



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110197099 B

(45) 授权公告日 2022.10.11

(21) 申请号 201810160154.5

G06V 10/774 (2022.01)

(22) 申请日 2018.02.26

G06V 10/764 (2022.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 110197099 A

(56) 对比文件

CN 106650653 A, 2017.05.10

CN 103902964 A, 2014.07.02

(43) 申请公布日 2019.09.03

CN 107480575 A, 2017.12.15

(73) 专利权人 腾讯科技(深圳)有限公司
地址 518000 广东省深圳市南山区高新区
科技中一路腾讯大厦35层

CA 2902093 A1, 2016.02.28

CN 106295547 A, 2017.01.04

CN 106503669 A, 2017.03.15

(72) 发明人 周正 王一同 季兴 王浩
李志鋒

US 2017351905 A1, 2017.12.07

杜吉祥等. 使用稀疏约束非负矩阵分解算法的跨年龄人脸识别.《智能系统学报》.2012,(第03期),全文.

(74) 专利代理机构 深圳市联鼎知识产权代理有限公司 44232
专利代理师 刘抗美

审查员 靳超

(51) Int. Cl.

G06V 40/16 (2022.01)

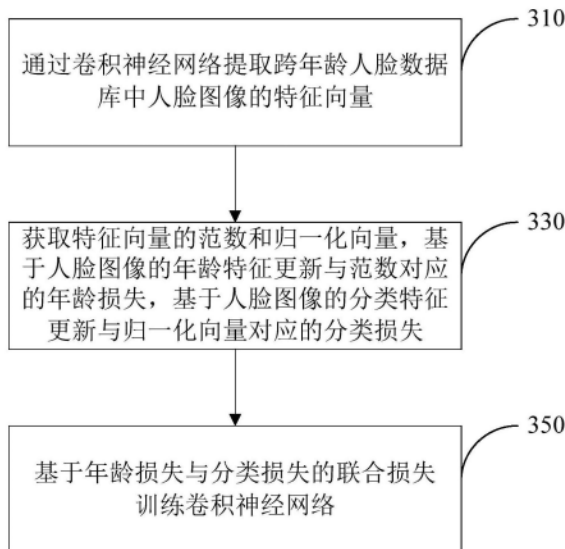
权利要求书3页 说明书14页 附图7页

(54) 发明名称

跨年龄人脸识别及其模型训练的方法和装置

(57) 摘要

本发明揭示了一种跨年龄人脸识别及其模型训练的方法和装置、计算机可读存储介质以及电子设备。所述跨年龄人脸识别的模型训练方法包括:通过卷积神经网络提取跨年龄人脸数据库中人脸图像的特征向量,所述跨年龄人脸数据库包括按照人脸的年龄特征和分类特征分类的多个人脸图像;获取所述特征向量的范数和归一化向量,基于所述人脸图像的年龄特征更新与所述范数对应的年龄损失,基于所述人脸图像的分类特征更新与所述归一化向量对应的分类损失;以及基于所述年龄损失与所述分类损失的联合损失训练所述卷积神经网络。基于本实施例的方案,能够提高模型跨年龄人脸识别的性能。



1. 一种跨年龄人脸识别的模型训练方法,其特征在于,所述方法包括:

通过卷积神经网络提取跨年龄人脸数据库中人脸图像的特征向量,所述跨年龄人脸数据库包括按照人脸的年龄特征和分类特征分类的多个人脸图像;

获取所述特征向量的范数和归一化向量,基于所述人脸图像的年龄特征更新与所述范数对应的年龄损失,基于所述人脸图像的分类特征更新与所述归一化向量对应的分类损失;以及

基于所述年龄损失与所述分类损失的联合损失训练所述卷积神经网络;

其中,所述的基于所述人脸图像的分类特征更新与所述归一化向量对应的分类损失,包括以下任一步骤:

基于所述分类特征和所述归一化向量构建Softmax损失函数;

基于所述分类特征和所述归一化向量构建A-Softmax损失函数;以及

基于所述分类特征和经过扩大处理的所述归一化向量构建A-Softmax损失函数,构建的所述A-Softmax损失函数为:

$$L_{id} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N -\log \left(\frac{e^{s\psi(\theta_{y_i,i})}}{e^{s\psi(\theta_{y_i,i})} + \sum_{j \neq y_i} e^{s\cos(\theta_{j,i})}} \right)$$

其中, L_{id} 表示所述分类损失, N 表示所述人脸图像的数量, e 表示自然常数, s 表示所述扩大处理的系数, j 表示全连接层权重参数矩阵 W 的第 j 列向量, $\theta_{j,i}$ 表示该第 j 列向量与当前人脸图像的归一化向量之间夹角,且 $\theta_{y_i,i} \in [\frac{k\pi}{m}, \frac{(k+1)\pi}{m}]$, $k \in [0, m-1]$,

$\psi(\theta_{y_i,i}) = (-1)^k \cos(m\theta_{y_i,i}) - 2k$, m 表示用于控制角度间隔的正整数。

2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,所述的基于所述人脸图像的年龄特征更新与所述范数对应的年龄损失,包括:

基于与所述范数相关的自变量构建线性函数,所述自变量的取值范围包括多个范数,所述多个范数分别获取自从所述多个人脸图像提取的对应多个特征向量;

根据所述线性函数与所述多个人脸图像的年龄特征构建年龄损失函数,以在所述卷积神经网络的训练过程中,使得所述线性函数在各范数上的函数值趋近于对应的年龄特征。

3. 如权利要求2所述的方法,其特征在于,所述的根据所述线性函数与所述多个人脸图像的年龄特征构建年龄损失函数,包括:

构建所述年龄损失函数为:

$$L_{age} = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \|f(n_{x_i}) - z_i\|_2^2$$

其中, L_{age} 表示所述年龄损失, N 表示所述人脸图像的数量, x_i 表示当前人脸图像的特征向量, n_{x_i} 表示该特征向量的范数, $f(n_{x_i})$ 表示所述线性函数, z_i 表示当前人脸图像的年龄特征。

4. 如权利要求1-3任一项所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

基于所述年龄损失与所述分类损失的加权求和获取所述联合损失。

5. 如权利要求1-3任一项所述的方法,其特征在于,所述的基于所述年龄损失与所述分

类损失的联合损失训练所述卷积神经网络,包括:

将所述联合损失经所述卷积神经网络反向传播以更新所述卷积神经网络的模型参数;

基于参数经过更新的卷积神经网络重新进行所述特征向量的提取和所述联合损失的获取;以及

在确定满足预设停止条件时输出所述卷积神经网络的模型参数,在确定不满足所述预设停止条件时返回进行所述模型参数的更新。

6. 一种跨年龄人脸识别方法,其特征在于,包括:

使用卷积神经网络对采集的人脸图像提取特征向量,所述卷积神经网络根据权利要求1-5任一项所述的方法训练得到;以及

基于所述提取的特征向量进行人脸识别。

7. 一种跨年龄人脸识别的模型训练装置,其特征在于,所述装置包括:

特征提取模块,设置为通过卷积神经网络提取跨年龄人脸数据库中人脸图像的特征向量,所述跨年龄人脸数据库包括按照人脸的年龄特征和分类特征分类的多个人脸图像;

归一化模块,设置为获取所述特征向量的范数和归一化向量,基于所述人脸图像的年龄特征更新与所述范数对应的年龄损失,基于所述人脸图像的分类特征更新与所述归一化向量对应的分类损失;以及

模型训练模块,设置为基于所述年龄损失与所述分类损失的联合损失训练所述卷积神经网络;

其中,所述归一化模块包括分类单元,所述分类单元设置为基于所述分类特征和所述归一化向量构建Softmax损失函数;或者,基于所述分类特征和所述归一化向量构建A-Softmax损失函数;或者,基于所述分类特征和经过扩大处理的归一化向量构建A-Softmax损失函数,构建的所述A-Softmax损失函数为:

$$L_{id} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N -\log \left(\frac{e^{s\psi(\theta_{y_{i,l}})}}{e^{s\psi(\theta_{y_{i,l}})} + \sum_{j \neq y_i} e^{s\cos(\theta_{j,i})}} \right)$$

其中, L_{id} 表示所述分类损失, N 表示所述人脸图像的数量, e 表示自然常数, s 表示所述扩大处理的系数, j 表示全连接层权重参数矩阵 W 的第 j 列向量, $\theta_{j,i}$ 表示该第 j 列向量与当前人脸图像的归一化向量之间夹角,且 $\theta_{y_{i,l}} \in \left[\frac{k\pi}{m}, \frac{(k+1)\pi}{m} \right]$, $k \in [0, m-1]$,

$\psi(\theta_{y_{i,l}}) = (-1)^k \cos(m\theta_{y_{i,l}}) - 2k$, m 表示用于控制角度间隔的正整数。

8. 一种跨年龄人脸识别装置,其特征在于,包括:

提取模块,设置为使用卷积神经网络对采集的人脸图像提取特征向量,所述卷积神经网络根据权利要求7所述的装置训练得到;以及

识别模块,设置为基于所述提取模块提取的特征向量进行人脸识别。

9. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现根据权利要求1至5中任一项所述的跨年龄人脸识别的模型训练方法或根据权利要求6所述的跨年龄人脸识别方法。

10. 一种电子设备,其特征在于,包括:

