



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116091875 A

(43) 申请公布日 2023. 05. 09

(21) 申请号 202310375684.2

G06V 10/80 (2022.01)

(22) 申请日 2023.04.11

G06V 10/82 (2022.01)

(71) 申请人 合肥的卢深视科技有限公司

G06N 3/048 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

地址 230091 安徽省合肥市高新区习友路
3333号中国(合肥)国际智能语音产业
园研发中心楼611-217室

(72) 发明人 刘冲冲 付贤强 何武 朱海涛
户磊

(74) 专利代理机构 北京智晨知识产权代理有限
公司 11584

专利代理师 张婧

(51) Int. Cl.

G06V 10/774 (2022.01)

G06V 40/40 (2022.01)

G06V 40/16 (2022.01)

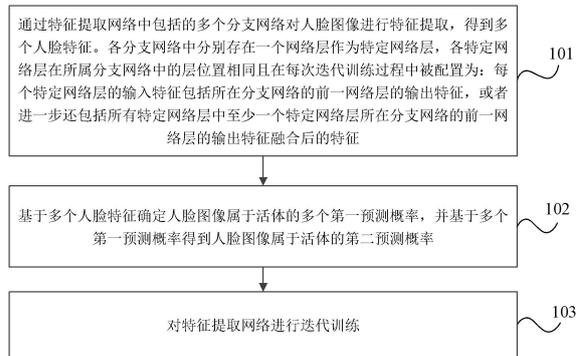
权利要求书2页 说明书8页 附图3页

(54) 发明名称

模型训练方法、活体检测方法、电子设备及
存储介质

(57) 摘要

本申请实施例涉及图像识别领域,公开了一
种模型训练方法、活体检测方法、电子设备及存
储介质。模型训练方法包括:通过特征提取网络
中的多个分支网络对人脸图像进行特征提取得
到多个人脸特征;基于多个人脸特征确定多个第
一预测概率,基于多个第一预测概率得到第二预
测概率;对特征提取网络进行迭代训练;各分支
网络中分别存在一个网络层作为特定网络层,各
特定网络层在每次迭代训练过程中被配置为:每
个特定网络层的输入特征包括所在分支网络的
前一网络层的输出特征,或者进一步还包括所有
特定网络层中至少一个特定网络层所在分支网
络的前一网络层的输出特征融合后的特征。本申
请的训练方法提升了各分支网络特征提取的准
确性、稳定性和效率。



1. 一种模型训练方法,其特征在于,包括:

通过特征提取网络中包括的多个分支网络对人脸图像进行特征提取,得到多个人脸特征;

基于所述多个人脸特征确定所述人脸图像属于活体的多个第一预测概率,并基于所述多个第一预测概率得到所述人脸图像属于活体的第二预测概率;

对所述特征提取网络进行迭代训练;

其中,各分支网络中分别存在一个网络层作为特定网络层,各特定网络层在所属分支网络中的层位置相同且在每次迭代训练过程中被配置为:

每个所述特定网络层的输入特征包括所在分支网络的前一网络层的输出特征,或者进一步还包括所有特定网络层中至少一个特定网络层所在分支网络的前一网络层的输出特征融合后的特征。

2. 根据权利要求1所述的模型训练方法,其特征在于,所述特征提取网络还包括:输出网络和融合网络;

各特定网络层在每次迭代训练过程中的配置过程包括:

通过所述输出网络输出服从伯努利分布且与所述分支网络数量相同的多个随机参数,并根据所述多个随机参数选中零个或至少一个所述分支网络;

针对每个特定网络层,通过所述融合网络将所选中的零个或至少一个所述分支网络中的特定网络层的前一网络层的输出特征相融合,得到所述融合后的特征。

3. 根据权利要求2所述的模型训练方法,其特征在于,在每次迭代训练过程中,所述多个随机参数对应的概率值为训练过程中的超参数。

4. 根据权利要求1所述的模型训练方法,其特征在于,每个分支网络中所述特定网络层的前一个网络层的输出特征的向量维数相同。

5. 根据权利要求1所述的模型训练方法,其特征在于,所述基于所述多个第一预测概率得到所述人脸图像属于活体的第二预测概率,包括:

将所述多个第一预测概率相乘得到所述人脸图像属于活体的第二预测概率。

6. 根据权利要求1-5中任一项所述的模型训练方法,其特征在于,所述对所述特征提取网络进行迭代训练,包括:

基于所述第二预测概率构建损失函数;

对于特征提取网络的多个可学习参数,以所述损失函数的最小损失值为中心确定一邻域范围,并获取所述邻域范围内最大损失值对应的多个可学习参数的多个参数偏移量;

采用所述多个参数偏移量对所述多个可学习参数进行更新,得到多个偏移可学习参数;

