

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2021 年 2 月 4 日 (04.02.2021)



(10) 国际公布号
WO 2021/017261 A1

(51) 国际专利分类号:
G06K 9/00 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2019/116489

(22) 国际申请日: 2019 年 11 月 8 日 (08.11.2019)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201910706615.9 2019 年 8 月 1 日 (01.08.2019) CN

(71) 申请人: 平安科技(深圳)有限公司(PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) [CN/CN];
中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

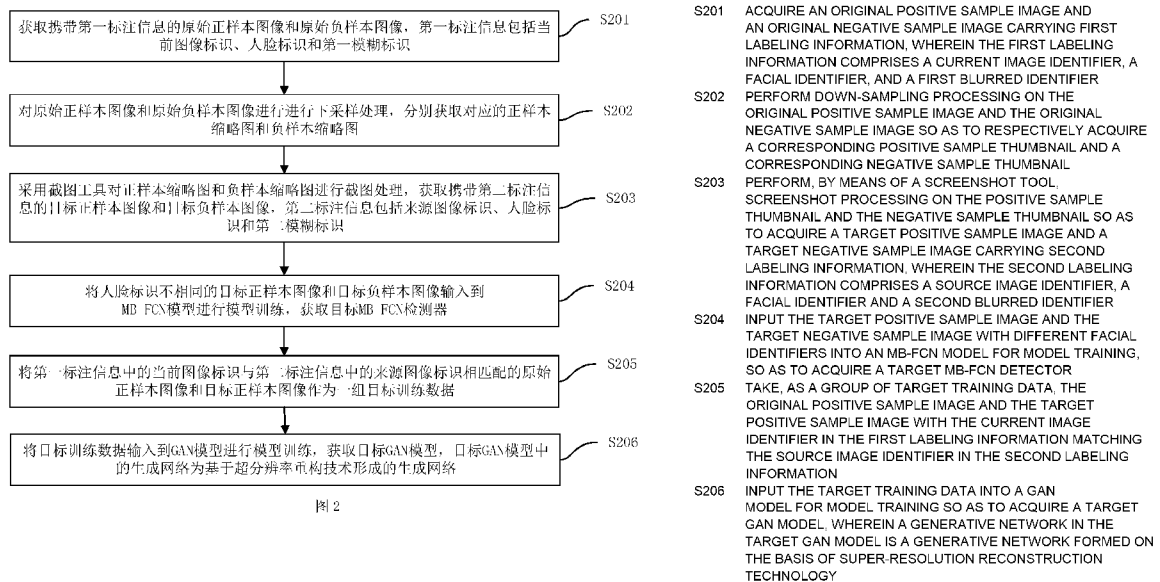
(72) 发明人: 王健宗(WANG, Jianzong); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。
彭俊清(PENG, Junqing); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。
瞿晓阳(QU, Xiaoyang); 中国广东省深圳市福田区福田街道福安社区益田路 5033 号平安金融中心 23 楼, Guangdong 518000 (CN)。

(74) 代理人: 深圳众鼎专利商标代理事务所(普通合伙)(SHENZHEN ZHONGDING INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY); 中国广东省深圳市罗湖区笋岗东路 3012 号中民时代广场 B 座 7 楼 701 室, Guangdong 518000 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG,

(54) Title: RECOGNITION MODEL TRAINING METHOD AND APPARATUS, IMAGE RECOGNITION METHOD AND APPARATUS, AND DEVICE AND MEDIUM

(54) 发明名称: 识别模型训练方法、图像识别方法、装置、设备及介质



(57) Abstract: Disclosed are a recognition model training method and apparatus, an image recognition method and apparatus, and a device and a medium. The recognition model training method comprises: acquiring an original positive sample image and an original negative sample image carrying first labeling information; performing down-sampling processing on the original positive sample image and the original negative sample image, and performing screenshot processing by means of a screenshot tool to acquire a target positive sample image and a target negative sample image carrying second labeling information; inputting the target positive sample image and the target negative sample image into an MB-FCN model for model training so as to acquire a target MB-FCN detector; taking, as a group of target training data, the original positive sample image and the target positive sample image with a current image identifier

BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

- (84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

- 包括国际检索报告 (条约第21条(3))。

in the first labeling information matching a source image identifier in the second labeling information; and inputting the target training data into a GAN model for model training so as to acquire a target GAN model. The target GAN model can help to improve the facial recognition accuracy of a blurred image.

(57) 摘要: 本申请公开一种识别模型训练方法、图像识别方法、装置、设备及介质。该识别模型训练方法包括: 获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像; 对原始正样本图像和原始负样本图像进行下采样处理, 并采用截图工具进行截图处理, 获取携带第二标注信息的目标正样本图像和目标负样本图像; 将目标正样本图像和目标负样本图像输入到MB-FCN模型进行模型训练, 获取目标MB-FCN检测器; 将第一标注信息中的当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标识相匹配的原始正样本图像和目标正样本图像作为一组目标训练数据; 将目标训练数据输入到GAN模型进行模型训练, 获取目标GAN模型。该目标GAN模型可有助于提高模糊图像人脸识别的准确率。

识别模型训练方法、图像识别方法、装置、设备及介质

本申请以 2019 年 8 月 1 日提交的申请号为 201910706615.9, 名称为“识别模型训练方法、图像识别方法、装置、设备及介质”的中国发明申请为基础, 并要求其优先权。

技术领域

本申请涉及图像识别技术领域, 尤其涉及一种识别模型训练方法、图像识别方法、装置、设备及介质。

背景技术

随着人脸检测技术的快速发展, 使得人脸检测器识别大中型人脸图像的准确性快速提高。而人脸检测技术在实际应用过程中, 通常需要对较小或者较模糊的人脸图像进行识别, 以识别人脸图像对应的人员身份, 但传统人脸检测器对较小或较模糊的人脸图像的识别准确率较低, 影响实际应用的效果。例如, 在犯罪嫌疑人追踪、失踪人员搜索或者其他需要进行人员搜索的场景下, 可采用人脸检测器对监控设备拍摄的监控图像进行识别, 以确定犯罪嫌疑人、失踪人员或者其他目标人员的行踪, 由于监控设备的拍摄像素或者拍摄角度等因素的限制, 使得监控图像中的犯罪嫌疑人、失踪人员或者其他目标人员的人脸较小或者较模糊, 采用传统人脸检测器进行识别时, 无法准确识别出犯罪嫌疑人、失踪人员或者其他目标人员的身份, 从而影响目标人员追踪的效率。

发明内容

本申请实施例提供一种识别模型训练方法、图像识别方法、装置、设备及介质, 以解决当前人脸检测器对较小或者较模糊的人脸图像进行识别时准确率较低的问题。

一种识别模型训练方法, 包括:

获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像, 所述第一标注信息包括当前图像标识、人脸标识和第一模糊标识;