处理器;以及

存储器,所述存储器上存储有计算机可读指令,所述计算机可读指令被所述处理器执

行时实现根据权利要求1至5中任一项所述的跨年龄人脸识别的模型训练方法或根据权利要求6所述的跨年龄人脸识别方法。

跨年龄人脸识别及其模型训练的方法和装置

技术领域

[0001] 本发明涉及计算机技术领域,特别涉及一种跨年龄人脸识别及其模型训练的方法和装置、计算机可读存储介质以及电子设备。

背景技术

[0002] 人脸识别作为一种重要的生物特征识别技术已经成为图像处理与模式识别领域的研究热点,在公共安全、人机交互和身份认证等领域也得到了广泛应用。

[0003] 在人脸识别的实际应用中,待识别的人脸图像受各种外界因素的影响,例如光照、遮挡、姿态、表情和年龄等等,其中因年龄变化使人脸图像发生的改变尤为突出。虽然通用人脸识别的准确率凭借深度学习技术的发展已经得到了长足的提高,但跨年龄人脸识别依然具有很高的挑战性。尽管如此,由于其在很多场景中都有着无法替代的价值,例如寻找走失儿童、长期通缉罪犯、长时间间隔下的人脸比对等等,跨年龄人脸识别已经成为人脸识别研究中备受关注的问题。

[0004] 目前的跨年龄人脸识别一般通过合成人脸的方式,将不同年龄的人脸转化到固定的一个或多个年龄下的表征,然后再进行人脸识别。得益于深度生成式模型相关研究的发展,上述方式在跨年龄人脸识别上取得了不错的效果。然而,由于上述方式包括合成和识别两个分开进行的步骤,所以识别性能无法实现从标记数据到训练结果的端对端优化;另外,合成出的人脸图像容易引入多余的噪声,从而对训练过程带来负面影响。

发明内容

[0005] 为了解决相关技术中跨年龄人脸识别方式无法端对端优化性能和容易引入噪声等问题,本发明提供了一种跨年龄人脸识别及其模型训练的方法和装置、计算机可读存储介质以及电子设备。

[0006] 根据本发明的实施例,提供一种跨年龄人脸识别的模型训练方法,所述方法包括:通过卷积神经网络提取跨年龄人脸数据库中人脸图像的特征向量,所述跨年龄人脸数据库包括按照人脸的年龄特征和分类特征分类的多个人脸图像;获取所述特征向量的范数和归一化向量,基于所述人脸图像的年龄特征更新与所述范数对应的年龄损失,基于所述人脸图像的分类特征更新与所述归一化向量对应的分类损失;以及基于所述年龄损失与所述分类损失的联合损失训练所述卷积神经网络。

[0007] 根据本发明的实施例,提供一种跨年龄人脸识别方法,包括:使用卷积神经网络对采集的人脸图像提取特征向量,所述卷积神经网络根据如上所述的跨年龄人脸识别的模型训练方法训练得到;以及基于所述提取的特征向量进行人脸识别。

[0008] 根据本发明的实施例,提供一种跨年龄人脸识别的模型训练装置,包括:特征提取模块,设置为通过卷积神经网络提取跨年龄人脸数据库中人脸图像的特征向量,所述跨年龄人脸数据库包括按照人脸的年龄特征和分类特征分类的多个人脸图像;归一化模块,设置为获取所述特征向量的范数和归一化向量,基于所述人脸图像的年龄特征更新与所述范

数对应的年龄损失,基于所述人脸图像的分类特征更新与所述归一化向量对应的分类损失;以及模型训练模块,设置为基于所述年龄损失与所述分类损失的联合损失训练所述卷积神经网络。

[0009] 根据本发明的实施例,提供一种跨年龄人脸识别装置,包括:提取模块,设置为使用卷积神经网络对采集的人脸图像提取特征向量,所述卷积神经网络根据如上所述的跨年龄人脸识别的模型训练装置训练得到;以及识别模块,设置为基于所述提取模块提取的特征向量进行人脸识别。

[0010] 根据本发明的实施例,提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现如上所述的跨年龄人脸识别的模型训练方法或者如上所述的跨年龄人脸识别方法。

[0011] 根据本发明的实施例,提供一种电子设备,包括:处理器;以及存储器,所述存储器上存储有计算机可读指令,所述计算机可读指令被所述处理器执行时实现如上所述的跨年龄人脸识别的模型训练方法或者如上所述的跨年龄人脸识别方法。

[0012] 本发明的实施例提供的技术方案可以包括以下有益效果:

[0013] 基于本发明实施例提供的跨年龄人脸识别的模型训练方法,通过在卷积神经网络的训练中引入年龄特征的分支,将年龄信息正交地嵌入到特征向量之中,使得身份特征和年龄特征互不影响,又都包含在训练得到的特征向量之中,使得特征向量有更强的辨别力,从而提高跨年龄人脸识别的性能。

[0014] 应当理解的是,以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性的,并不能限制本发明。

附图说明

[0015] 此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分,示出了符合本发明的实施例,并于说明书一起用于解释本发明的原理。

[0016] 图1示出了可以应用本发明实施例的模型训练方法或装置、或者跨年龄人脸识别方法或装置的示例性系统架构的示意图。

[0017] 图2示出了适于用来实现本发明实施例的电子设备的计算机系统的结构示意图。

[0018] 图3是根据一示例性实施例示出的一种跨年龄人脸识别的模型训练方法的流程图。

[0019] 图4是图3所示实施例中年龄回归分支的流程示意图。

[0020] 图5是图3所示实施例中步骤350的一个示例的流程示意图。

[0021] 图6是根据另一示例性实施例示出的一种跨年龄人脸识别的模型训练方法的流程图。

[0022] 图7是图6所示实施例的基础网络结构示意图。

[0023] 图8是根据一示例性实施例示出的一种跨年龄人脸识别方法的流程图。

[0024] 图9是根据一示例性实施例示出的一种跨年龄人脸识别的模型训练装置的框图。

[0025] 图10是根据另一示例性实施例示出的一种跨年龄人脸识别的模型训练装置的框图。

[0026] 图11是根据一示例性实施例示出的一种跨年龄人脸识别装置的框图。

具体实施方式

[0027] 现在将参考附图更全面地描述示例实施方式。然而，示例实施方式能够以多种形式实施，且不应被理解为限于在此阐述的范例；相反，提供这些实施方式使得本发明将更加全面和完整，并将示例实施方式的构思全面地传达给本领域的技术人员。

[0028] 此外，所描述的特征、结构或特性可以以任何合适的方式结合在一个或更多实施例中。在下面的描述中，提供许多具体细节从而给出对本发明的实施例的充分理解。然而，本领域技术人员将意识到，可以实践本发明的技术方案而没有特定细节中的一个或更多，或者可以采用其它的方法、组元、装置、步骤等。在其它情况下，不详细示出或描述公知方法、装置、实现或者操作以避免模糊本发明的各方面。

[0029] 附图中所示的方框图仅仅是功能实体，不一定必须与物理上独立的实体相对应。即，可以采用软件形式来实现这些功能实体，或在一个或多个硬件模块或集成电路中实现这些功能实体，或在不同网络和/或处理器装置和/或微控制器装置中实现这些功能实体。

[0030] 附图中所示的流程图仅是示例性说明，不是必须包括所有的内容和操作/步骤，也不是必须按所描述的顺序执行。例如，有的操作/步骤还可以分解，而有的操作/步骤可以合并或部分合并，因此实际执行的顺序有可能根据实际情况改变。

[0031] 图1示出了可以应用本发明实施例的跨年龄人脸识别的模型训练方法或装置、或者跨年龄人脸识别方法或装置的示例性系统架构100的示意图。

[0032] 如图1所示，系统架构100可以包括终端设备101、102、103中的一种或多种，网络104和服务器105。网络104用以在终端设备101、102、103和服务器105之间提供通信链路的介质。网络104可以包括各种连接类型，例如有线、无线通信链路或者光纤电缆等等。

[0033] 应该理解，图1中的终端设备、网络和服务器的数目仅仅是示意性的。根据实现需要，可以具有任意数目的终端设备、网络和服务器的。比如服务器105可以是多个服务器组成的服务器集群等。

[0034] 用户可以使用终端设备101、102、103通过网络104与服务器105交互，以接收或发送消息等。终端设备101、102、103可以是具有显示屏的各种电子设备，包括但不限于智能手机、平板电脑、便携式计算机和台式计算机等等。服务器105可以是提供各种服务的服务器。

[0035] 例如，用户利用终端设备103(也可以是终端设备101或102)向服务器105上传了跨年龄人脸数据库，该跨年龄人脸数据库包括按照人脸的年龄特征和分类特征分类的多个人脸图像；服务器105可以通过卷积神经网络提取该跨年龄人脸数据库中人脸图像的特征向量，获取特征向量的范数和归一化向量，基于人脸图像的年龄特征更新与该范数对应的年龄损失，基于人脸图像的分类特征更新与该归一化向量对应的分类损失；以及基于上述年龄损失与分类损失的联合损失训练卷积神经网络。

[0036] 又例如，用户利用终端设备101(也可以是终端设备102或103)采集人脸图像，并上传至服务器105；服务器105使用前述训练好的卷积神经网络对该人脸图像提取特征向量，并基于提取的特征向量进行人脸识别。

[0037] 在一些实施例中，本发明实施例所提供的跨年龄人脸识别的模型训练方法或者跨年龄人脸识别方法一般由服务器105执行，相应地，跨年龄人脸识别的模型训练装置或者跨年龄人脸识别装置一般设置于服务器105中。在另一些实施例中，某些终端可以具有与服务器相似的功能从而执行本方法。因此，本发明实施例所提供的跨年龄人脸识别的模型训练