根据所述损失函数对所述特征提取网络的多个偏移可学习参数进行训练并更新,直至所述特征提取网络收敛。

7. 根据权利要求6所述的模型训练方法,其特征在于,通过如下公式计算所述参数偏移量:

$$offset = q \cdot \frac{\nabla_{params} Loss}{\|\nabla_{params} Loss\|_2}$$

通过如下公式计算所述偏移可学习参数：

$$\text{params}=\text{params}+\text{offset}$$

其中,offset为参数偏移量,q为大于0的超参数, $\nabla_{\text{params}} \text{Loss}$ 为损失函数Loss关于可学习参数params的梯度, $\|*\|_2$ 表示*的L2范数。

8.一种活体检测方法,其特征在于,包括:

将待测人脸图像输入到训练好的特征提取网络中,得到多个人脸特征;

根据所述多个人脸特征得到所述人脸图像属于活体的多个第一预测概率,并基于所述多个第一预测概率得到所述人脸图像属于活体的第二预测概率;

当所述第二预测概率大于或等于预设活体阈值时,确定所述待测人脸图像为活体;当所述预测概率小于预设活体阈值时,确定所述待测人脸图像为假体;

其中,所述训练好的特征提取网络通过权利要求1-7中任一项所述的模型训练方法得到。

9.一种电子设备,其特征在于,包括:

至少一个处理器;以及,

与所述至少一个处理器通信连接的存储器;其中,所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令,所述指令被所述至少一个处理器执行,以使所述至少一个处理器能够执行如权利要求1至7中任一所述的模型训练方法,或者能够执行如权利要求8所述的活体检测方法。

10.一种计算机可读存储介质,存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1至7中任一所述的模型训练方法,或者实现如权利要求8所述的活体检测方法。

模型训练方法、活体检测方法、电子设备及存储介质

技术领域

[0001] 本申请实施例涉及图像识别技术领域，特别涉及一种模型训练方法、活体检测方法、电子设备及存储介质。

背景技术

[0002] 人脸图像识别技术是近几年非常受欢迎的AI技术，被广泛用于各个领域的生产生活中。采用人脸图像识别技术的产品通常也需要使用活体检测技术，以拒绝使用照片、视频、面具、假人模型、头套等道具的恶意攻击授权。

[0003] 目前应用最广泛的图像活体检测技术以人脸图像作为活体检测模型的输入，给出是否活体的结果。然而可用于恶意攻击的道具千变万化，一般的活体检测技术在处理全新的攻击类型时性能远低于预期。针对此问题，有些活体检测方法设计多个模型或者多个分支，每个模型或每个分支负责处理不同的攻击类型。但是，这种方法需要人为划分攻击类型，依赖人类专家的先验知识，训练过程复杂、耗时长，并且人为划分攻击类型具有一定主观偏见性，在处理超出先验知识之外的攻击类型时，仍然有较大的可能误判，造成安全隐患。

发明内容

[0004] 本申请实施方式的目的在于提供一种模型训练方法、活体检测方法、电子设备及存储介质，通过对多个分支网络中特定网络层的配置，使得特征提取网络在训练过程中自动决定各分支网络负责处理的假体类型，充分挖掘了各分支网络的潜力，极大地提升了各分支网络的特征提取的准确性、稳定性和效率。

[0005] 为解决上述技术问题，本申请的实施方式提供了一种模型训练方法，包括：通过特征提取网络中包括的多个分支网络对人脸图像进行特征提取，得到多个人脸特征；基于所述多个人脸特征确定所述人脸图像属于活体的多个第一预测概率，并基于所述多个第一预测概率得到所述人脸图像属于活体的第二预测概率；对所述特征提取网络进行迭代训练；其中，各分支网络中分别存在一个网络层作为特定网络层，各特定网络层在所属分支网络中的层位置相同且在每次迭代训练过程中被配置为：每个所述特定网络层的输入特征包括所在分支网络的前一网络层的输出特征，或者进一步还包括所有特定网络层中至少一个特定网络层所在分支网络的前一网络层的输出特征融合后的特征。

[0006] 本申请的实施方式还提供了一种活体检测方法，包括：将待测人脸图像输入到训练好的特征提取网络中，得到多个人脸特征；根据所述多个人脸特征得到所述人脸图像属于活体的多个第一预测概率，并基于所述多个第一预测概率得到所述人脸图像属于活体的第二预测概率；当所述第二预测概率大于或等于预设活体阈值时，确定所述待测人脸图像为活体；当所述预测概率小于预设活体阈值时，确定所述待测人脸图像为假体；其中，所述训练好的特征提取网络通过上述实施方式所述的模型训练方法得到。

[0007] 本申请的实施方式还提供了一种电子设备，包括：至少一个处理器；以及，与至少

一个处理器通信连接的存储器;其中,存储器存储有可被至少一个处理器执行的指令,指令被至少一个处理器执行,以使至少一个处理器能够执行如上述实施方式提及的模型训练方法,或者能够执行上述实施方式提及的活体检测方法。

[0008] 本申请的实施方式还提供了一种计算机可读存储介质,存储有计算机程序,计算机程序被处理器执行时实现上述实施方式提及的模型训练方法,或者能够执行上述实施方式提及的活体检测方法。