对所述原始正样本图像和所述原始负样本图像进行进行下采样处理, 分别获取对应的正样本缩略图和负样本缩略图;

采用截图工具对所述正样本缩略图和所述负样本缩略图进行截图处理, 获取携带第二标注信息的目标正样本图像和所述目标负样本图像, 所述第二标注信息包括来源图像标识、人脸标识和第二模糊标识;

将所述人脸标识不相同的所述目标正样本图像和所述目标负样本图像输入到 MB-FCN 模型进行模型训练, 获取目标 MB-FCN 检测器;

将所述第一标注信息中的所述当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标识相匹配的所述原始正样本图像和所述目标正样本图像作为一组目标训练数据;

将所述目标训练数据输入到 GAN 模型进行模型训练, 获取目标 GAN 模型, 所述目标 GAN 模型中的生成网络为基于超分辨率重构技术形成的生成网络。

一种识别模型训练装置, 包括:

原始样本图像获取模块, 用于获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像, 所述第一标注信息包括当前图像标识、人脸标识和第一模糊标识;

样本缩略图获取模块, 用于对所述原始正样本图像和所述原始负样本图像进行进行下采样处理, 分别获取对应的正样本缩略图和负样本缩略图;

目标样本图像获取模块, 用于采用截图工具对所述正样本缩略图和所述负样本缩略图进行截图处理, 获取携带第二标注信息的目标正样本图像和所述目标负样本图像, 所述第二标注信息包括来源图像标识、人脸标识和第二模糊标识;

目标检测器获取模块，用于将所述人脸标识不相同的所述目标正样本图像和所述目标负样本图像输入到 MB-FCN 模型进行模型训练，获取目标 MB-FCN 检测器；

目标训练数据获取模块，用于将所述第一标注信息中的所述当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标识相匹配的所述原始正样本图像和所述目标正样本图像作为一组目标训练数据；

目标 GAN 模型获取模块，用于将所述目标训练数据输入到 GAN 模型进行模型训练，获取目标 GAN 模型，所述目标 GAN 模型中的生成网络为基于超分辨率重构技术形成的生成网络。

一种计算机设备，包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机可读指令，所述处理器执行所述计算机可读指令时实现如下步骤：

获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像，所述第一标注信息包括当前图像标识、人脸标识和第一模糊标识；

对所述原始正样本图像和所述原始负样本图像进行进行下采样处理，分别获取对应的正样本缩略图和负样本缩略图；

采用截图工具对所述正样本缩略图和所述负样本缩略图进行截图处理，获取携带第二标注信息的目标正样本图像和所述目标负样本图像，所述第二标注信息包括来源图像标识、人脸标识和第二模糊标识；

将所述人脸标识不相同的所述目标正样本图像和所述目标负样本图像输入到 MB-FCN 模型进行模型训练，获取目标 MB-FCN 检测器；

将所述第一标注信息中的所述当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标识相匹配的所述原始正样本图像和所述目标正样本图像作为一组目标训练数据；

将所述目标训练数据输入到 GAN 模型进行模型训练，获取目标 GAN 模型，所述目标 GAN 模型中的生成网络为基于超分辨率重构技术形成的生成网络。

一个或多个存储有计算机可读指令的可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机可读指令，所述计算机可读指令被一个或多个处理器执行时，使得所述一个或多个处理器执行如下步骤：

获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像，所述第一标注信息包括当前图像标识、人脸标识和第一模糊标识；

对所述原始正样本图像和所述原始负样本图像进行进行下采样处理，分别获取对应的正样本缩略图和负样本缩略图；

采用截图工具对所述正样本缩略图和所述负样本缩略图进行截图处理，获取携带第二标注信息的目标正样本图像和所述目标负样本图像，所述第二标注信息包括来源图像标识、人脸标识和第二模糊标识；

将所述人脸标识不相同的所述目标正样本图像和所述目标负样本图像输入到 MB-FCN 模型进行模型训练，获取目标 MB-FCN 检测器；

将所述第一标注信息中的所述当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标识相匹配的所述原始正样本图像和所述目标正样本图像作为一组目标训练数据；

将所述目标训练数据输入到 GAN 模型进行模型训练，获取目标 GAN 模型，所述目标 GAN 模型中的生成网络为基于超分辨率重构技术形成的生成网络。

一种图像识别方法，包括：

获取待识别图像，采用上述目标 MB-FCN 检测器对所述待识别图像进行人脸检测和图像截取，获取目标人脸图像；

采用上述目标 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络，对所述目标人脸图像进行生成处理，获取目标生成图像；

将所述目标生成图像与目标图像库中的目标人员图像进行特征相似度计算，获取特征相似度；

若所述特征相似度大于相似度阈值，则获取将所述目标人脸图像对应的人员确定为目标人员的检测结果。

一种图像识别装置，包括：

目标人脸图像获取模块，用于获取待识别图像，采用上述目标 MB-FCN 检测器对所述待识别图像进行人脸检测和图像截取，获取目标人脸图像；

目标生成图像获取模块，用于采用上述目标 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络，对所述目标人脸图像进行生成处理，获取目标生成图像；

特征相似度获取模块，用于将所述目标生成图像与目标图像库中的目标人员图像进行特征相似度计算，获取特征相似度；

检测结果获取模块，用于若所述特征相似度大于相似度阈值，则获取将所述目标人脸图像对应的人员确定为目标人员的检测结果。

一种计算机设备，包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机可读指令，所述处理器执行所述计算机可读指令时实现如下步骤：

获取待识别图像，采用上述目标 MB-FCN 检测器对所述待识别图像进行人脸检测和图像截取，获取目标人脸图像；

采用上述目标 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络，对所述目标人脸图像进行生成处理，获取目标生成图像；

将所述目标生成图像与目标图像库中的目标人员图像进行特征相似度计算，获取特征相似度；

若所述特征相似度大于相似度阈值，则获取将所述目标人脸图像对应的人员确定为目标人员的检测结果。

一个或多个存储有计算机可读指令的可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机可读指令，所述计算机可读指令被一个或多个处理器执行时，使得所述一个或多个处理器执行如下步骤：

获取待识别图像，采用上述目标 MB-FCN 检测器对所述待识别图像进行人脸检测和图像截取，获取目标人脸图像；

采用上述目标 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络，对所述目标人脸图像进行生成处理，获取目标生成图像；

将所述目标生成图像与目标图像库中的目标人员图像进行特征相似度计算，获取特征相似度；

若所述特征相似度大于相似度阈值，则获取将所述目标人脸图像对应的人员确定为目标人员的检测结果。

本申请的一个或多个实施例的细节在下面的附图及描述中提出。本申请的其他特征和优点将从说明书、附图以及权利要求书变得明显。

附图说明

为了更清楚地说明本申请实施例的技术方案，下面将对本申请实施例的描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本申请的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动性的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