方法或者跨年龄人脸识别方法不限定在服务器端执行。

[0038] 图2示出了适于用来实现本发明实施例的电子设备的计算机系统的结构示意图。

[0039] 需要说明的是,图2示出的电子设备的计算机系统200仅是一个示例,不应对本发明实施例的功能和使用范围带来任何限制。

[0040] 如图2所示,计算机系统200包括中央处理单元(CPU) 201,其可以根据存储在只读存储器(ROM) 202中的程序或者从存储部分208加载到随机访问存储器(RAM) 203中的程序而执行各种适当的动作和处理。在RAM 203中,还存储有系统操作所需的各种程序和数据。CPU 201、ROM 202以及RAM 203通过总线204彼此相连。输入/输出(I/O)接口205也连接至总线204。

[0041] 以下部件连接至I/O接口205:包括键盘、鼠标等的输入部分206;包括诸如阴极射线管(CRT)、液晶显示器(LCD)等以及扬声器等的输出部分207;包括硬盘等的存储部分208;以及包括诸如LAN卡、调制解调器等的网络接口卡的通信部分209。通信部分209经由诸如因特网的网络执行通信处理。驱动器210也根据需要连接至I/O接口205。可拆卸介质211,诸如磁盘、光盘、磁光盘、半导体存储器等等,根据需要安装在驱动器210上,以便于从其上读出的计算机程序根据需要被安装入存储部分208。

[0042] 特别地,根据本发明的实施例,下文参考流程图描述的过程可以被实现为计算机软件程序。例如,本发明的实施例包括一种计算机程序产品,其包括承载在计算机可读介质上的计算机程序,该计算机程序包含用于执行流程图所示的方法的程序代码。在这样的实施例中,该计算机程序可以通过通信部分209从网络上被下载和安装,和/或从可拆卸介质211被安装。在该计算机程序被中央处理单元(CPU) 201执行时,执行本申请的系统中限定的各种功能。

[0043] 需要说明的是,本发明所示的计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质或者是上述两者的任意组合。计算机可读存储介质例如可以是一——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件,或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子可以包括但不限于:具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器(CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本发明中,计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质,该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。而在本发明中,计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号,其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式,包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质,该计算机可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输,包括但不限于:无线、电线、光缆、RF等等,或者上述的任意合适的组合。

[0044] 附图中的流程图和框图,图示了按照本发明各种实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上,流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段、或代码的一部分,上述模块、程序段、或代码的一部分包含一个或多个

用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意,在有些作为替换的实现中,方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如,两个接连地表示的方框实际上可以基本并行地执行,它们有时也可以按相反的顺序执行,这依所涉及的功能而定。也要注意的,框图或流程图中的每个方框、以及框图或流程图中的方框的组合,可以用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现,或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

[0045] 描述于本发明实施例中所涉及到的单元可以通过软件的方式实现,也可以通过硬件的方式来实现,所描述的单元也可以设置在处理器中。其中,这些单元的名称在某种情况下并不构成对该单元本身的限定。

[0046] 作为另一方面,本申请还提供了一种计算机可读介质,该计算机可读介质可以是上述实施例中描述的设备中所包含的;也可以是单独存在,而未装配入该电子设备中。上述计算机可读介质承载有一个或者多个程序,当上述一个或者多个程序被一个该电子设备执行时,使得该电子设备实现如下述实施例中所述的方法。例如,所述的电子设备可以实现如图3至图6所示的各个步骤。

[0047] 在详细阐述本发明的实施例的技术方案之前,以下介绍一些相关的技术方案、术语和原理。

[0048] 卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)

[0049] CNN是一种多层的监督学习神经网络,常用来处理图像相关的机器学习问题。

[0050] 典型的CNN由卷积层(Convolution)、池化层(Pooling)和全连接层(Fully Connection)组成。其中,低隐层一般由卷积层和池化层交替组成,卷积层的作用是通过卷积运算使图像的原信号特征增强并降低噪音,池化层的作用在于根据图像局部相关性的原理减少计算量同时保持图像旋转不变性。全连接层位于CNN的高层,其输入是由卷积层和池化层进行特征提取得到的特征图像,输出可连接分类器,通过采用逻辑回归、Softmax回归、或者是支持向量机(Support Vector Machine, SVM)对输入图像进行分类。

[0051] CNN的训练过程一般采用梯度下降法最小化损失函数,通过全连接层后连接的损失层,对网络中各层的权重参数逐层反向调节,并通过频繁的迭代训练提高网络的精度。CNN的训练样本集通常由形如“输入向量,理想输出向量”的向量对构成,在开始训练前,网络所有层的权重参数可以用一些不同的小随机数进行初始化。由于CNN本质上可视为一种输入到输出的映射,能够学习大量的输入与输出之间的映射关系,而不需要任何输入和输出之间的精确数学表达式,因此可以用已知向量对组成的训练样本集对CNN加以训练,使其具有输入输出对之间的映射能力。

[0052] Softmax损失函数

[0053] 在使用CNN进行分类任务的训练时,全连接层后连接的损失层往往使用Softmax损失函数或SVM损失函数。全连接层的训练目标就是使得最后得到的权重参数矩阵W,对于输入的训练样本,在经过损失层的损失函数计算后,得到的结果与训练样本所对应的标签之间的损失(误差)最低,也即,对应于理想输出向量的预测概率要最高。

[0054] Softmax损失函数一般被构造为:

$$[0055] \quad L_{softmax} = \frac{1}{N} \sum_i L_i = -\log\left(\frac{e^{\|W_{y_i}\| \|x_i\| \cos(\theta_{y_i,i}) + b_{y_i}}}{\sum_j e^{\|W_{j_i}\| \|x_i\| \cos(\theta_{j_i,i}) + b_{j_i}}}\right) \quad (1)$$

[0056] 其中, L_i 表示 N 个训练样本中第 i 个训练样本的损失, W_j 和 W_{y_i} 分别表示全连接层权重参数矩阵 W 的第 j 列和第 y_i 列对应的向量, x_i 表示第 i 个训练样本的特征向量, $\theta_{j,i}$ 表示向量 W_j 与 x_i 之间的夹角且取值范围为 $[0, \pi]$, e 为自然常数, 双竖线符号表示取向量的 2-范数, b_j 和 b_{y_i} 表示全连接层的偏置参数。

[0057] 通过引入 $\|W_j\|=1$ 和 $b_j=0$ (对于所有的 j) 两个约束条件, 基于式 (1) 可得到修改后的 Softmax 损失函数:

$$[0058] \quad L_{modified} = \frac{1}{N} \sum_i -\log\left(\frac{e^{\|x_i\| \cos(\theta_{y_i,i})}}{\sum_j e^{\|x_i\| \cos(\theta_{j,i})}}\right) \quad (2)$$

[0059] 基于式 (2), 通过引入更严格的决策边界, 可得到 A-Softmax 损失函数:

$$[0060] \quad L_{A-softmax} = \frac{1}{N} \sum_i -\log\left(\frac{e^{\|x_i\| \cos(m\theta_{y_i,i})}}{e^{\|x_i\| \cos(m\theta_{y_i,i})} + \sum_{j \neq y_i} e^{\|x_i\| \cos(\theta_{j,i})}}\right) \quad (3)$$

[0061] 其中, m 为用于控制角度间隔 (angular margin) 大小的整数。当 $m=1$ 时, 式 (3) 即变为式 (2)。

[0062] 为了规避式 (3) 对 $\theta_{y_i,i}$ 的取值限制 (要求 $\theta_{y_i,i} \in [0, \frac{\pi}{m}]$), 可引入单调递减的角度函数 $\psi(\theta_{y_i,i})$ 对式 (3) 进行修改, 得到调整后的 A-Softmax 损失函数:

$$[0063] \quad L_{A-softmax} = \frac{1}{N} \sum_i -\log\left(\frac{e^{\|x_i\| \psi(\theta_{y_i,i})}}{e^{\|x_i\| \psi(\theta_{y_i,i})} + \sum_{j \neq y_i} e^{\|x_i\| \cos(\theta_{j,i})}}\right) \quad (4)$$

$$[0064] \quad \psi(\theta_{y_i,i}) = (-1)^k \cos(m\theta_{y_i,i}) - 2k \quad (5)$$

[0065] 其中, $\theta_{y_i,i} \in [\frac{k\pi}{m}, \frac{(k+1)\pi}{m}]$, $k \in [0, m-1]$ 。

[0066] 从式 (4) 可以看出, A-Softmax 损失函数的几何意义是特征向量经权重参数映射到单位超球表面的点。在模型训练的过程中, 同一类的输入映射到超球表面上会慢慢聚集, 不同类的输入则会散开, m 的大小则用来控制同一类点聚集的程度, 从而控制不同类之间的距离。

[0067] 残差神经网络 (Residual Neural Network, ResNet)

[0068] CNN 的典型网络结构包括 ResNet、AlexNet、VGGNet、GoogleNet、SENet 等等。

[0069] 与其他网络结构相比, ResNet 最大的不同在于, 其可以设置旁路支线将输入直接连到网络后面的层中, 使网络后面的层也可以直接学习残差。这种方式能够解决传统 CNN 在信息传递时, 或多或少会丢失原始信息的问题, 从而保护数据的完整性。

[0070] 以下本发明的实施例以 ResNet 作为基础网络结构的示例加以描述, 但本发明的实施例还可使用其他基础网络结构。

[0071] 判别式跨年龄人脸识别

[0072] 与先合成人脸再进行人脸识别的生成式方案不同, 判别式跨年龄人脸识别无需将不同年龄人脸转化到固定年龄的中间步骤, 而是基于事先设计的判别式模型, 并通过类似“输入向量, 理想输出向量”的向量对模型进行端到端的训练, 从而实现将跨年龄的人脸

