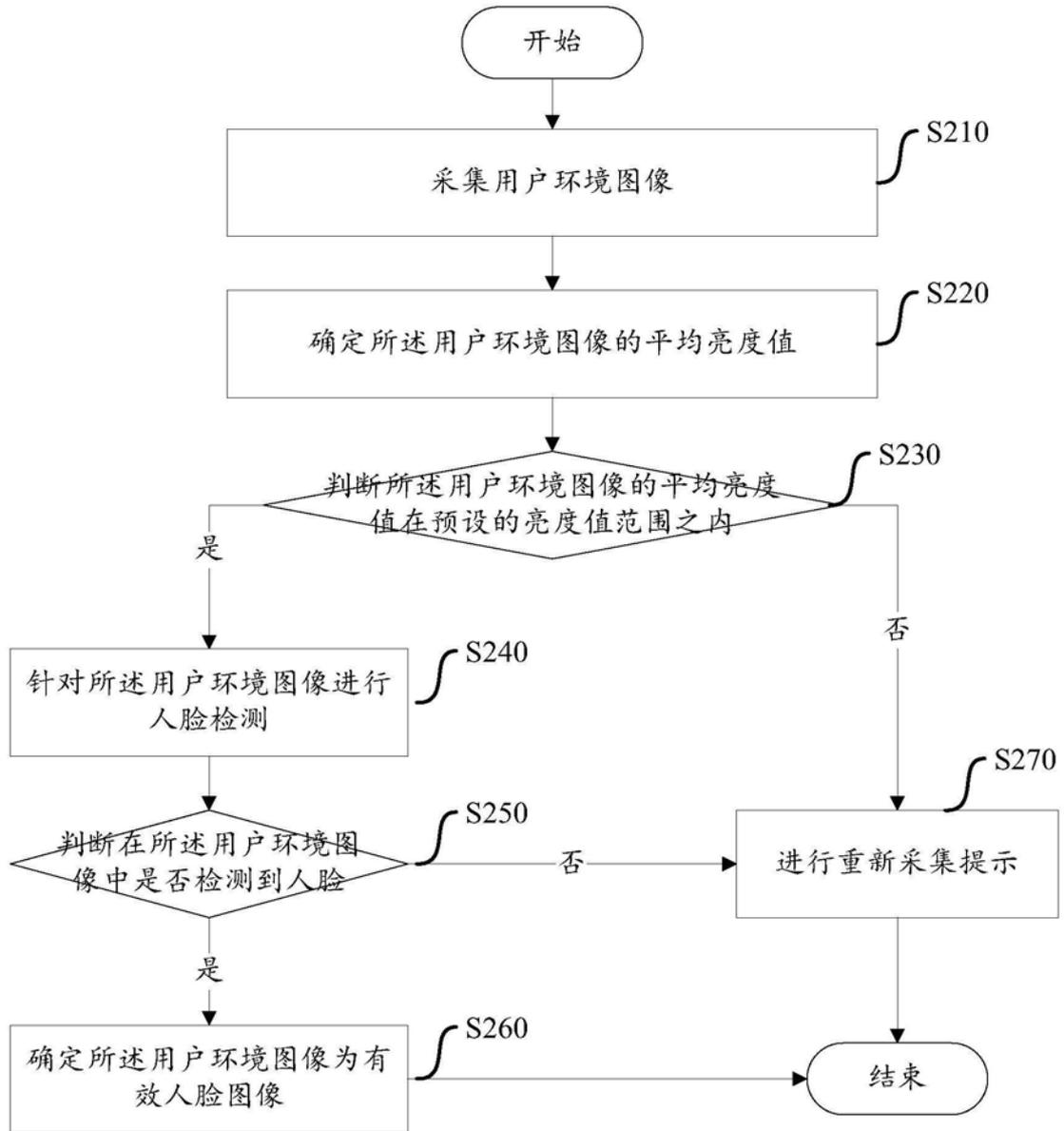


图2

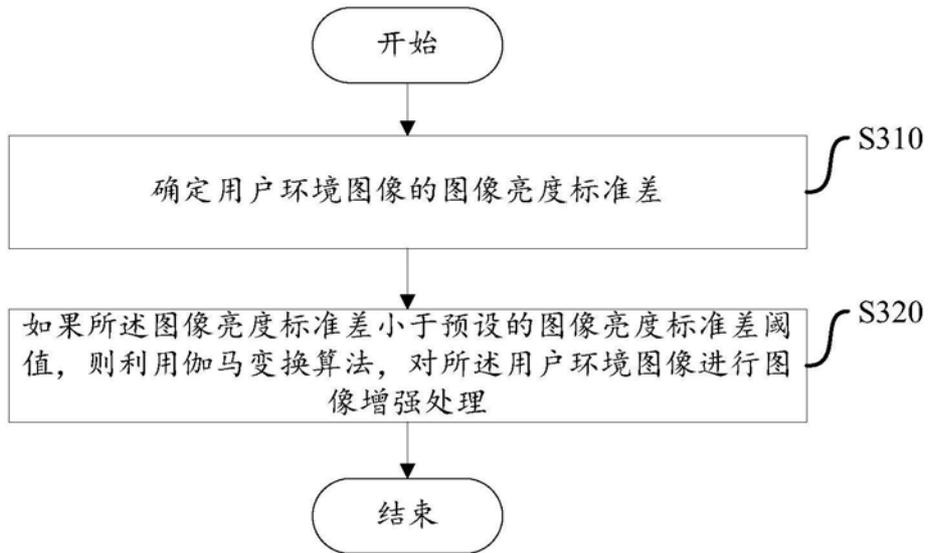


图3