图 1 是本申请一实施例中识别模型训练方法或者图像识别方法的一应用环境示意图；图 2 是本申请一实施例中识别模型训练方法的一流程图；

图 3 是本申请一实施例中识别模型训练方法的另一流程图；

图 4 是本申请一实施例中识别模型训练方法的另一流程图；

图 5 是本申请一实施例中识别模型训练方法的另一流程图；

图 6 是本申请一实施例中识别模型训练方法的另一流程图；

图 7 是本申请一实施例中图像识别方法的另一流程图；

图 8 是本申请一实施例中识别模型训练装置的一示意图；

图 9 是本申请一实施例中图像识别装置的一示意图；

图 10 是本申请一实施例中计算机设备的一示意图。

具体实施方式

下面将结合本申请实施例中的附图，对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，

所描述的实施例是本申请一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例，本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本申请保护的范围。

本申请实施例提供的识别模型训练方法，该识别模型训练方法可应用如图 1 所示的应用环境中。具体地，该识别模型训练方法应用在识别模型训练系统中，该识别模型训练系统包括如图 1 所示的客户端和服务端，客户端与服务端通过网络进行通信，用于训练可准确识别较小或者较模糊的人脸图像的识别模型，以扩大识别模型在图像识别领域的应用。其中，客户端又称为用户端，是指与服务端相对应，为客户提供本地服务的程序。客户端可安装在但不限于各种个人计算机、笔记本电脑、智能手机、平板电脑和便携式可穿戴设备上。服务端可以用独立的服务器或者是多个服务器组成的服务器集群来实现。

在一实施例中，如图 2 所示，提供一种识别模型训练方法，以该识别模型训练方法应用在图 1 所示的服务器为例，该识别模型训练方法包括如下步骤：

S201：获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像，第一标注信息包括当前图像标识、人脸标识和第一模糊标识。

其中，原始正样本图像是用于进行模型训练的较清晰的包含人脸的图像。原始负样本图像是用于进行模型训练的较清晰的不包含人脸的图像。

其中，第一标注信息是原始正样本图像和原始负样本图像对应的标注信息，是用于标识原始正样本图像和原始负样本图像的图像属性的信息。本实施例中，服务器在获取原始正样本图像和原始负样本图像之后，需采用预设标注规则对原始正样本图像和原始负样本图像进行标注，以使每一原始正样本图像和原始负样本图像均携带相应的第一标注信息。该预设标注规则是用于标注图像对应的当前图像标识、来源图像标识、人脸标识和模糊标识的规则。

其中，当前图像标识是用于识别所要标注的图像的唯一标识，可以依据图像获取的序号确定，如 T001 表示第 1 张图像，T002 代表第 2 张图像。来源图像标识是用于识别所要标注的图像对应的来源图像的标识，可以理解为截取原始正样本图像或者原始负样本图像的来源图像对应的标识，如 P001 表示第 1 张来源图像，P002 表示第 2 张来源图像。人脸标识是指用于区别所要标注的图像是否包含人脸的标识，该人脸标识包括用于表示图像包含人脸的第一人脸标识和用于表示图像不包含人脸的第二人脸标识。例如，第一人脸标识可采用 1 来表示，第二人脸标识可采用 0 来表示。模糊标识是用于区别所要标注的图像是否为模糊图像的标识，该模糊标识包括用于表示图像不模糊的第一模糊标识和用于表示图像较模糊的第二模糊标识，即第一模糊标识是用于表示图像较清晰的标识。例如，第一模糊标识可采用 0 来表示，第二模糊标识可采用 1 来表示。

由于原始正样本图像是用于模型训练的较清晰的包含人脸的图像，因此，该原始正样本图像所携带的第一标注信息包含当前图像标识、来源图像标识、第一人脸标识和第一模糊标识。如 {T001, P001, 1, 0} 表示当前图像标识为 T001 的图像是从来源标识为 P001 的来源图像中截取的包含人脸的较清晰的图像。

由于原始负样本图像是用于模型训练的较清晰的不包含人脸的图像，因此，该原始负样本图像所携带的第一标注信息包含当前图像标识、来源图像标识、第二人脸标识和第一模糊标识。如 {T002, P002, 0, 0} 表示当前图像标识为 T002 的图像是从来源标识为 P002 的来源图像中截取的不包含人脸的较清晰的图像。

进一步地，为了避免后续识别模型训练过程中因样本图像的大小不一致而存在干扰，影响最终形成的识别模型训练的准确率和效率，可限定原始正样本图像和原始负样本图像的大小一致。例如，从同一较清晰的图像中截取图像大小相同的包含人脸的原始正样本图像和不包含人脸的原始负样本图像。

S202：对原始正样本图像和原始负样本图像进行下采样处理，分别获取对应的正样本缩略图和负样本缩略图。

其中，下采样（Subsampled），又称为降采样（downsampled），是用于缩小图像，以使图像符合显示区域的大小或者用于生成图像的缩略图的过程。在下采样处理过程中，若一幅图像 I 的尺寸为 $M \times N$ ，对其进行 s 倍下采样处理，即可得到 $(M/s) \times (N/s)$ 尺寸的分辨率图像，此时 s 是 M 和 N 的公约数。对于矩阵形式的图像，需要将该图像 $s \times s$ 窗口内的图像变成一个像素，这个像素点的值就是窗口内所有像

素的均值。本实施例中下采样处理过程中可以采用但不限于最近邻插值、双线性插值、均值插值和中值插值等方法。

具体地，服务器对原始正样本图像和原始负样本图像进行不同程度的下采样处理，以将原始正样本图像和原始负样本图像缩小成不同缩放比例的正样本缩略图和负样本缩略图，通过降低其分辨率达到模糊化处理的目的。例如，可将原始正样本图像和原始负样本图像分别缩小成 20% 的正样本缩略图和负样本缩略图。

S203：采用截图工具对正样本缩略图和负样本缩略图进行截图处理，获取携带第二标注信息的目标正样本图像和目标负样本图像，第二标注信息包括来源图像标识、人脸标识和第二模糊标识。

具体地，服务器先采用截图工具对正样本缩略图和负样本缩略图进行截图处理，获取相应的目标正样本图像和目标负样本图像，以使获取的目标正样本图像和目标负样本图像的图像较小或较模糊，用于作为训练可识别较小或者较模糊图像的识别模型的训练数据。再对目标正样本图像和目标负样本图像进行标注，以获取携带第二标注信息的目标正样本图像和目标负样本图像。该截图工具包括但不限于本实施例所采用的 OpenCV 截图工具，OpenCV（Open Source Computer Vision Library，开源计算机视觉库）是一个基于 BSD 许可（开源）发行的跨平台计算机视觉库，可以运行在 Linux、Windows、Android 和 Mac OS 操作系统上。它轻量级而且高效——由一系列 C 函数和少量 C++ 类构成，同时提供了 Python、Ruby、MATLAB 等语言的接口，实现了图像处理和计算机视觉方面的很多通用算法。