在特征空间尽量区分开。

[0073] 不同的判别式跨年龄人脸识别方案之间主要区别在于判别式模型的不同。例如，一种判别式方案通过将隐因子分析(HFA,Hidden Factor Analysis)方法扩展到CNN模型中,利用大规模的通用人脸数据库和小规模的跨年龄人脸数据库进行学习,用跨年龄人脸数据库来建立HFA模型,再在HFA模型的引导下,用通用人脸数据库对CNN进行训练,训练得到的CNN可以实现跨年龄的人脸识别。

[0074] 然而,已知的判别式方案都没有利用Softmax损失函数的特性来分解身份与年龄信息,有的方案基于身份与年龄的简单线性组合来进行分解,有可能会干扰基于夹角度量的身份信息。

[0075] 为解决上述问题,本发明实施例提供一种跨年龄人脸识别及其模型训练的方法和装置、计算机可读存储介质以及电子设备。

[0076] 以下对本发明实施例的技术方案的原理和实现细节进行详细阐述。

[0077] 图3是根据一示例性实施例示出的一种跨年龄人脸识别的模型训练方法的流程图。如图3所示,该模型训练方法可以由任意计算设备执行,可包括以下步骤310-350。

[0078] 在步骤310中,通过CNN提取跨年龄人脸数据库中人脸图像的特征向量。

[0079] 为实现跨年龄的人脸识别,本发明的实施例采用跨年龄人脸数据库作为训练样本集对卷积神经网络进行训练。跨年龄人脸数据库包括按照人脸的年龄特征和分类特征分类的多个人脸图像,换言之,数据库中的人脸图像已经包含年龄信息和分类信息。

[0080] CNN可采用典型的网络结构,由卷积层、池化层和全连接层组成。在对卷积层和全连接层的参数赋以随机的初始值后,将数据库的人脸图像依次输入CNN可提取得到对应的特征向量。基于后续步骤计算的损失经CNN反向传播,可对卷积层和全连接层的参数进行更新,将人脸图像再次输入参数更新后的CNN,依此迭代直至满足预设的收敛条件,可得到训练好的CNN。

[0081] 在一个实施例中,跨年龄人脸数据库可结合使用通用人脸数据库和专用人脸数据库,将两类数据库共同用于本发明跨年龄人脸识别的训练样本。通用人脸数据库例如可来自已有的公开数据库,包括年龄跨度较小的多幅人脸图像。专用人脸数据库例如可为小规模收集的数据库,包括年龄跨度较大的多幅人脸图像,例如包括已经按照人脸的身份特征和年龄特征分类的多个人脸图像组。其中,人脸图像的分类特征是人脸图像所代表人脸的图像特征,不同的人脸具有不同的分类标记,例如可根据人脸的身份统计信息对分类特征进行分组。人脸图像的年龄特征可根据同一人脸所在不同的阶段进行标记,如婴儿、少年、青年、中年、老年等,因此可根据人脸的年龄统计信息对年龄特征进行分组。

[0082] 在一个实施例中,步骤310之前还包括对数据库中人脸图像的预处理,预处理的一个示例可参考图6实施例的描述。

[0083] 接续,在步骤330中,获取特征向量的范数和归一化向量,基于人脸图像的年龄特征更新与范数对应的年龄损失,基于人脸图像的分类特征更新与归一化向量对应的分类损失。

[0084] 步骤310提取的特征向量在步骤330中用于建立分类器和特征范数的回归器,可理解为在CNN的最后一个全连接层分别连接分类分支和年龄回归分支。

[0085] 基于向量的计算原理,特征向量 x 与其范数和归一化向量之间的关系可表示为:

[0086] $x = x_{age} \cdot x_{id}$ (6)

[0087] 其中,范数 x_{age} 通过年龄回归分支来更新,归一化向量 x_{id} 则通过分类分支来更新。

[0088] 输入分类分支的特征向量已经过归一化处理,使得到的归一化向量范数为1。在几何意义上可以理解为,针对所有图像提取的特征向量都映射到半径为1的超球面上。接续,在分类分支中,基于人脸图像的已知分类特征,可通过预定的损失函数求得各归一化向量的分类损失。

[0089] 在一个实施例中,基于分类特征和归一化向量可按照上式(1)或(2)构建Softmax损失函数。

[0090] 在一个实施例中,基于分类特征和归一化向量可按照上式(3)或(4)构建A-Softmax损失函数。

[0091] 在一个实施例中,还可基于分类特征和经扩大处理的归一化向量构建A-Softmax损失函数如下:

[0092]
$$L_{id} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N -\log\left(\frac{e^{s \cdot \psi(\theta_{y_i,i})}}{e^{s \cdot \psi(\theta_{y_i,i})} + \sum_{j \neq y_i} e^{s \cdot \cos(\theta_{j,i})}}\right)$$
 (7)

[0093] 其中, L_{id} 表示分类损失, s 表示扩大处理的系数,其他符号的含义可参见上式(4)。 s 的取值可基于训练经验确定,例如可在1-64的范围内选取。

[0094] 从几何意义上理解,对归一化向量进行扩大处理,能够使特征向量映射到半径更大(从1变为 s)的球面,从而有更多的空间去分开不同的人。另外,基于经扩大处理的归一化向量修改A-Softmax损失函数,能够帮助模型更好地收敛。

[0095] 在年龄回归分支,通过计算出特征向量的范数,基于预设的年龄损失函数和已知的年龄特征进行回归,从而将人脸图像的年龄信息嵌入范数中。

[0096] 在一个实施例中,可基于线性函数来表达范数与年龄之间的关系,通过后续模型的训练过程来得到线性函数的参数,一个示例如图4所示,包括以下步骤410-430。

[0097] 在步骤410中,基于与范数相关的自变量构建线性函数。

[0098] 自变量的取值范围包括多个范数,分别获取自从多个人脸图像提取的对应多个特征向量。构建的线性函数表达式例如为:

[0099] $f(n_{x_i}) = an_{x_i} + b$ (8)

[0100] 其中, x_i 表示当前人脸图像的特征向量, n_{x_i} 表示该特征向量的范数, a 和 b 为线性函数 $f(n_{x_i})$ 的参数。

[0101] 在步骤430中,根据构建的线性函数与多个人脸图像的年龄特征构建年龄损失函数,以在CNN的训练过程中,使得线性函数在各范数上的函数值趋近于对应的年龄特征。

[0102] 年龄回归分支的训练目标是得到最后输出 a 和 b 的值,使得函数 $f(n_{x_i})$ 的值无限趋近于对应人脸图像的年龄特征。构建的年龄损失函数例如为:

[0103]
$$L_{age} = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \|f(n_{x_i}) - z_i\|_2^2$$
 (9)

[0104] 其中, N 表示人脸图像的数量, z_i 表示当前人脸图像的已知年龄特征。

[0105] 基于步骤330的年龄回归分支和分类分支,实现了年龄信息和分类信息的分离。从

几何意义上理解,通过分类分支将步骤310提取的特征向量 x_i 映射到半径为1或s的超球面上,而年龄分支的范数 $\|x_i\|$ 则可视作原 x_i 的半径。由于半径与超球坐标之间是正交关系,因此,基于步骤330实现了年龄信息与分类信息的正交化。

[0106] 接续,在步骤350中,基于年龄损失与分类损失的联合损失训练CNN。

[0107] 根据步骤330得到的年龄损失和分类损失,可联合二者构建模型的损失函数,进而基于该损失函数进行CNN的训练,得到满足预设条件的CNN模型参数。

[0108] 在一个实施例中,可基于年龄损失与分类损失的加权求和获取上述联合损失。例如,联合损失L与年龄损失 L_{id} 和分类损失 L_{age} 之间的关系可表示为:

$$[0109] \quad L = L_{id} + \lambda L_{age} \quad (10)$$

[0110] 其中, λ 为用于平衡年龄分支学习权重的超参数,可基于训练经验在0-1的范围中选取。

[0111] 在一个实施例中,可使用标准的随机梯度下降算法(SGD, Stochastic Gradient Descent)进行CNN的训练,一个示例如图5所示,包括以下步骤510-530。

[0112] 在步骤510中,将联合损失经CNN反向传播以更新CNN的模型参数。

[0113] 典型的CNN结构包括一系列的卷积层、池化层和全连接层,除了池化层可采用随机或固定的参数矩阵外,卷积层和全连接层的权重参数矩阵在CNN的训练过程中可基于损失的反向传播进行更新。

[0114] 另外,对于初始化(尚无输入数据)时的CNN,卷积层和全连接层的权重参数矩阵可以用一些不同的小随机数进行初始化。

[0115] 在步骤520中,基于参数经过更新的CNN重新进行特征向量的提取和联合损失的获取。

[0116] 经过步骤510的模型参数更新,可重新执行上述步骤310和330进行特征向量的提取以及年龄损失和分类损失的获取。

[0117] 在步骤530中,判断是否满足预设停止条件,若是则输出CNN的模型参数,否则返回步骤510。

[0118] 根据模型的训练表现,针对步骤530可设置不同的预设停止条件。例如,可设置计数阈值控制训练的迭代次数,也可设置联合损失的阈值作为预设停止条件,还可设置模型参数的收敛阈值作为预设停止条件。本发明的实施例对此并无限制。