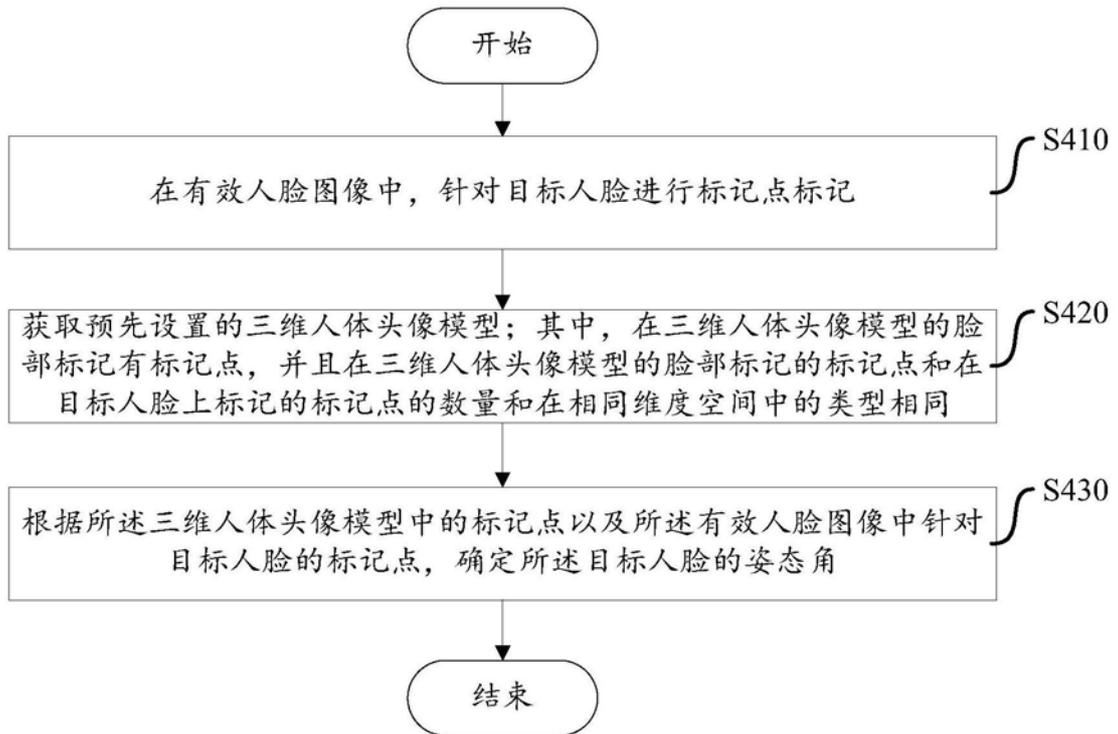


图4

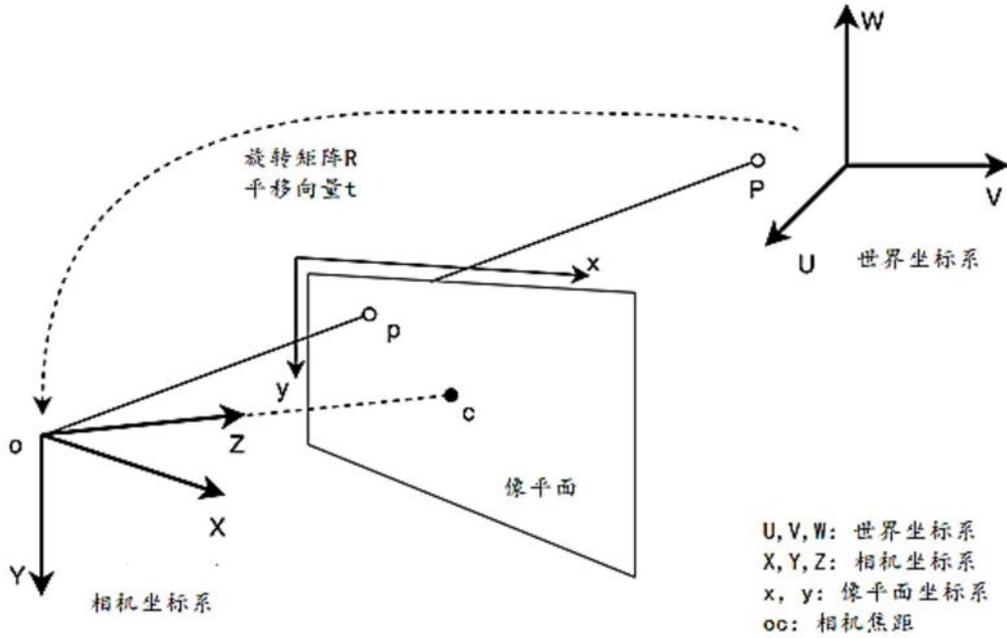


图5