本实施例中，目标正样本图像所携带的第二标注信息包括当前图像标识、来源图像标识、第一人脸标识和第二模糊标识。例如，基于第一标注信息为 {T001, P001, 1, 0} 的原始正样本图像所获取的目标正样本图像的第二标注信息为 {M001, T001, 1, 1}，即当前图像标识为 M001 的图像是从来源标识为 T001 的来源图像中获取的包含人脸的较模糊的图像，此处的来源标识为 T001 的来源图像是指当前图像标识为 T001 的原始正样本图像。可以理解地，原始正样本图像的第一标注信息中的当前图像标识 T001 与目标正样本图像的第二标注信息中的来源图像标识 T001 相匹配，说明目标正样本图像是基于较清晰的原始正样本图像进行模糊处理之后获取的图像。

相应地，目标负样本图像所携带的第二标注信息包括当前图像标识、来源图像标识、第二人脸标识和第二模糊标识。例如，基于第一标注信息为 {T002, P002, 0, 0} 的原始负样本图像所获取的目标负样本图像的第二标注信息为 {M002, T002, 0, 1}，即当前图像标识为 M002 的图像是从来源标识为 T002 的来源图像中获取的包含人脸的较模糊的图像，此处的来源标识为 T002 的来源图像是指当前图像标识为 T002 的原始负样本图像。可以理解地，原始负样本图像的第一标注信息中的当前图像标识 T002 与目标负样本图像的第二标注信息中的来源图像标识 T002 相匹配，说明目标负样本图像是基于较清晰的原始负样本图像进行模糊处理之后获取的图像。

S204：将人脸标识不相同的目标正样本图像和目标负样本图像输入到 MB-FCN 模型进行模型训练，获取目标 MB-FCN 检测器。

其中，目标 MB-FCN（Multi-branch fully convolutional network，多分支全卷积网络）检测器是用于识别较模糊的图像是否为人脸图像的检测器，以便后续利用该目标 MB-FCN 检测器从待识别图像中识别较小或较模糊的人脸。由于目标 MB-FCN 检测器是用于识别较模糊的图像是否为人脸图像的检测器，为了训练该检测器，需要采用较模糊的包含人脸和不包含人脸的图像进行训练，所以需将携带第一人脸标识和第二模糊标识的目标正样本图像（即包含人脸的较模糊的图像）作为目标 MB-FCN 检测器的正样本，将携带第二人脸标识和第二模糊标识的目标负样本图像（即不包含人脸的较模糊的图像）作为目标 MB-FCN 检测器的负样本。

与常用 CNN 分类模型所使用的网络在卷积层之后连接全连接层，将原来的二维的矩阵压缩成维的输出向量（即分类标签）相比，FCN（fully convolutional network，全卷积网络）可以接受任意尺寸的输入图像，采用反卷积层对最后一个卷积层的 feature map 进行上采样，使它恢复到输入图像相同的尺寸，从而可以对每个像素都产生了一个预测，同时保留了原始输入图像中的空间信息，最后在上采样的特征图上进行逐像素分类。FCN 将 CNN 的全连接层变成卷积层，使得整个网络变成了只有卷积层和池化层的网络，于是网络就称之为全卷积网络。FCN 一般是用来对图像进行语义分割的，于是就需要对图

像上的各个像素进行分类,这就需要有一个上采样将最后得到的输出上采样到原图的大小,从而支持语义分割,使得基于 FCN 检测器相比于 CNN 检测器,其识别准确率较高且识别效率较快。

为了进一步提高检测器的识别准确率和识别效率,本实施例中采用 MB-FCN (Multi-branch fully convolutional network,多分支全卷积网络)模型代替 FCN 模型进行训练,以获取目标 MB-FCN 检测器。MB-FCN 可以使用不同尺度的特征提取器提取更丰富的特征,相比 FCN 提取的特征的表征效果更好,有助于模型的识别准确率较高。而且,MB-FCN 考虑设计过程中的效率和有效性,只需一次通过骨干网络即可处理所有比例范围的面部特征,与 FCN 需经过多次传递的方法相比,MB-FCN 节省了计算,因此更有效,使得模型的识别效率较快。

S205: 将第一标注信息中的当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标识相匹配的原始正样本图像和目标正样本图像作为一组目标训练数据。

目标训练数据是用于训练 GAN 模型的训练数据。本实施例中,原始正样本图像所携带的第一标注信息包括当前图像标识、来源图像标识、第一人脸标识和第一模糊标识,即该原始正样本图像是较清晰的包含人脸的图像。而目标正样本图像所携带的第二标注信息包括当前图像标识、来源图像标识、第一人脸标识和第二模糊标识,即该目标正样本图像是较模糊的包含人脸的图像。若原始正样本图像所携带的第一标注信息中的当前图像标识与目标正样本图像所携带的第二标注信息中的来源图像标识相匹配,则说明目标正样本图像是基于较清晰的原始正样本图像进行模糊处理之后获取的图像。

本实施例中将第一标注信息中的当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标识相匹配的原始正样本图像和目标正样本图像作为一组目标训练数据,使得每一组目标训练数据中的原始正样本图像和目标正样本图像是基于同一人脸图像的清晰度不同的两张图像,以便后续 GAN 模型训练过程中,可以利用较清晰的原始正样本图像对较模糊的目标正样本图像进行验证,以更新 GAN 模型中的模型参数。

S206: 将目标训练数据输入到 GAN 模型进行模型训练,获取目标 GAN 模型,目标 GAN 模型中的生成网络为基于超分辨率重构技术形成的生成网络。

其中,生成式对抗网络(Generative Adversarial Networks,简称为 GAN)是一种深度学习模型,是一种无监督学习的网络。生成对抗网络(GAN)框架包括两个子网络,一个是生成网络(Generative),另一个是判别网络(Discriminative),通过生成网络和判别网络互相博弈学习产生相当好的输出。本实施例中,在 GAN 模型的生成网络中,使用超分辨率重构(Super Resolution Reconstruction,以下简称 SPN)技术,将小面目采样到精细尺度以找到更微小的面;相应地,在判别网络中,采用损失函数,通过该损失函数强制判别网络区分图像中是否包含人脸,即区分人脸或非人脸。

具体地,服务器将每一组目标训练数据输入到 GAN 模型进行模型训练,即将相同内容的较清晰的原始正样本数据和较模糊的目标正样本图像输入到 GAN 模型进行训练。在 GAN 模型训练过程中,采用基于超分辨率重构技术形成的生成网络对较模糊的目标正样本图像进行重构,再将所生成的图像与原始正样本图像输入到 GAN 的判别网络进行处理,利用判别网络的输出值进行迭代更新,从而更新 GAN 模型的生成网络和判别网络对应的模型参数,从而获取目标 GAN 模型,以保证目标 GAN 模型将较小或较模糊的低分辨率图像,重构成较清晰的超分辨率图像,以便利用超分辨率图像进行人脸识别,从而保障人脸识别的准确率和效率。