[0119] 基于本发明实施例提供的跨年龄人脸识别的模型训练方法,通过在CNN的训练中引入年龄特征的分支,将年龄信息正交地嵌入到特征向量之中,使得身份特征和年龄特征互不影响,又都包含在训练得到的特征向量之中,使得特征向量有更强的辨别力,从而提高跨年龄人脸识别的性能。

[0120] 基于本发明实施例的上述特点,通过上述实施例训练得到的CNN又可称为正交嵌入CNN(OE-CNN, Orthogonal Embedding CNN)。

[0121] 图6是根据另一示例性实施例示出的一种跨年龄人脸识别的模型训练方法的流程图。如图6所示,该模型训练方法可以由任意计算设备执行,可包括以下步骤610-680。

[0122] 在步骤610中,构建训练集。

[0123] 在一个实施例中,构建的训练集包括一个专用人脸数据库(包含年龄跨度较大的人脸图像)以及一个通用人脸数据库(包含年龄跨度较小的人脸图像)。整个训练集包含19,

976个人的1,765,828张图像。相应的,每张图像具有一个 1×19976 维的二值类别标记向量(分类特征),还具有一个年龄标签(年龄特征)用于年龄回归分支。

[0124] 例如,对于第3个人的人脸图像,其对应的年龄标签例如为32(岁),对应的类别标记向量例如为 $[0, 0, 1, 0, \dots]$ 。该向量中第三个元素为1,其余元素均为0。

[0125] 在步骤620中,对训练集的人脸图像进行预处理。

[0126] 在一个实施例中,预处理例如包括但不限于人脸检测、人脸对齐、裁剪、归一化和分组中的任意一种或多种。

[0127] 例如,可以使用典型的多任务级联卷积网络(Multi-task Cascaded Convolutional Networks, MTCNN)人脸检测器得到图像中的人脸和人脸关键点,然后进行人脸对齐。对齐后将图像裁剪为 112×96 像素大小,然后对每个像素值进行归一化,例如将像素值均减去127.5再除以128。最后,例如可将训练集分为若干组数据,每组包含512个人脸图像。

[0128] 在步骤630中,初始化CNN的模型参数。

[0129] 在一个实施例中,可采用ResNet101作为基础网络结构,其简单示意如图7所示,包括多个卷积层701和池化层702,最后一个全连接层703输出的特征向量连接至两个分支。

[0130] 在一个实施例中,可按照0为均值、0.01为方差的高斯分布对所有卷积层701的卷积核进行初始化。

[0131] 在一个实施例中,针对池化层702可采用简单的池化操作,例如将特征图降采样2倍,对于 112×96 而言经过池化层702则变为 56×48 。

[0132] 在一个实施例中,步骤630还可包括设定最大训练次数以及学习率的递减次数等超参数。

[0133] 在步骤640中,将经过预处理的人脸图像输入CNN得到相应的损失。

[0134] 在一个实施例中,基于ResNet101对经过上述预处理的人脸图像进行特征提取,在全连接层703将输出512维的特征向量。与原图像 $112 \times 96 = 10752$ 维的矩阵相比,通过CNN得到更低维度的特征向量,所代表的特征信息更抽象,从而有利于分类任务。

[0135] 如图7所示,全连接层703的特征向量经过归一化处理,得到的范数进入年龄回归分支进行年龄损失的计算,归一化向量则进入分类分支进行分类损失的计算。

[0136] 在一个实施例中,每次可将一组512个人脸图像($N=512$)输入到参数确定的CNN中,基于上式(7)-(10)得到相应的损失。

[0137] 在步骤650中,将损失经过CNN反向传播,得到更新的模型参数。

[0138] 基于步骤640计算的损失,使用典型的反向传播算法可依次对CNN的全连接层和卷积层参数进行更新,得到使损失变小的模型参数。

[0139] 在步骤660中,判断是否满足预设收敛条件,若是则输出CNN的模型参数,否则返回步骤640。

[0140] 重复步骤640-660直至CNN的损失趋于稳定,得到最终的模型参数。

[0141] 在步骤670中,进行模型测试。

[0142] 在一个实施例中,可采用通用的测试平台对步骤670输出的网络模型进行测试。在测试的过程中,由于年龄信息已经通过特征向量范数的学习嵌入了特征向量之中,因此在将测试图像经过步骤620的预处理再输入模型后,可基于全连接层703输出的归一化向量来

进行跨年龄人脸识别。

[0143] 基于上述实施例得到的OE-CNN网络模型,在国际权威人脸识别评测平台Megaface上进行跨年龄人脸识别,得到的第一级识别率(Rank-1 Identification Rates)为58.21%,在很大程度上超过了现有其他识别模型的性能;在Morph Album 2的测试集上,上述OE-CNN网络模型在测试对象规模为10000和3000的条件下,得到的第一级识别率分别为98.55%和98.67%,也超过了其他识别模型的成绩。

[0144] 图8是根据一示例性实施例示出的一种跨年龄人脸识别方法的流程图。如图8所示,该模型训练方法可以由任意计算设备执行,可包括以下步骤810-830。

[0145] 在步骤810中,使用训练得到的CNN对采集的人脸图像提取特征向量。

[0146] 这里步骤810中使用的CNN可通过上述任一实施例所描述的跨年龄人脸识别的模型训练方法训练得到。

[0147] 以图6所示的实施例为例,此处步骤810可将采集的人脸图像经过步骤620的预处理后输入CNN,得到全连接层输出的特征向量。由于年龄信息已经通过特征向量范数的学习嵌入了特征向量之中,步骤810提取的特征向量可经过归一化之后再继续进行后续的人脸识别,也可直接进行后续的人脸识别。

[0148] 在步骤830中,基于提取的特征向量进行人脸识别。

[0149] 在一个实施例中,基于步骤810提取的特征向量,可通过计算余弦距离(cosine distance)来进行人脸识别。例如,对于待比对的两张人脸图像,在基于步骤810得到对应的特征向量后,计算两个特征向量之间的余弦距离是否小于预设的阈值,若是则判断为同一个人,否则判断为不同的人。

[0150] 另外,由于本发明实施例在计算损失时联合了年龄损失和分类损失,在进行CNN的训练时在年龄分支还可得到年龄与范数之间的映射关系,例如对于式(8)经过训练可输出a和b。因此,在一个实施例中,步骤830的人脸识别还可以包括:基于步骤810提取的特征向量,在将计算得到的范数输入该映射关系后,得到对年龄的预测结果。

[0151] 基于本发明实施例提供的跨年龄人脸识别方法,通过在CNN的训练中引入年龄特征的分支,将年龄信息正交地嵌入到特征向量之中,使得身份特征和年龄特征互不影响,又都包含在训练得到的特征向量之中,使得特征向量有更强的辨别力,从而提高跨年龄人脸识别的性能。

[0152] 下述为本发明装置实施例,可以用于执行本发明上述图像处理方法实施例。对于本发明装置实施例中未披露的细节,请参照本发明图像处理处处理方法实施例。

[0153] 图9是根据一示例性实施例示出的一种跨年龄人脸识别的模型训练装置的框图。该模型训练装置,如图9所示,包括但不限于:特征提取模块910、归一化模块920和模型训练模块930。

[0154] 特征提取模块910设置为通过CNN提取跨年龄人脸数据库中人脸图像的特征向量,其中,该跨年龄人脸数据库包括按照人脸的年龄特征和分类特征分类的多个人脸图像。

[0155] 归一化模块920设置为获取上述特征向量的范数和归一化向量,基于人脸图像的年龄特征更新与范数对应的年龄损失,基于人脸图像的分类特征更新与归一化向量对应的分类损失。

[0156] 模型训练模块930设置为基于年龄损失与分类损失的联合损失训练CNN。

[0157] 基于本发明实施例提供的跨年龄人脸识别的模型训练装置,通过在CNN的训练中引入年龄特征的分支,将年龄信息正交地嵌入到特征向量之中,使得身份特征和年龄特征互不影响,又都包含在训练得到的特征向量之中,使得特征向量有更强的辨别力,从而提高跨年龄人脸识别的性能。

[0158] 图10是根据另一示例性实施例示出的一种跨年龄人脸识别的模型训练装置的框图。在图9所示实施例的基础上,该模型训练装置中,如图10所示,归一化模块920包括年龄回归单元921和分类单元922,模型训练模块930包括损失计算单元931、参数更新单元932及训练控制单元933。

[0159] 年龄回归单元921设置为基于人脸图像的年龄特征更新与范数对应的年龄损失。

[0160] 分类单元922设置为基于人脸图像的分类特征更新与归一化向量对应的分类损失。

[0161] 损失计算单元931设置为基于年龄损失与分类损失获取联合损失。

[0162] 参数更新单元932设置为将上述联合损失经CNN反向传播以更新CNN的模型参数。

[0163] 训练控制单元933设置为基于参数经过更新的CNN通知特征提取模块910、归一化模块920和损失计算单元931重新进行特征向量的提取和联合损失的获取,直至满足预设停止条件时输出CNN的模型参数。

[0164] 在一个实施例中,年龄回归单元921设置为:基于与范数相关的自变量构建线性函数,根据该线性函数与多个人脸图像的年龄特征构建年龄损失函数,以在CNN的训练过程中,使得该线性函数在各范数上的函数值趋近于对应的年龄特征。其中,上述自变量的取值范围包括多个范数,分别获取自从多个人脸图像提取的对应多个特征向量。

[0165] 在一个实施例中,年龄损失函数可被构建为式(9)的形式:

$$[0166] \quad L_{age} = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \|f(n_{x_i}) - z_i\|_2^2 \quad (9)$$