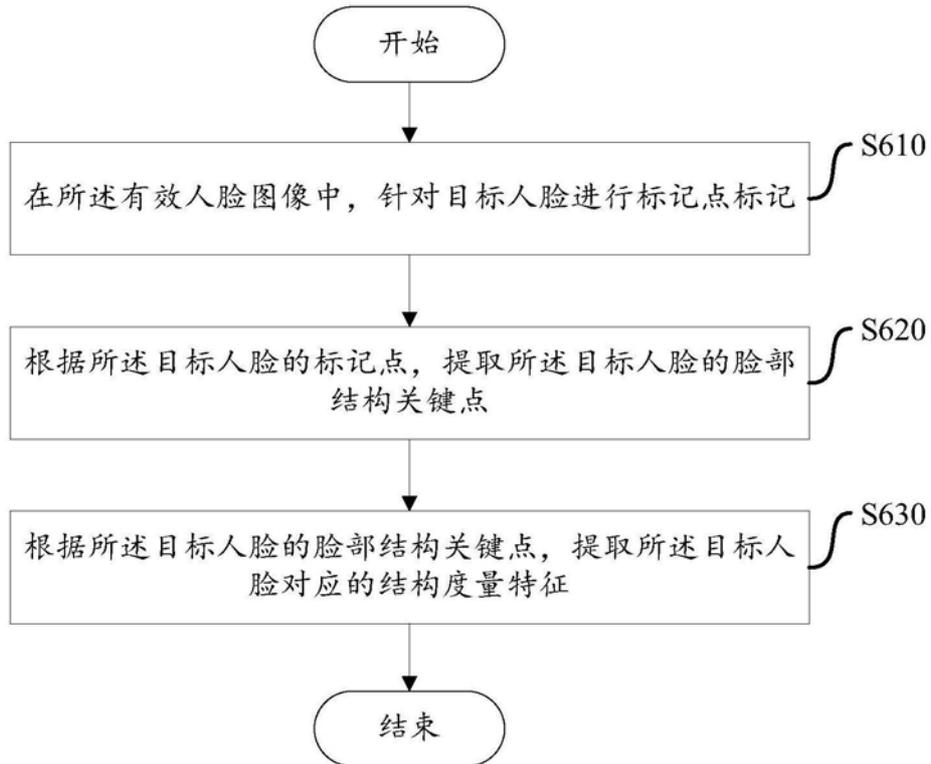


图6

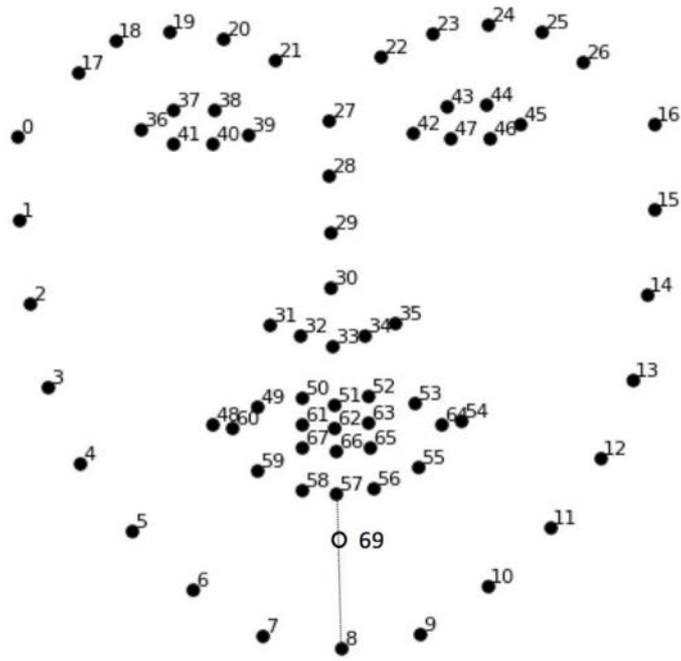


图7