[0009] 本申请提供的模型训练方法所训练的特征提取网络中包括多个分支网络,在每次迭代训练过程中,每个分支网络中均存在一个特定网络层,各特定网络层在所属分支网络中的层位置相同,特定网络层的输入特征包括所在分支网络的前一网络层的输出特征,或者在此基础上还包括所有特定网络层中至少一个特定网络层所在分支网络的前一网络层的输出特征融合后的特征。如此,在多次迭代训练后,透过各分支网络中的特定网络层,在根据每个分支网络的最终输出特征对各自分支网络进行训练的同时,还可以关联其它分支网络的中间网络层的输出特征而对其他分支网络进行联合训练,这种各分支网络彼此间辅助训练的设计,降低了冗余训练,使得特征提取网络在训练过程中自动决定各分支网络负责处理的假体类型,解决了现有技术依赖人类主观划分假体攻击类型所导致的错误识别问题。同时对特定网络层的这种配置,使得每个分支网络既具备了根据自身分支网络的输出区分活体和假体的能力,还具备了根据部分或全部分支网络的输出区分活体和假体的能力,充分挖掘了各分支网络的潜力,极大地提升了各分支网络的特征提取的准确性、稳定性和效率。

附图说明

[0010] 一个或多个实施例通过与之对应的附图中的图片进行示例性说明,这些示例性说明并不构成对实施例的限定,附图中具有相同参考数字标号的元件表示为类似的元件,除非有特别申明,附图中的图不构成比例限制。

[0011] 图1是本申请的实施方式提供的模型训练方法的流程图;

图2是本申请的实施方式提供的一种特征提取网络的结构示意图;

图3是本申请的实施方式提供的活体检测方法的流程图;

图4是本申请的实施方式提供的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0012] 为使本申请实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合附图对本申请的各实施方式进行详细的阐述。然而,本领域的普通技术人员可以理解,在本申请各实施方式中,为了使读者更好地理解本申请而提出了许多技术细节。但是,即使没有这些技术细节和基于以下各实施方式的种种变化和修改,也可以实现本申请所要求保护的技术方案。

[0013] 下面对本实施方式的模型训练方法的实现细节进行举例说明。以下内容仅为方便理解而提供的实现细节,并非实施本方案的必须。

[0014] 本申请的实施方式涉及一种模型训练方法,如图1所示,包括:

步骤101,通过特征提取网络中包括的多个分支网络对人脸图像进行特征提取,得到多个人脸特征。其中,各分支网络中分别存在一个网络层作为特定网络层,各特定网络层

在所属分支网络中的层位置相同且在每次迭代训练过程中被配置为：每个特定网络层的输入特征包括所在分支网络的前一网络层的输出特征，或者进一步还包括所有特定网络层中至少一个特定网络层所在分支网络的前一网络层的输出特征融合后的特征。

[0015] 具体地说，本实施例将样本集中的人脸图像输入到特征提取网络中，得到多个人脸特征。样本集中的人脸图像包括活体人脸图像和假体人脸图像，每个人脸图像都对应一个标签，用于标注该人脸图像属于活体或者假体。活体人脸图像可以是同一人的不同拍摄角度、不同穿戴配饰、不同年龄阶段的人脸图像，也可以是不同人的不同拍摄角度、不同穿戴配饰、不同年龄阶段的人脸图像。假体人脸图像可以包含多种假体类型，如：拍摄照片获取假体人脸图像、拍摄假人模型获取假体人脸图像、拍摄戴头套的真人获取假体人脸图像等等。

[0016] 本实施例中，多个分支网络可以是网络结构相同的分支网络，也可以是网络结构不同的分支网络。可以理解的是，多个分支网络虽然网络结构相同，但最终训练完成后多个分支网络的可学习参数的具体值可能是不同的。网络结构不同的多个分支网络可以是网络类型不同，如：卷积神经网络、残差神经网络、SVM(支持向量机)网络等；也可以是网络类型相同但具体网络结构不同，如：包含不同数量池化层、不同数量拼接层、不同数量全连接层等等的神经网络，其内部具有不同连接关系的神经网络等；还可以是网络结构参数不同，如：卷积核尺寸不同的神经网络、学习率不同的神经网络、反向传播的权重衰减不同的神经网络等。

[0017] 其中，每个分支网络均存在一个特定网络层，该特定网络层可以是各分支网络中处于任一相同网络层位置的一个网络层。以图2所示的包括4个分支网络的特征提取网络为例，特定网络层可以是每个分支网络的第k个网络层，则每个分支网络的第k个网络层(特定网络层)的输入特征有两种情况，第一种情况是输入特征包括两部分，一部分是所在分支网络中第k-1个网络层的输出特征(图2中实线箭头表示)，另一部分是所有第k个网络层中至少一个第k个网络层的前一网络层的输出特征融合后的特征(图2中虚线箭头相加表示)。第二种情况是输入特征只有所在分支网络的第k-1个网络层的输出特征(图2中实线箭头表示)。