[0167] 其中, L_{age} 表示所述年龄损失,N表示所述人脸图像的数量, x_i 表示当前人脸图像的特征向量, n_{x_i} 表示该特征向量的范数, $f(n_{x_i})$ 表示所述线性函数, z_i 表示当前人脸图像的年龄特征。

[0168] 在一个实施例中,分类单元922设置为基于分类特征和上述归一化向量构建Softmax损失函数;或者,基于分类特征和上述归一化向量构建A-Softmax损失函数;或者,基于分类特征和经过扩大处理的上述归一化向量构建A-Softmax损失函数。

[0169] 在一个实施例中,Softmax损失函数可被构建为式(1)或(2)的形式。

[0170] 在一个实施例中,A-Softmax损失函数可被构建为式(3)或(4)的形式。

[0171] 在一个实施例中,基于分类特征和经过扩大处理的上述归一化向量,A-Softmax损失函数可被构建为式(7)的形式:

$$[0172] \quad L_{id} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N -\log\left(\frac{e^{s \cdot \psi(\theta_{y_i,i})}}{e^{s \cdot \psi(\theta_{y_i,i})} + \sum_{j \neq y_i} e^{s \cdot \cos(\theta_{j,i})}}\right) \quad (7)$$

[0173] 其中, L_{id} 表示所述分类损失,N表示所述人脸图像的数量,e表示自然常数,s表示所述扩大处理的系数,j表示全连接层权重参数矩阵W的第j列向量, $\theta_{j,i}$ 表示该第j列向量与当

前人脸图像的归一化向量之间夹角,且 $\theta_{y_i,i} \in [\frac{k\pi}{m}, \frac{(k+1)\pi}{m}]$, $k \in [0, m-1]$,

$\psi(\theta_{y_i,i}) = (-1)^k \cos(m\theta_{y_i,i}) - 2k$, m 表示用于控制角度间隔的正整数。

[0174] 在一个实施例中,损失计算单元931设置为基于年龄损失与分类损失的加权求和获取联合损失。例如,联合损失 L 与年龄损失 L_{id} 和分类损失 L_{age} 之间的关系可表示为式(10)的形式:

$$[0175] \quad L = L_{id} + \lambda L_{age} \quad (10)$$

[0176] 其中, λ 为用于平衡年龄分支学习权重的超参数,可基于训练经验在0-1的范围中选取。

[0177] 基于本发明实施例提供的跨年龄人脸识别的模型训练装置,通过在CNN的训练中引入年龄特征的分支,将年龄信息正交地嵌入到特征向量之中,使得身份特征和年龄特征互不影响,又都包含在训练得到的特征向量之中,使得特征向量有更强的辨别力,从而提高跨年龄人脸识别的性能。

[0178] 图11是根据一示例性实施例示出的一种跨年龄人脸识别装置的框图。该跨年龄人脸识别装置,如图11所示,包括但不限于:提取模块1110和识别模块,1120。

[0179] 提取模块1110设置为使用训练得到的CNN对采集的人脸图像提取特征向量。这里,提取模块1110中使用的CNN可通过上述任一实施例所描述的跨年龄人脸识别的模型训练装置训练得到。

[0180] 识别模块1120设置为基于提取模块1110提取的特征向量进行人脸识别。

[0181] 基于提取模块1110提取的特征向量,识别模块1120可通过计算余弦距离来进行人脸识别。例如,对于待比对的两张人脸图像,在基于提取模块1110得到对应的特征向量后,计算两个特征向量之间的余弦距离是否小于预设的阈值,若是则判断为同一个人,否则判断为不同的人。

[0182] 另外,由于本发明实施例在计算损失时联合了年龄损失和分类损失,在进行CNN的训练时在年龄分支还可得到年龄与范数之间的映射关系。因此,在一个实施例中,识别模块1120的人脸识别还可以包括:基于提取模块1110提取的特征向量,在将计算得到的范数输入该映射关系后,得到对年龄的预测结果。

[0183] 基于本发明实施例提供的跨年龄人脸识别装置,通过在CNN的训练中引入年龄特征的分支,将年龄信息正交地嵌入到特征向量之中,使得身份特征和年龄特征互不影响,又都包含在训练得到的特征向量之中,使得特征向量有更强的辨别力,从而提高跨年龄人脸识别的性能。

[0184] 关于上述实施例中的装置,其中各个模块执行操作的具体方式已经在有关该方法的实施例中进行了详细描述,此处将不做详细阐述说明。

[0185] 应当注意,尽管在上文详细描述中提及了用于动作执行的设备的若干模块或者单元,但是这种划分并非强制性的。实际上,根据本公开的实施方式,上文描述的两个或更多模块或者单元的特征和功能可以在一个模块或者单元中具体化。反之,上文描述的一个模块或者单元的特征和功能可以进一步划分为由多个模块或者单元来具体化。作为模块或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模块来实现本公开方案的

目的。

[0186] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员易于理解,这里描述的示例实施方式可以通过软件实现,也可以通过软件结合必要的硬件的方式来实现。因此,根据本发明实施方式的技术方案可以以软件产品的形式体现出来,该软件产品可以存储在一个非易失性存储介质(可以是CD-ROM,U盘,移动硬盘等)中或网络上,包括若干指令以使得一台计算设备(可以是个人计算机、服务器、触控终端、或者网络设备等)执行根据本发明实施方式的方法。

[0187] 本领域技术人员在考虑说明书及实践这里公开的发明后,将容易想到本发明的其它实施方案。本申请旨在涵盖本发明的任何变型、用途或者适应性变化,这些变型、用途或者适应性变化遵循本发明的一般性原理并包括本发明未公开的本技术领域中的公知常识或惯用技术手段。说明书和实施例仅被视为示例性的,本发明的真正范围和精神由下面的权利要求指出。

[0188] 应当理解的是,本发明并不局限于上面已经描述并在附图中示出的精确结构,并且可以在不脱离其范围进行各种修改和改变。本发明的范围仅由所附的权利要求来限制。