在一具体实施方式中,服务器统计目标训练数据对应的目标数量,若目标数量大于数量阈值,则将目标训练数据划分至少两个目标批次的目标训练数据,使得每一目标批次的目标训练数据的目标数量小于数量阈值。然后,再将目标训练数据分批输入 GAN 模型进行模型训练,并采用小批梯度下降算法更新 GAN 模型中的模型参数,以获取目标 GAN 模型。这种将目标训练数据分批次进行 GAN 模型训练的过程,可以避免目标训练数据的样本集过大,且系统 GPU 的显存有限时,影响 GAN 模型训练的效率 and 准确率。

其中,小批量梯度下降(Mini-batch Gradient Descent,简称 MBGD)算法是在更新模型参数时,将训练过程中产生的误差按预设批次分批累加,得到若干批次对应的累加误差,并采用该若干批次对应的累加误差进行模型参数更新的处理方法。在对神经网络中的权值和偏移量等模型参数进行调整时需要求出损失函数的极小值,本实施例中可采用后向传播算法计算损失函数的极小值。后向传播算法(Back Propagation,简称 BP 算法)是神经网络学习中一种训练与学习方法,用来调整神经网络中各个节点之

间的权值和偏移量。

本实施例所提供的识别模型训练方法中，对携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像进行下采样处理和图像截取操作，以获取携带第二标注信息的目标正样本图像和目标负样本图像，以使原始正样本图像与目标正样本图像之间具有关联关系，有助于保障后续模型训练的实现。采用人脸标识不相同且模糊标识均为第二模糊标识的目标正样本图像和目标负样本图像进行 MB-FCN 模型训练，以使训练所得的目标 MB-FCN 模型可快速且准确地较模糊的图像中的人脸图像。将第一标注信息中的当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标识相匹配的原始正样本图像和目标正样本图像作为一组目标训练数据，利用该目标训练数据进行 GAN 模型训练，以更新基于超分辨率重构技术形成的生成网络和判别网络中的模型参数，使得生成的目标 GAN 模型可以将较小或较模糊的低分辨率图像，重构成较清晰的超分辨率图像，以便利用超分辨率图像进行人脸识别，从而保障人脸识别的准确率和效率。

在一实施例中，如图 3 所示，步骤 S201，即获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像，具体包括如下步骤：

S301：从图像数据库中获取包括人脸的训练样本图像。

其中，图像数据库是用于存储包含人脸的训练样本图像的数据库。该图像数据库可以是系统本地数据库，即与服务器相连的本地数据库，以使服务器可快速获取到相应的包含人脸的训练样本图像。或者，该图像数据库还可以是网络图像库，即互联网上用于存储图像信息的数据库，如百度图像库。训练样本图像是用于进行模型训练的未经处理的图像。

在一具体实施方式中，若图像数据库为网络图像库时，服务器需采用爬虫工具从网络图像库中抓取包含人脸的训练样本图像。其中，爬虫工具是指网络爬虫（又被称为网页蜘蛛或网络机器人），是一种按照一定的规则，自动地抓取万维网信息的程序或者脚本。该爬虫工具包括但不限于 Python 爬虫工具。即爬虫工具是用于从互联网中爬取满足特定条件的图像的工具，该特定条件可以设定为包含人脸。

具体地，服务器采用爬虫工具执行爬虫文件，从网络图像库中爬取符合爬虫文件设置的数据爬取条件的训练样本图像。其中，该爬虫文件包括但不限于目标 URL 和搜索关键词这两个数据爬取条件。该目标 URL 是该爬虫文件中用于限定所需爬取图像所在的网络图像库的目标网站的 URL，该 URL（Uniform Resource Locator 的简称，即统一资源定位符）是对可以从互联网上得到的资源的位置和访问方法的一种简洁的表示，是互联网上标准资源的地址，即网络图像库的 URL 地址。搜索关键词是指该爬虫文件中用于限定该爬虫文件所需爬取图像的共同特性的关键词，具体可以设置为人脸。

S302：采用模糊检测算法对训练样本图像进行模糊检测，获取训练样本对应的模糊度。

由于识别模型训练过程中，需采用较清晰图像对识别模型训练过程中的模糊图像进行校验，而原始正样本图像和原始负样本图像均为较清晰的样本图像，因此，需要预先检测训练样本图像的模糊度，以便基于该模糊度对训练样本图像进行过滤，以获取可进行模型训练的有效样本图像。可以理解地，模糊检测算法是用于检测图像的模糊度的算法，该模糊检测算法可以采用现有技术中常用的检测算法。

S303：基于训练样本图像的模糊度，确定有效样本图像。

具体地，服务器基于训练样本图像的模糊度与系统预先设置的模糊阈值进行比较；若训练样本图像的模糊度小于模糊阈值，则将该训练样本图像确定为有效样本图像；若训练样本图像的模糊度不小于模糊阈值，则不将训练样本图像作为有效样本图像，从而达到过滤较模糊的训练样本图像的目的，以使最终确定的有效样本图像的清晰度均达到预先设置的标准，有助于保障后续识别模型训练的准确率。其中，模糊阈值是预先设置的用于评估图像的模糊度是否达到预设标准的阈值。有效样本图像是模糊度小于模糊阈值的训练样本图像，是可以作为后续图像截取的来源图像。

S304：采用人脸检测算法对有效样本图像进行人脸检测，获取人脸区域大小。

其中，人脸检测算法是用于识别图像中是否包含人脸的算法，本实施例中可以采用行业通用的人脸检测算法。具体地，服务器采用人脸检测算法对有效样本图像进行人脸检测，以识别人脸外接矩形框中的人脸区域，并根据该人脸外接矩形框确定人脸区域大小。该人脸外接矩形框是采用人脸检测算法检测出图像中包含人脸区域的矩形框。可以理解地，该人脸外接矩形框是虚拟人脸框，用于框选出人脸检测算法识别出的人脸区域，该人脸外接矩形框的大小随着人脸区域的大小自主调整。可以理解地，人脸

区域大小可以由人脸外接矩形框的长和高确定。

S305: 若人脸区域大小大于预设区域大小, 则从有效样本图像中截取标准区域大小对应的原始正样本图像和原始负样本图像。

其中, 预设区域大小是预先设置的可以截取作为原始正样本图像的最小的区域大小。标准区域大小是用于截取原始正样本图像和原始负样本图像的的区域大小。该预设区域大小可以与标准区域大小相同, 也可以小于标准区域大小。