[0018] 也就是说，在每次迭代训练时，特定网络层的输入一定包括所在分支网络的前一网络层的输出特征，同时可能还包括：任意n个分支网络的特定网络层的前一网络层的输出特征，n的取值范围为0~N，N为分支网络的数量。

[0019] 比如：当n=1且任意一个分支网络为分支网络1时，分支网络1第k个网络层的输入包括两个相同且均为分支网络1的第k-1个网络层的输出特征；分支网络2的第k个网络层的输入包括分支网络2的第k-1个网络层的输出特征、分支网络1的第k-1个网络层的输出特征。类似地，其他分支网络以此类推。

[0020] 又比如：当n=2且任意两个分支网络为分支网络2和分支网络3时，分支网络1第k个网络层的输入包括分支网络1的第k-1个网络层的输出特征、分支网络2的第k-1个网络层的输出特征与分支网络3的第k-1个网络层的输出特征融合后的特征；分支网络2第k个网络层的输入包括分支网络2的第k-1个网络层的输出特征、分支网络2的第k-1个网络层的输出特征与分支网络3的第k-1个网络层的输出特征融合后的特征。类似地，其他分支网络以此类推。

[0021] 也就是说,当 $n=0$ 时,每个特定网络层的输入为所在分支网络的前一网络层的输出特征,即每个分支网络独自训练,使得每个分支网络具备根据自身分支网络的输出区分活体和假体的能力。当 n 在 $1\sim N$ 范围内取一值时,每个特定网络层的输入包括:所在分支网络的前一网络层的输出特征,以及所有特定网络层中至少一个特定网络层的前一网络层的输出特征融合后的特征。即通过对自身分支网络的训练来训练其他分支网络,达到辅助训练,减少冗余训练的作用,使得每个分支网络具备根据部分或全部分支网络的输出区分活体和假体的能力。

[0022] 需要说明的是,特定网络层不能为分支网络中的第一个网络层,可以理解的是,第一个网络层的输入为人脸图像,而不是特征向量,其也没有前一网络层的概念,因此,特定网络层必须为非首层(特定网络层 k 的取值范围为 $2\sim K$, K 为每个分支网络包含的网络层数量)。另外,每个分支网络中的每个网络层可以在具备特征提取功能的同时,还具备特征整形功能、特征标量化功能、特征降维功能等等其他功能。当然,为了降低训练复杂的,优选的,可以设置每个分支网络所包括的网络层数量相同。

[0023] 另外,每个特定网络层的输入在每次迭代训练时都会重新配置,即每次特定网络层的输入可能是不同的。

[0024] 步骤102,基于多个人脸特征确定人脸图像属于活体的多个第一预测概率,并基于多个第一预测概率得到人脸图像属于活体的第二预测概率。

[0025] 具体地说,多个第一预测概率为多个分支网络关于输入的人脸图像的预测结果,第一预测概率可以根据深度学习中常用的激活函数计算获取,比如:sigmoid激活函数、tanh激活函数、ReLU激活函数、Leaky Relu激活函数等等,也可以将多个人脸特征输入到深度学习常用的分类器中得到多个第一预测概率。

[0026] 通过多个第一预测概率得到人脸图像属于活体的第二预测概率,即最终用来活体检测的概率值。具体地,可以将多个第一预测概率计算平均值得到第二预测概率,也可以将多个第一预测概率相乘得到第二预测概率,还可以从多个第一预测概率中去除最大值和最小值,对剩余的第一预测概率计算平均值得到第二预测概率。

[0027] 步骤103,对特征提取网络进行迭代训练。

[0028] 具体地,输入多个包含假体和活体的人脸图像对特征提取网络进行训练,训练过程中,每次对特征提取网络中的特定网络层进行配置,并根据深度学习常用的训练方法进行训练(如:梯度下降法、牛顿算法、共轭梯度法、Levenberg-Marquardt算法),得到收敛的特征提取网络。

[0029] 本实施例中,由于每个分支网络输出的人脸特征在特征提取过程中既涵盖自身分支网络中特定网络层之前的各网络层的输出,又涵盖其他分支网络中特定网络层之前的各网络层的输出,因此各个分支网络最终所输出的人脸特征之间既互不相同、又互有关联。如此,多个互不相同、又互有关联的人脸特征就可以通过训练自动确定出各自对应的分支网络更适合处理的假体类型。

[0030] 在一实施例中,特征提取网络还包括:输出网络和融合网络;各特定网络层在每次迭代训练过程中的配置过程包括:通过输出网络输出服从伯努利分布且与分支网络数量相同的多个随机参数,并根据多个随机参数选中零个或至少一个分支网络;针对每个特定网络层,通过融合网络将所选中的零个或至少一个分支网络中的特定网络层的前一网络层的