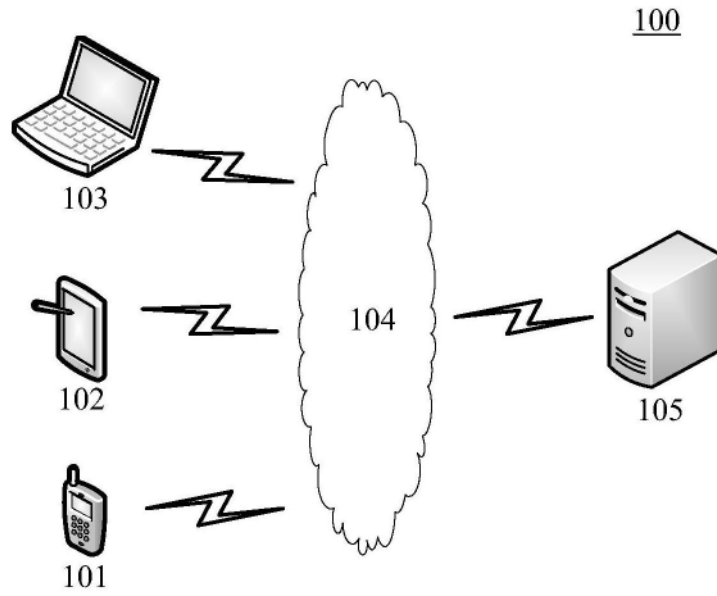


图1

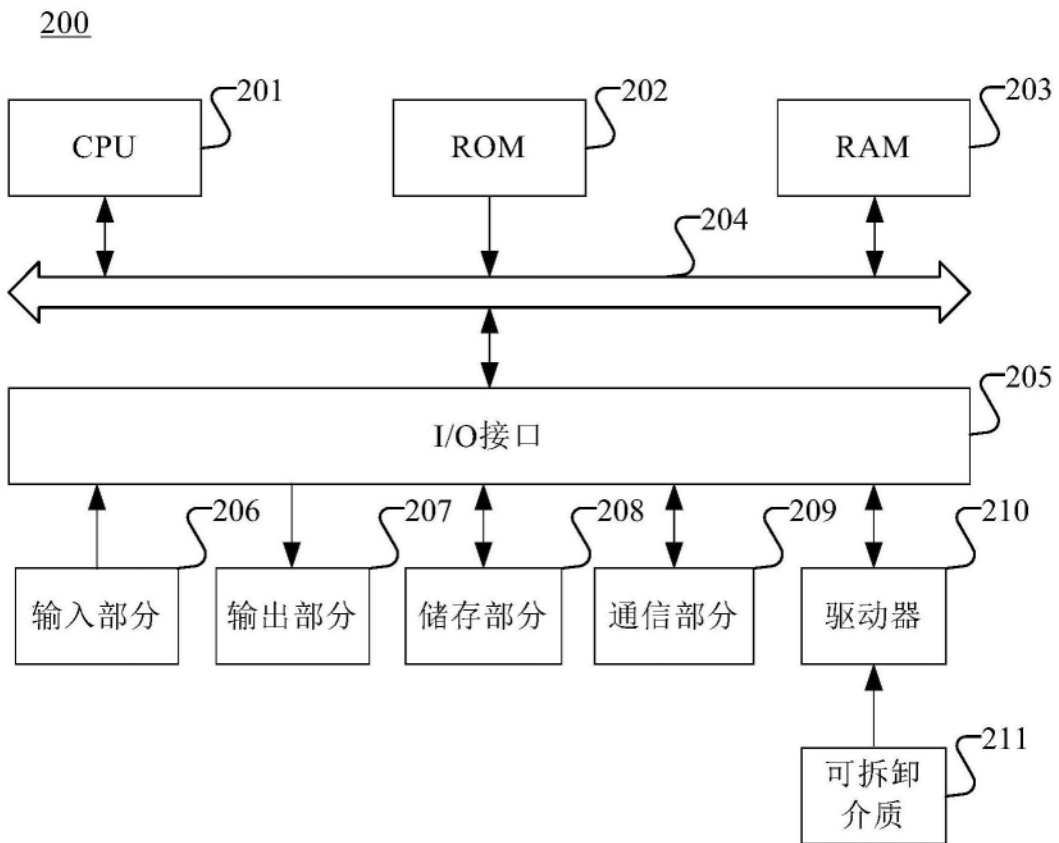


图2

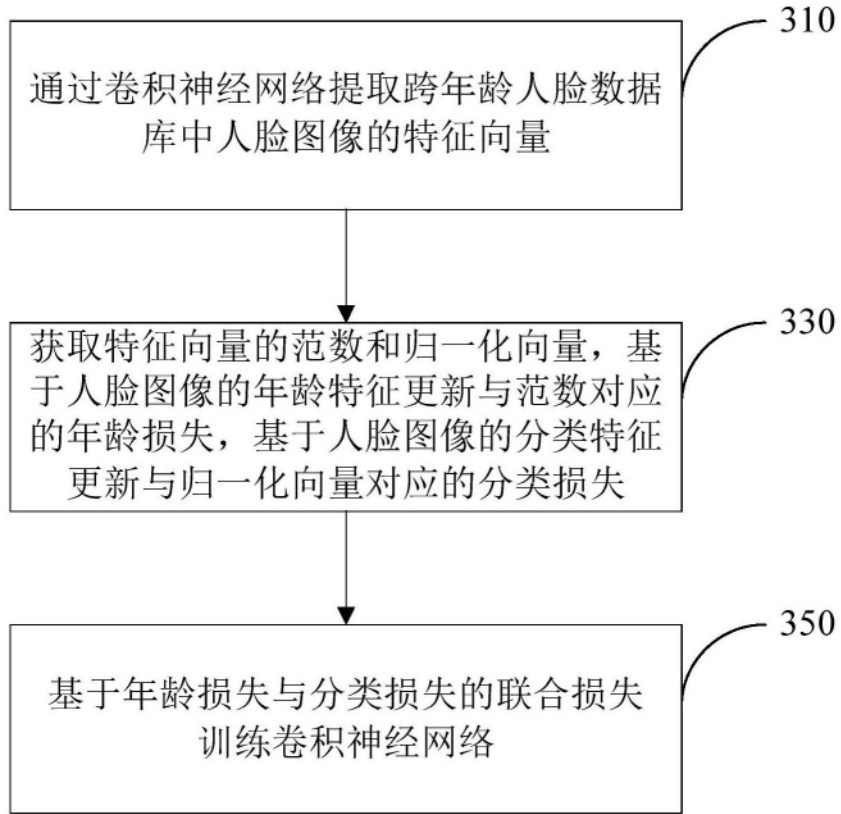


图3

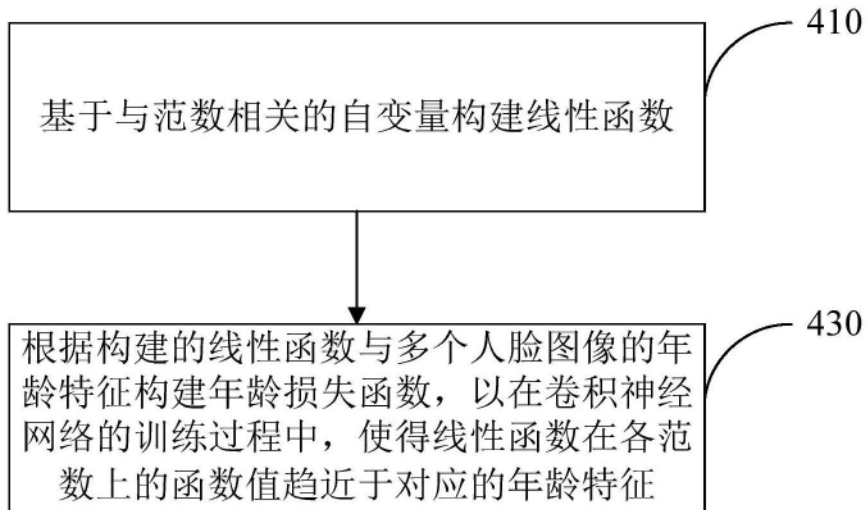


图4

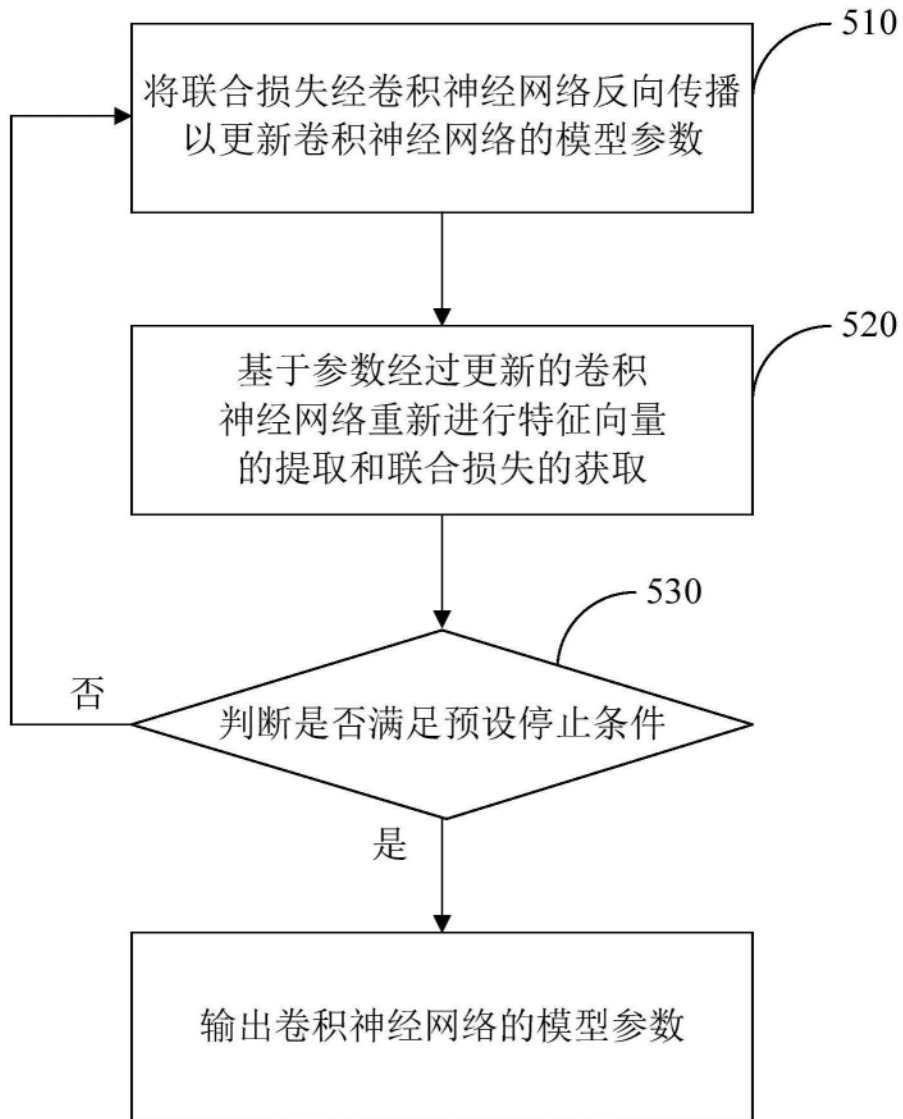


图5

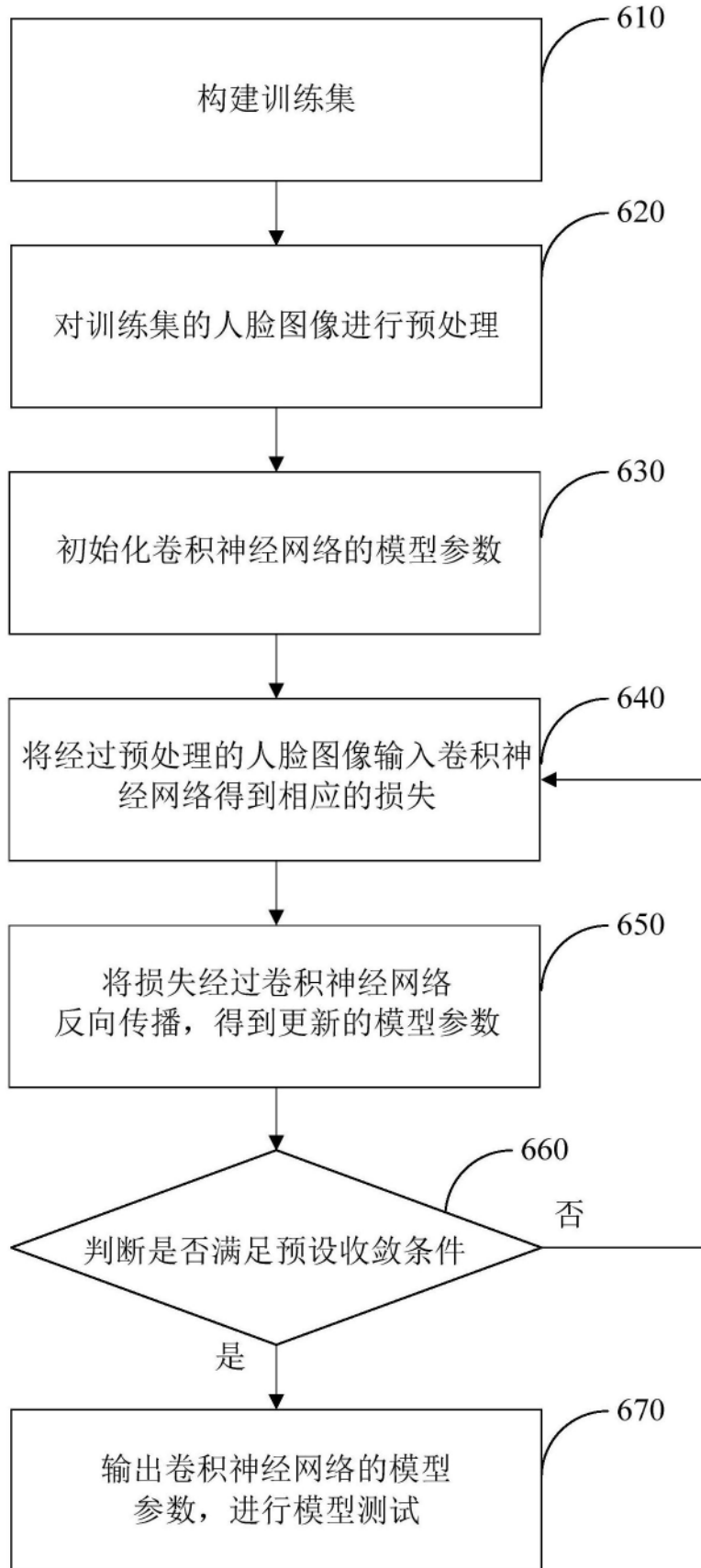