由于步骤 S304 中采用人脸检测算法对有效样本图像进行检测时, 采用人脸外接矩形框选出所有包含人脸的人脸区域, 若人脸外接矩形框选出的人脸区域对应的人脸区域大小较小, 则说明其为小脸图像, 若将该小脸图像截取作为原始正样本图像进行后续的训练模型训练时, 由于基于小脸图像截取的原始正样本图像的清晰度不够, 无法作为经过下采样和缩略图截取之后的目标正样本图像的验证图像, 影响识别模型训练的准确率。因此, 服务器在采用人脸检测算法对有效样本图像进行人脸检测, 获取每一人脸区域对应的人脸区域大小之后, 需将该人脸区域大小与预设区域大小进行比较; 若人脸区域大小大于预设区域大小, 则从有效样本图像中截取标准区域大小对应的原始正样本图像和原始负样本图像, 以保证所截取出的原始正样本图像和原始负样本图像的清晰度, 从而确保训练所得的识别模型的准确率; 若人脸区域大小不大于预设区域大小, 则无需有效样本图像中截取原始正样本图像和原始负样本图像。

可以理解地, 从有效样本图像中截取标准区域大小对应的原始正样本图像和原始负样本图像, 可使最终获取的原始正样本图像和原始负样本图像的大小一致, 以避免识别模型训练过程中因样本图像的大小不一致所引起的干扰, 从而保障识别模型训练的准确率和训练效率。

本实施例中的从有效样本图像中截取标准区域大小对应的原始正样本图像和原始负样本图像, 具体包括: 服务器采用 OpenCV 工具对有效样本图像中的人脸区域和非人脸区域进行截图, 获取与标准区域大小相对应的原始正样本图像和原始负样本图像。本实施例中, 服务器通过 OpenCV 工具对有效样本图像中的人脸区域和非人脸区域的 4 个角的坐标进行截图处理, 以获取相应的原始正样本图像和原始负样本图像, 通过 OpenCV 工具进行截图处理, 其计算简单、运算效率较高且性能较稳定。

S306: 对原始正样本图像和原始负样本图像进行标注, 获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像。

具体地, 服务器在获取原始正样本图像和原始负样本图像之后, 需采用预设标注规则对原始正样本图像和原始负样本图像进行标注, 以获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像。其中, 原始正样本图像所携带的第一标注信息包括当前图像标识、来源图像标识、第一人脸标识和第一模糊标识。原始负样本图像所携带的第二标注信息包括当前图像标识、来源图像标识、第二人脸标识和第一模糊标识。

本实施例所提供的识别模型训练方法中, 先对训练样本图像进行模糊检测, 以便基于训练样本图像的模糊度进行过滤, 以获取模糊度达到标准的有效样本图像, 从而保障基于有效样本图像获取原始正样本图像和原始负样本图像的清晰度, 以保障训练所得的识别模型的识别准确度。然后, 在有效样本图像中的人脸区域大小大于预设区域大小时, 从有效样本图像中截取原始正样本图像和原始负样本图像, 以保证所截取出的原始正样本图像和原始负样本图像的清晰度, 从而确保训练所得的识别模型的准确。

在一实施例中, 如图 4 所示, 步骤 S302, 即采用模糊检测算法对训练样本图像进行模糊检测, 获取训练样本图像对应的模糊度, 具体包括如下步骤:

S401: 采用拉普拉斯算子对训练样本图像进行锐化处理, 获取锐化图像和锐化图像的像素灰度值。

其中, 拉普拉斯算子 (Laplacian operator) 是一种二阶微分算子, 适用于改善因为光线的漫反射造成的图像模糊。其原理是, 在摄像记录图像的过程中, 光点将光漫反射到其周围区域, 这种由于光漫反射造成了图像一定程度的模糊, 其模糊程度相对与正常情形下拍摄的图像来说, 往往是拉普拉斯算子的常数倍。本实施例中, 采用拉普拉斯算子对训练样本图像进行锐化处理, 获取锐化图像, 具体包括: 采用拉普拉斯算子对训练样本图像进行处理, 获取描述灰度突变的拉普拉斯图像, 再将拉普拉斯图像与训练样本图像叠加从而获取锐化图像。在获取锐化图像之后, 获取锐化图像中每一像素点的 RGB 值, 并对 RGB 值进行处理, 以获取锐化图像对应的像素灰度值。

S402: 对锐化图像的像素灰度值进行方差计算, 获取锐化图像对应的目标方差值, 将目标方差值确定为训练样本图像对应的模糊度。

本实施例中, 对锐化图像的像素灰度值进行方差计算, 以获取其目标方差值, 该目标方差值可以理解为锐化图像的模糊度。具体地, 对锐化图像的像素灰度值进行方差计算具体包括: 计算锐化图像中每个像素点的像素灰度值减去锐化图像的平均灰度值的平方和, 再将该平方和除以像素点数量, 即可获取可反映锐化图像模糊度的目标方差值。本实施例中, 目标方差值越小, 说明锐化图像中各像素点的像素灰度值越接近平均灰度值, 则锐化图像中各像素点的像素灰度值之间差距不明显, 使得图像边缘不清楚, 因此, 目标方差值越小, 其锐化图像越模糊。

本实施例所提供的识别模型训练方法中, 先采用拉普拉斯算子对原始图像进行锐化处理, 以获取细节比训练样本图像更清晰的锐化图像, 从而提高图像的清晰度。然后, 通过计算锐化图像的目标方差值, 以体现该锐化图像的各像素点的像素灰度值之间的差异性。将锐化图像的目标方差值作为训练样本图像的模糊度, 以便依据该模糊度与预设阈值的比较结果, 从而达到对训练样本图像进行模糊过滤, 以达到获取较清晰的训练样本图像的目的。

在一实施例中, 如图 5 所示, 步骤 S204, 即将人脸标识不相同的目标正样本图像和目标负样本图像输入到 MB-FCN 模型进行模型训练, 获取目标 MB-FCN 检测器, 具体包括如下步骤:

S501: 基于正负样本分配比例, 将携带第一人脸标识的目标正样本图像和携带第二人脸标识的目标负样本图像作为模型训练数据。

其中, 正负样本分配比例是系统预先设置的用于分配正样本和负样本的比例。该正负样本比例的设置, 是为了避免模型训练过程中出现过拟合现象。例如, 本实施例中的正负样本比例可以设置为等比例, 即正样本数量: 负样本数量=1: 1, 也可以设置为其他不超过比例范围阈值的值。该比例范围阈值是可能引起模型训练过拟合的比例范围。

具体地, 服务器基于正负样本分配比例, 获取相应的携带第一人脸标识的目标正样本图像和携带第二人脸标识的目标负样本图像, 将目标正样本图像和目标负样本图像作为模型训练数据, 以便进行后续的 MB-FCN 模型训练。可以理解地, 该模型训练数据是较模糊的包含人脸的目标正样本图像和不包含人脸的目标负样本图像。