输出特征相融合,得到融合后的特征。

[0031] 本实施例中,输出网络用于输出服从伯努利分布且于分支网络数量相同的多个随机参数 α_i ($i=1,2,\dots,N$, N 为分支网络的数量),即多个随机参数的取值为0或1,0表示未选中某个分支网络,1表示选中某个分支网络。以图2所示的包括4个分支网络的特征提取网络为例,若输出网络输出的4个随机参数为 $\{\alpha_1=0,\alpha_2=1,\alpha_3=0,\alpha_4=1\}$,则表示选中第2个分支网络和第4个分支网络。若输出网络输出的4个随机参数为 $\{\alpha_1=0,\alpha_2=0,\alpha_3=0,\alpha_4=0\}$,则表示4个分支网络均未选中。

[0032] 对于选中的分支网络,通过融合网络将选中的分支网络中特定网络层的前一网络层的输出特征相融合,得到融合后的特征。

[0033] 进一步地,在每次迭代训练过程中,多个随机参数对应的概率值为训练过程中的超参数。由于多个随机参数服从伯努利分布,则 $P(\alpha_i=1)=p$, $P(\alpha_i=0)=1-p$, p 为训练过程中的超参数。可以理解的是,通过训练调整概率值 p 可以间接地调整每次输出网络输出的随机参数的值,相当于间接地调整每次选中的分支网络。当然,即使概率值相同对应的随机参数的值也可能不同,比如:随机参数为 $\{0,1,0,1\}$ 和随机参数为 $\{1,1,0,0\}$ 两者对应的概率值相等,但具体选中的分支网络不同。

[0034] 另外,每个分支网络中特定网络层的前一个网络层输出特征的向量维数相同。具体地,为了便于输出特征融合,可以使每个分支网络中特定网络层的前一个网络层在具备特征提取的同时,还具备特征整形的作用,以使前一个网络层输出特征的向量维数相同。

[0035] 在一实施例中,对特征提取网络进行迭代训练,包括:基于第二预测概率构建损失函数;对于特征提取网络的多个可学习参数,以损失函数的最小损失值为中心确定一邻域范围,并获取邻域范围内最大损失值对应的多个可学习参数的多个参数偏移量;采用多个参数偏移量对多个可学习参数进行更新,得到多个偏移可学习参数;根据损失函数对特征提取网络的多个偏移可学习参数进行训练并更新,直至特征提取网络收敛。

[0036] 需要说明的是,常规的训练方法一般只注重损失函数的损失值在某一点达到最小值,不关注这个最小值是否稳定,如此导致网络的输入稍微有点轻微扰动(如:输入的人脸图像的假体类型未在前几次训练集中出现、输入的人脸图像的质量较差等),网络就会错过该最小值点,得到较大的损失值。也就是说,常规的训练方法在训练完特征提取网络并将其应用于预测时,很容易出现对训练集中未出现过的全新假体类型的人脸图像识别错误的问题,网络预测不稳定。

[0037] 基于此,本实施例对基于邻域范围内的最大损失值计算得到的特征提取网络的偏移可学习参数进行训练,让邻域范围内的最大损失值都能达到非常小的值,如此,即使特征提取网络的输入有扰动,按照上述方法训练完成的特征提取网络也能表现出高稳定性、强鲁棒性,能够准确识别全新的假体类型的人脸图像。

[0038] 具体地,获取损失函数的最小损失值,并根据最小损失值确定一邻域范围,该邻域范围可以根据对训练时间、网络稳定性等要求自行调整范围大小。然后获取邻域范围内最大损失值对应的多个可学习参数的多个参数偏移量,即参数偏移量可以简单地理解为邻域范围内最大损失值对应的可学习参数与最小损失值对应的可学习参数的差值,根据参数偏移量对可学习参数进行更新得到偏移可学习参数,然后利用损失函数对偏移可学习参数进行训练并更新。

[0039] 其中,基于第二预测概率构建的损失函数如下:

$$loss = \begin{cases} \frac{1}{B} \sum_b \log(1 + e^{-r(pred^{(b)}-m)}), & \text{if } y^{(b)} = 0 \\ \frac{1}{B} \sum_b (\log(1 + e^{-r(1-pred^{(b)}-m)}), & \text{if } y^{(b)} = 1 \end{cases}$$

其中,loss为损失函数,r,m为大于0的超参数,pred^(b)为第b个人脸图像属于活体的第二预测概率,y^(b)为第b个人脸图像属于活体或假体的标签,y^(b)=0时,第b个人脸图像属于活体,y^(b)=1时,第b个人脸图像属于假体,b=1,2,……,B,B为人脸图像的数量。

[0040] 其中,参数偏移量的计算公式如下:

$$offset = q \cdot \frac{\nabla_{params} Loss}{\|\nabla_{params} Loss\|_2}$$

更新偏移可学习参数的公式如下:

$$params = params + offset$$

其中,offset为参数偏移量,q为大于0的超参数, $\nabla_{params} Loss$ 为损失函数Loss关于可学习参数params的梯度, $\|\cdot\|_2$ 表示*的L2范数。