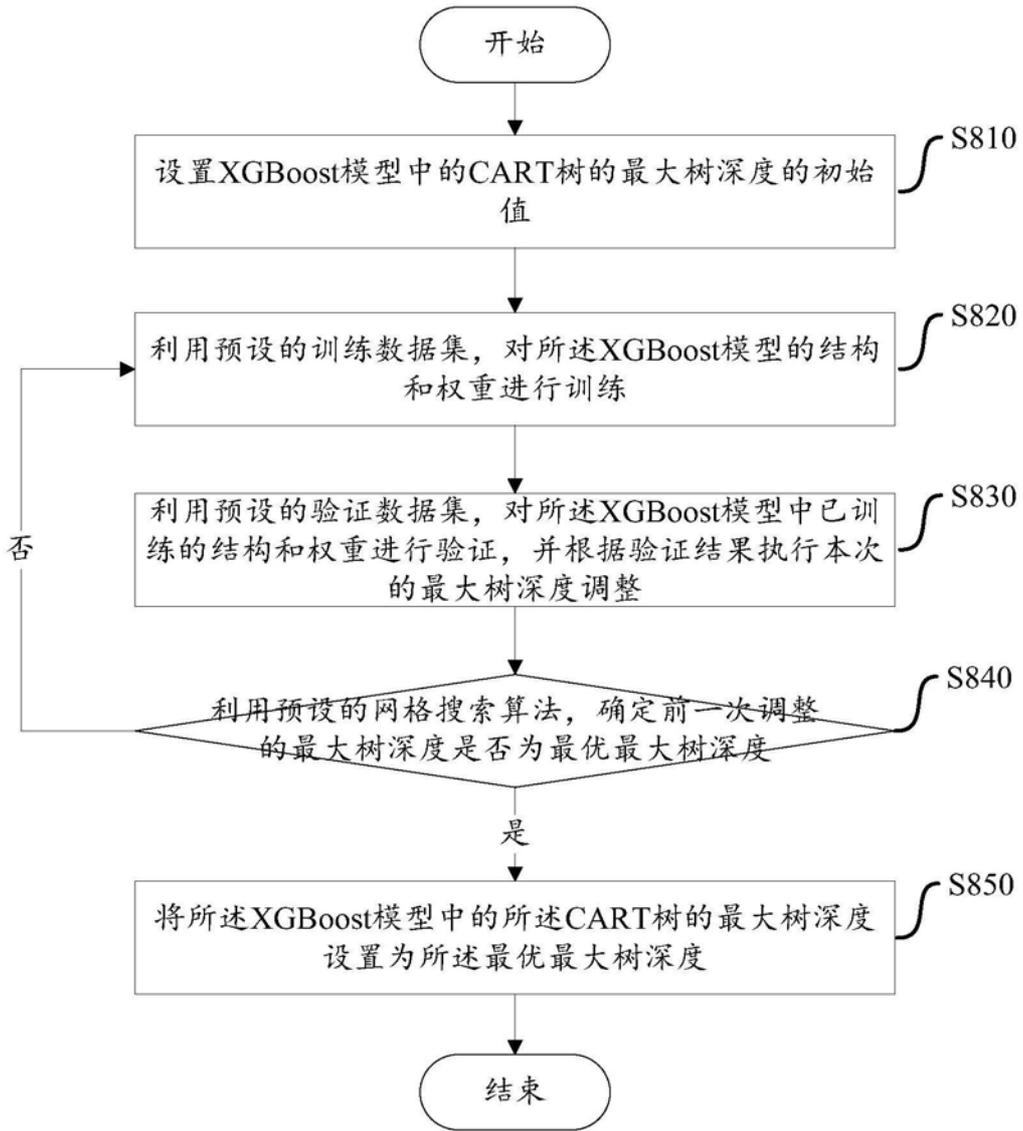


图8

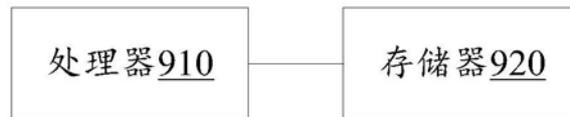


图9