S502: 基于训练测试分配比例, 将模型训练数据划分为训练集和测试集。

其中, 训练测试分配比例是系统预先设置的用于划分训练集和测试集的比例。该训练集是用于训练 MB-FCN 模型的模型训练数据的集合, 该测试集是用于测试训练所得的 MB-FCN 模型的准确率是否达标的模型训练数据的集合。例如, 该训练测试分配比例可以设置为训练集中的图像数量: 测试集中的图像数量=9: 1。

S503: 将训练集中的模型训练数据输入到 MB-FCN 模型进行模型训练, 获取原始 MB-FCN 检测器。

具体地, 服务器将训练集中携带第一人脸标识的目标正样本图像和携带第二人脸标识的目标负样本图像等模型训练数据输入 MB-FCN 模型进行模型训练, 在模型训练过程中, 根据每一模型训练数据对应的识别结果与预先携带的第一人脸标识或者第二人脸标识进行误差计算, 基于该误差更新模型的损失函数, 以便基于该损失函数更新 MB-FCN 模型中的模型参数, 从而获取原始 MB-FCN 检测器。

S504: 采用测试集中的模型训练数据对原始 MB-FCN 检测器进行测试, 获取测试准确率。

具体地, 服务器将测试集中的每一模型训练数据输入到原始 MB-FCN 检测器进行测试, 获取该模型训练数据对应的测试结果; 若测试结果与模型训练数据对应的人脸标识相匹配, 则该模型训练数据测试成功; 反之, 若测试结果与模型训练数据对应的人脸标识不相匹配, 则该模型训练数据测试失败。接着, 服务器统计测试集中所有测试成功对应的模型训练数据对应的数量为第一数量, 并统计测试集中所有模型训练数据对应的数量为第二数量; 基于第一数量与第二数量的商, 获取原始 MB-FCN 检测器的测试准确率。

S505: 若测试准确率大于准确率阈值, 则将原始 MB-FCN 检测器确定为目标 MB-FCN 检测器。

其中, 准确率阈值是系统预先设置的用于评估模型准确率是否达标的阈值。具体地, 服务器将原始 MB-FCN 检测器的测试准确率与准确率阈值进行比较; 若该测试准确率大于准确率阈值, 则将原始

MB-FCN 检测器确定为目标 MB-FCN 检测器；若该测试准确率不大于准确率阈值，则需要重新获取模型训练数据，以进行模型训练。

本实施例所提供的识别模型训练方法中，基于正负样本分配比例获取相应的模型训练数据，避免最终训练所得的目标 MB-FCN 检测器过拟合而影响识别准确性。在基于训练集中的模型训练数据训练原始 MB-FCN 检测器，再采用测试集中的模型训练数据进行测试，以确定其测试准确率，在测试准确率大于准确率阈值时，将原始 MB-FCN 检测器确定为目标 MB-FCN 检测器，以使后续利用该目标 MB-FCN 检测器从待识别图像中识别出较小或较模糊的人脸图像，以保证较小或较模糊的人脸图像的识别准确率。

在一实施例中，如图 6 所示，步骤 S206，即将目标训练数据输入到 GAN 模型进行模型训练，获取目标 GAN 模型，具体包括如下步骤：

S601：将目标训练数据中的目标正样本图像输入 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络进行处理，获取训练生成图像。

本实施例中，GAN 模型中的生成网络具体采用基于超分辨率重构技术形成的生成网络。具体地，该生成网络可以采用 DenseNet 框架，包括卷积层、N 个 DenseBlock（密度块）和全连接层，每个 DenseBlock（密度块）中设置可实现超分辨率重构的上采样子网和细化子网。其中，上采样子网可是粗粒度地把图像的分辨率放大几倍，即通过上采样操作将图像的分辨率放大几倍。细化子网是通过细粒度处理分辨率放大几倍的细节，其中，细化子网中具体采用反卷积方法进行处理。由于传统的卷积神经网络中，若存在 L 层，则需要有 L 个连接，由在 DenseNet 框架中，会有 $L(L+1)/2$ 个连接。即在 DenseNet 框架，每一层的输入均来自前面所有层的输出，这种连接方式使得网络更窄、参数更小，且特征和梯度的传递更加有效，网络也就更加容易训练。

具体地，服务器将目标训练数据中分辨率较低的较模糊的目标正样本图像输入到 GAN 模型的生成网络中，在该 GAN 模型的生成网络中，采用基于超分辨率重构技术对目标正样本图像进行重构处理，即通过 N 个 DenseBlock（密度块）中的上采样子网和细化子网进行迭代处理，以获取重构后的超分辨率的训练生成图像，以便基于该训练生成图像更新 GAN 模型的模型参数。

S602：将目标训练数据中的原始正样本图像和训练生成图像输入 GAN 模型中的判别网络进行处理，获取目标损失值。

具体地，服务器将一组目标训练数据中较清晰的原始正样本图像和基于较模糊的目标正样本图像进行超分辨率重构形成的训练生成图像一起输入到 GAN 模型中的判别网络中进行处理，以将该原始正样本图像作为重构的超分辨率的训练生成图像的参照物，获取原始正样本图像与训练生成图像之间的目标损失值。

S603：若目标损失值大于预设损失值，则基于目标损失值更新损失函数，基于更新后的损失函数更新生成网络和判别网络中的模型参数，重复执行将目标训练数据中的目标正样本图像输入 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络进行处理，获取训练生成图像。

S604：若目标损失值不大于预设损失值，则模型收敛，获取目标 GAN 模型。

其中，预设损失值是系统预先设置的用于评估模型收敛时对应的最小的损失值。本实施例中，服务器将目标损失值与预设损失值进行比较；若目标损失值大于预设损失值，则说明 GAN 模型未收敛达到预设标准，此时，需基于目标损失值更新损失函数，基于更新后的损失函数更新生成网络和判别网络中的模型参数，重复执行上述步骤 S601-S602，直至迭代计算之后的目标损失值不大于预设损失值，获取模型收敛达到预设标准的目标 GAN 模型，以使基于目标 GAN 模型中的生成网络重构出的超分辨率图像的准确率较高，识别效率较快。本实施例中，生成网络的模型参数包括生成网络的权值和偏移值，而判别网络中的模型参数包括判别网络的权值和偏移值。

本实施例所提供的识别模型训练方法中，将较模糊的目标正样本图像输入到基于超分辨率重构技术形成的生成网络进行处理，获取较清晰的超分辨率的训练生成图像；再将该训练生成图像与同一人脸对应的原始正样本图像输入到判别网络进行处理，根据目标损失值更新模型参数，直至模型收敛，获取目标 GAN 模型，以使该目标 GAN 模型重构出的超分辨率图像的准确率较高且效率较快。