[0041] 本申请实施方式提供的模型训练方法,在多次迭代训练后,透过各分支网络中的特定网络层,在根据每个分支网络的最终输出特征对各自分支网络进行训练的同时,还可以关联其它分支网络的中间网络层的输出特征而对其他分支网络进行联合训练,这种各分支网络彼此间辅助训练的设计,降低了冗余训练,使得特征提取网络在训练过程中自动决定各分支网络负责处理的假体类型,解决了现有技术依赖人类主观划分假体攻击类型所导致的错误识别问题。同时对特定网络层的这种配置,使得每个分支网络既具备了根据自身分支网络的输出区分活体和假体的能力,还具备了根据部分或全部分支网络的输出区分活体和假体的能力,充分挖掘了各分支网络的潜力,极大地提升了各分支网络的特征提取的准确性、稳定性和效率。

[0042] 本申请的实施方式涉及一种活体检测方法,如图3所示,包括:

步骤201,将待测人脸图像输入到训练好的特征提取网络中,得到多个人脸特征。

[0043] 步骤202,根据多个人脸特征得到人脸图像属于活体的多个第一预测概率,并基于多个第一预测概率得到人脸图像属于活体的第二预测概率。

[0044] 本实施例中,训练好的特征提取网络通过如上实施方式所述的模型训练方法得到。第一预测概率可以根据深度学习中常用的激活函数计算获取,比如:sigmoid激活函数、tanh激活函数、ReLU激活函数、Leaky ReLU激活函数等等,也可以将多个人脸特征输入到深度学习常用的分类器中得到第一预测概率。

[0045] 通过多个第一预测概率得到人脸图像属于活体的第二预测概率,即最终用来活体检测的概率值。可以将多个第一预测概率计算平均值得到第二预测概率,也可以将多个第一预测概率相乘得到第二预测概率,还可以从多个第一预测概率中去除最大值和最小值,对剩余的第一预测概率计算平均值得到第二预测概率。

[0046] 当然,活体检测阶段和训练阶段计算第一预测概率和第二预测概率的方法要保持

一致。

[0047] 步骤203,当第二预测概率大于或等于预设活体阈值时,确定待测人脸图像为活体;当预测概率小于预设活体阈值时,确定待测人脸图像为假体。

[0048] 本实施例中,预设活体阈值可以根据对识别准确性的要求、应用场景的不同等自行调整设置。

[0049] 上面各种方法的步骤划分,只是为了描述清楚,实现时可以合并为一个步骤或者对某些步骤进行拆分,分解为多个步骤,只要包括相同的逻辑关系,都在本专利的保护范围内;对算法中或者流程中添加无关紧要的修改或者引入无关紧要的设计,但不改变其算法和流程的核心设计都在该专利的保护范围内。

[0050] 本申请的实施方式涉及一种电子设备,如图4所示,包括:

至少一个处理器301;以及,与至少一个处理器301通信连接的存储器302;其中,存储器302存储有可被至少一个处理器301执行的指令,指令被至少一个处理器301执行,以使至少一个处理器301能够执行如上述实施方式提及的模型训练,或者能够执行上述实施方式提及的活体检测方法。

[0051] 该电子设备包括:一个或多个处理器301以及存储器302,图4中以一个处理器301为例。处理器301、存储器302可以通过总线或者其他方式连接,图4中以通过总线连接为例。存储器302作为一种非易失性计算机可读存储介质,可用于存储非易失性软件程序、非易失性计算机可执行程序以及模块,如本申请实施方式中策略空间内的各处理策略对应的算法就存储于存储器302中。处理器301通过运行存储在存储器302中的非易失性软件程序、指令以及模块,从而执行设备的各种功能应用以及数据处理,即实现上述模型训练方法或活体检测方法。

[0052] 存储器302可以包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需要的应用程序;存储数据区可存储选项列表等。此外,存储器302可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非易失性固态存储器件。在一些实施方式中,存储器302可选包括相对于处理器301远程设置的存储器,这些远程存储器可以通过网络连接至外接设备。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

[0053] 一个或者多个模块存储在存储器302中,当被一个或者多个处理器301执行时,执行上述任意实施方式中的模型训练方法,或者能够执行上述实施方式提及的活体检测方法。

[0054] 上述产品可执行本申请实施方式所提供的方法,具备执行方法相应的功能模块和有益效果,未在本实施方式中详尽描述的技术细节,可参见本申请实施方式所提供的方法。

[0055] 本申请的实施方式涉及一种计算机可读存储介质,存储有计算机程序。计算机程序被处理器执行时实现上述方法实施例。

[0056] 即,本领域技术人员可以理解,实现上述实施例方法中的全部或部分步骤是可以通程序来指令相关的硬件来完成,该程序存储在一个存储介质中,包括若干指令用使得一个设备(可以是单片机,芯片等)或处理器(processor)执行本申请各个实施例方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM,Read-OnlyMemory)、随机存取存储器(RAM,RandomAccessMemory)、磁碟或者光盘等各种可以存储

程序代码的介质。

[0057] 本领域的普通技术人员可以理解,上述各实施方式是实现本申请的具体实施例,而在实际应用中,可以在形式上和细节上对其作各种改变,而不偏离本申请的精神和范围。