图6

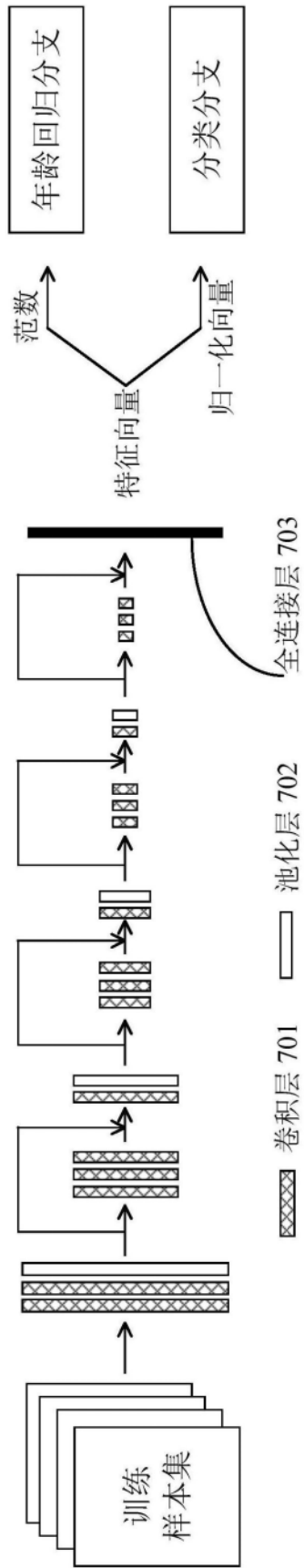


图7

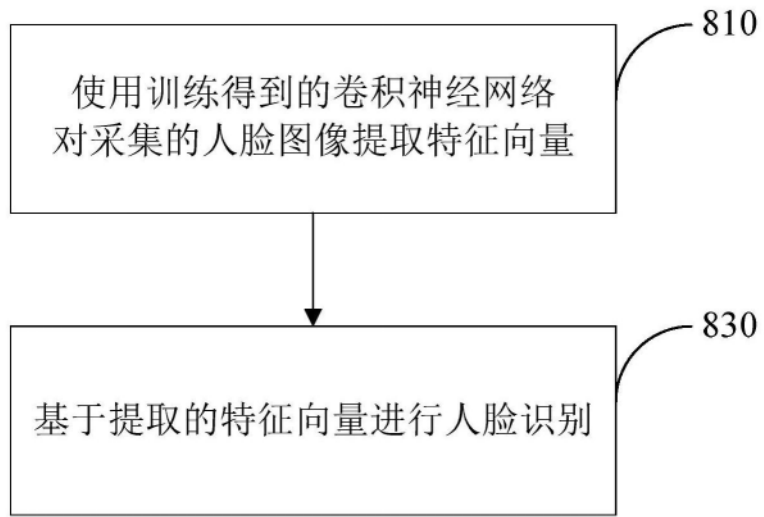


图8

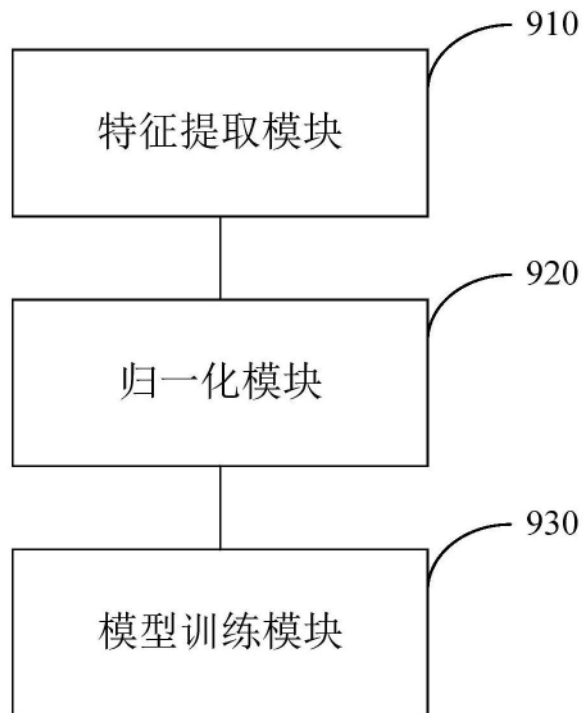


图9

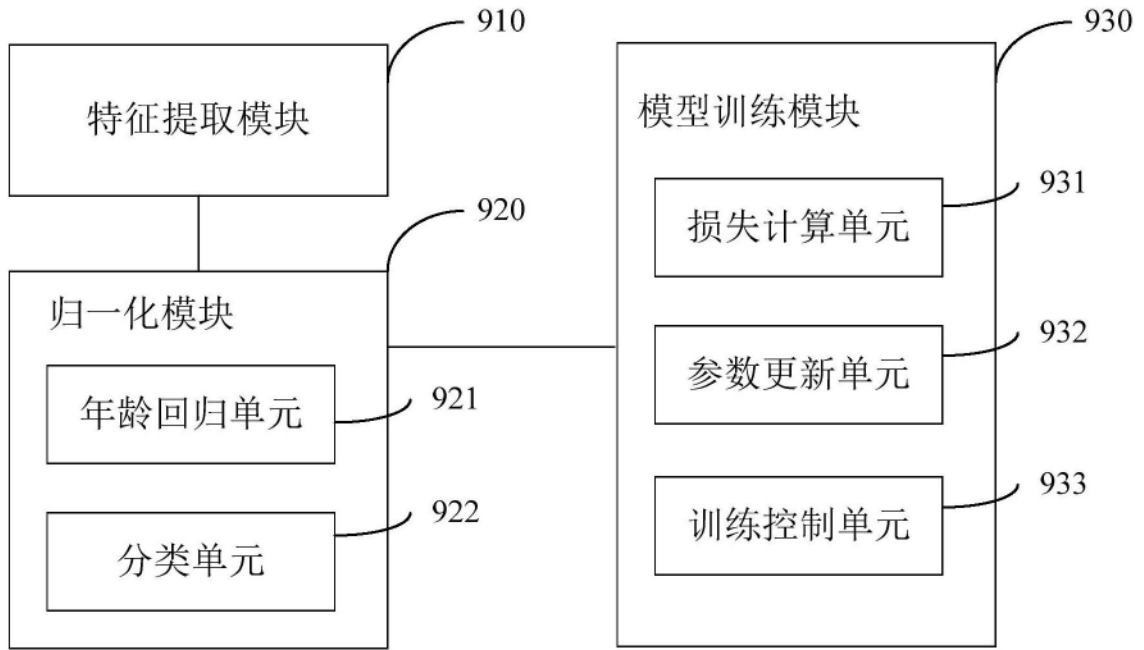


图10

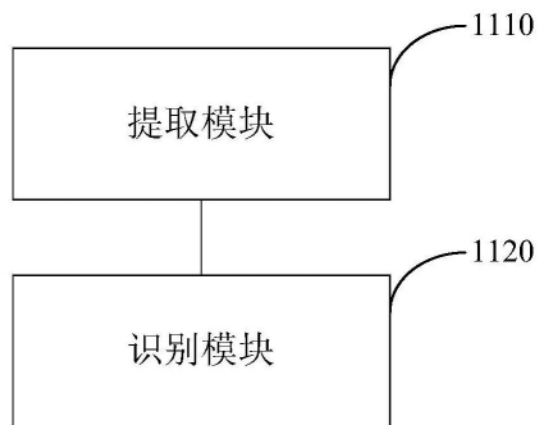


图11