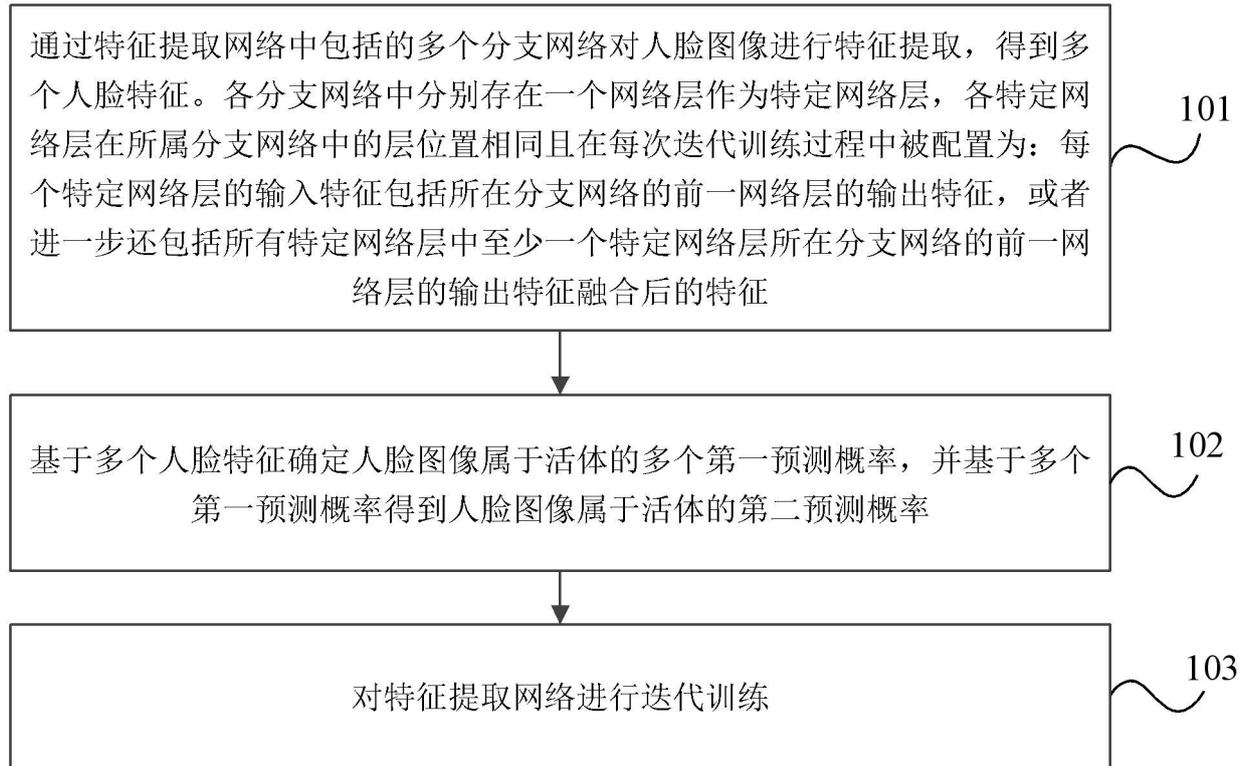


图1

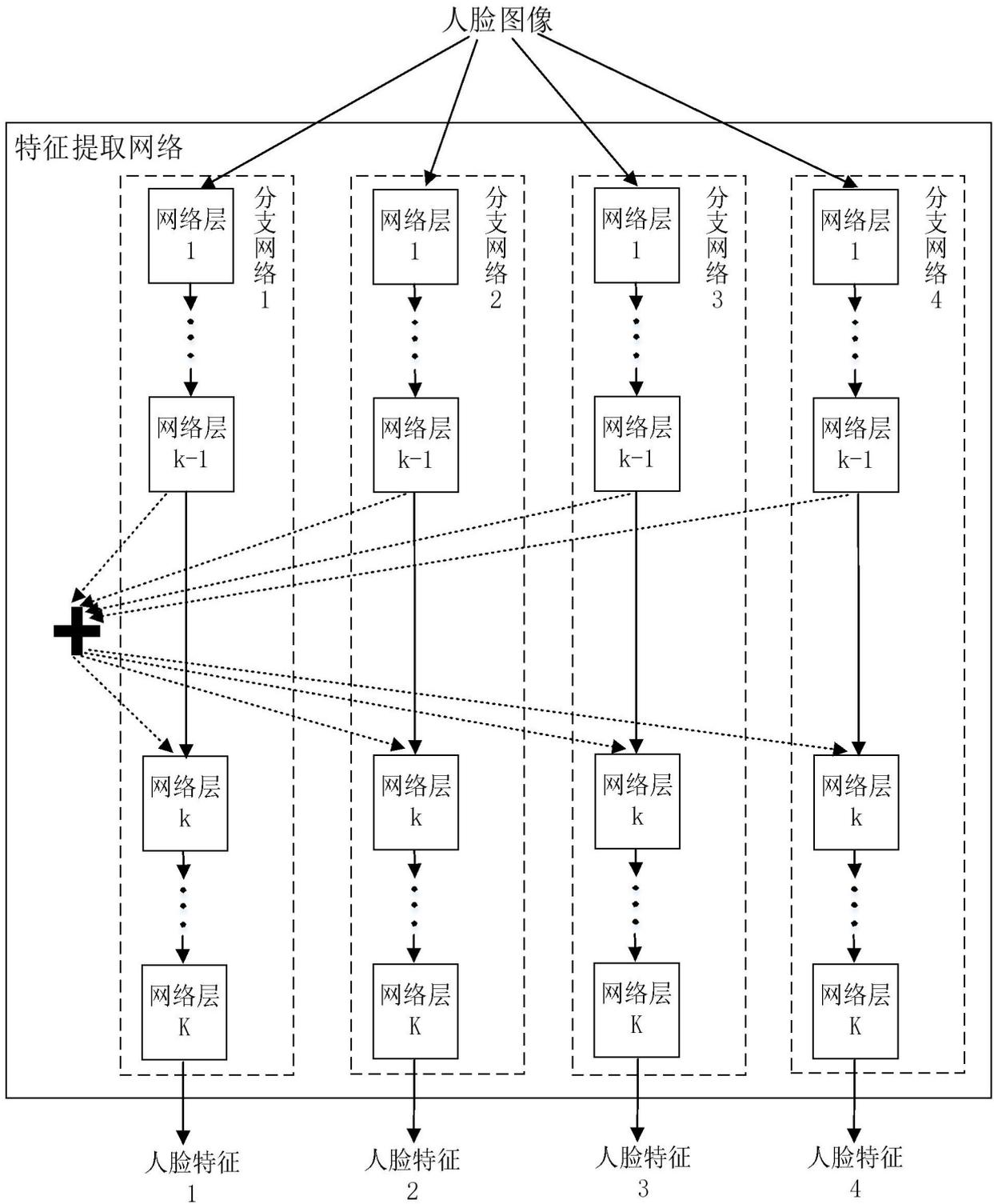


图2

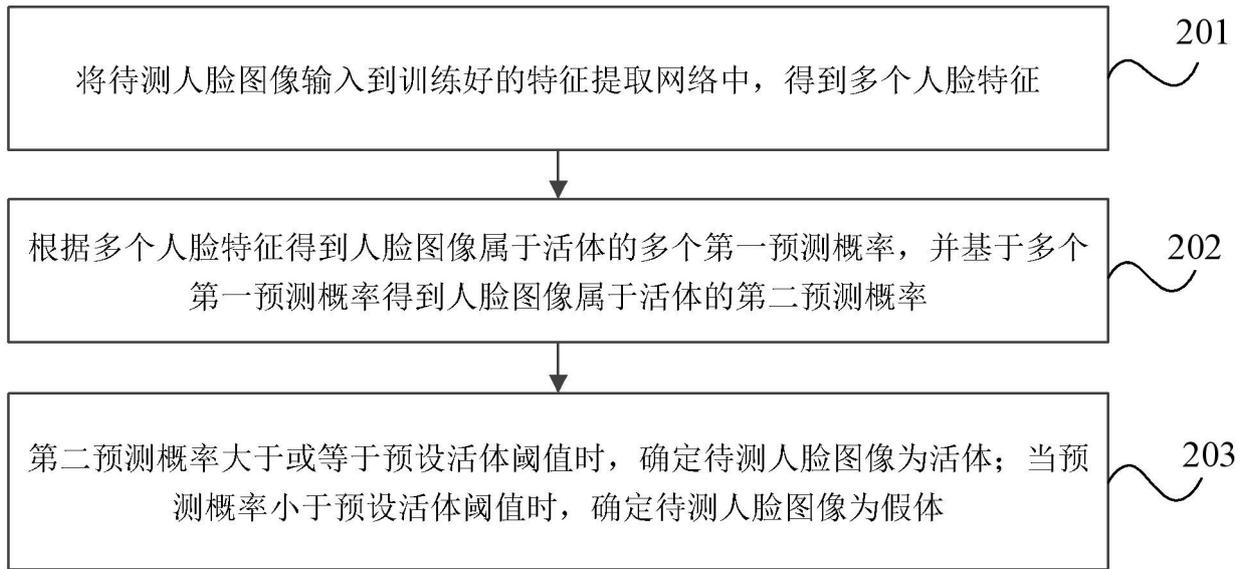


图3

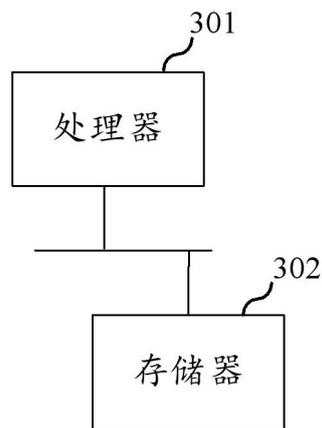


图4