进一步地，步骤 S205 中还可以将第一标注信息中的当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标

识相匹配的原始负样本图像和目标负样本图像作为一组目标训练数据。可以理解地，负样本图像对应的目标训练数据的获取过程与正样本图像对应的目标训练数据的获取过程相同，为避免重复，此处不一一赘述。相应地，步骤 S601 中，还可以将目标训练数据中的目标负样本图像输入 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络进行处理，获取训练生成图像。

此时，该 GAN 模型的判别网络采用两个平行的全连接层（Fully connected layer，简称 FC 层），在第一个全连接层中用于区分自然真实图像（即原始正样本图像或原始负样本图像）和生成的超分辨率图像（即训练生成图像）；在第二个全连接层中用于对包含人脸的图像和不包含人脸的图像进行识别，以使最终训练所得的目标 GAN 模型不仅可以重构出超分辨率图像，还可以识别图像中的人脸，保障目标 GAN 模型进行超分辨率图像重构和人脸识别的效率。

本申请实施例还提供的图像识别方法，该图像识别方法可应用如图 1 所示的应用环境中。具体地，该识别模型训练方法应用在图像识别系统中，该图像识别系统包括如图 1 所示的客户端和服务端，客户端与服务端通过网络进行通信，用于利用上述实施例训练所得的识别模型，对待处理图像进行识别，以便准确识别出较小或者较模糊的人脸图像，从而确定该人脸图像是否为目标人脸的图像。

如图 7 所示，本实施例提供一种图像识别方法，以该图像识别方法应用在图 1 所示的服务器为例，该图像识别方法包括如下步骤：

S701：获取待识别图像，采用目标 MB-FCN 检测器对待识别图像进行人脸检测和图像截取，获取目标人脸图像。

其中，目标 MB-FCN 检测器为上述实施例中基于目标正样本图像和目标负样本图像训练所得的检测器。待识别图像是需要进行识别，以确定是否为目标人员的图像。该目标人员为需要进行搜索的人员，包括但不限于犯罪嫌疑人、失踪人员或者其他需要进行搜索的人员。

目标人脸图像是采用目标 MB-FCN 检测器检测待识别图像，以检测出待识别图像中的至少一个人脸区域，并采用截图工具对至少一个人脸区域进行截图后获取的人脸图像。由于 MB-FCN 检测器采用较模糊的目标正样本图像和较模糊的目标负样本图像进行模型训练后获取的用于识别是否为人脸图像的检测器，其可以对较模糊的待识别图像进行识别，以确定较模糊的待识别图像中是否包含人脸对应的人脸区域，以使服务器可采用截图工具从人脸区域中截取包含人脸的目标人脸图像。

S702：采用目标 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络，对目标人脸图像进行生成处理，获取目标生成图像。

其中，目标 GAN 模型是上述实施例中采用目标训练数据进行模型训练所获得的模型，该目标 GAN 模型中的生成网络为基于超分辨率重构技术形成的生成网络，可将较模糊的低分辨率图像重构形成较清晰的超分辨率图像，重构过程准确率较高且效率较快。

具体地，服务器将目标人脸图像输入到目标 GAN 模型中，利用目标 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络对目标人脸图像进行生成处理，以获取超分辨率的目标生成图像，以便利用该目标生成图像进行后续人脸图像识别，以提高识别准确率和识别效率。即目标生成图像是将较低分辨率的目标人脸图像输入到目标 GAN 模型中，利用基于超分辨率重构技术形成的生成网络，重构出较清晰的超分辨率图像。

S703：将目标生成图像与目标图像库中的目标人员图像进行特征相似度计算，获取特征相似度。

其中，目标图像库是用于存储目标人员图像对应的数据库。目标人员图像是指所需追踪的目标人员的图像。具体地，服务器采用人脸相似度检测算法对目标生成图像与目标图像库中的每一目标人员图像进行特征相似度计算，获取计算所得的特征相似度。例如，服务器可以对目标生成图像与每一目标人员图像进行特征提取，获取相应的生成图像特征和人员图像特征，再采用特征距离算法（包括但不限于欧式距离算法或者余弦相似度算法）对生成图像特征和人员图像特征进行计算，以获取相应的特征相似度。

S704：若特征相似度大于相似度阈值，则获取将目标人脸图像对应的人员确定为目标人员的检测结果。

其中，相似度阈值是系统预先设置的用于评估为同一人员时相似度所需达到的阈值。服务器在获

取目标生成图像与每一目标人员图像的特征相似度之后,将该特征相似度与相似度阈值进行比较。若特征相似度大于相似度阈值,说明该待识别图像中的目标人脸图像与目标图像库中的目标人员图像有较大可能为同一人员,因此,可获取目标人员图像对应的人员为目标人员的检测结果。相应地,若特征相似度不大于相似度阈值,则说明该目标人脸图像不为目标人员的图像。

本实施例所提供的图像识别方法,可应用在犯罪嫌疑人追踪、失踪人员搜索或者其他需要进行人员搜索的场景。该方法可从监控设备或者个人随机拍摄的低分辨率的待处理图像中,先采用目标 MB-FCN 模型进行人脸检测和图像截取,以获取包含人脸的目标人脸图像,有助于减少后续图像重构和图像识别的数据量,提高识别效率。接着,采用目标 GAN 模型的基于超分辨率重构技术形成的生成网络对目标人脸图像进行处理,以获取超分辨率的较清晰的目标生成图像,以使后续基于该目标生成图像进行识别时,识别准确率较高且识别效率较快。最后,利用目标生成图像与目标人员图像计算出的特征相似度和相似度阈值比较,以获取目标人脸图像对应的人员是否为目标人员的检测结果,从而实现对目标人员的快速追踪。

应理解,上述实施例中各步骤的序号的大小并不意味着执行顺序的先后,各过程的执行顺序应以其功能和内在逻辑确定,而不应对本申请实施例的实施过程构成任何限定。

在一实施例中,提供一种识别模型训练装置,该识别模型训练装置与上述实施例中识别模型训练方法一一对应。如图 8 所示,该识别模型训练装置包括原始样本图像获取模块 801、样本缩略图获取模块 802、目标样本图像获取模块 803、目标检测器获取模块 804、目标训练数据获取模块 805 和目标 GAN 模型获取模块 806。各功能模块详细说明如下:

原始样本图像获取模块 801,用于获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像,第一标注信息包括当前图像标识、人脸标识和第一模糊标识。

样本缩略图获取模块 802,用于对原始正样本图像和原始负样本图像进行进行下采样处理,分别获取对应的正样本缩略图和负样本缩略图。

目标样本图像获取模块 803,用于采用截图工具对正样本缩略图和负样本缩略图进行截图处理,获取携带第二标注信息的目标正样本图像和目标负样本图像,第二标注信息包括来源图像标识、人脸标识和第二模糊标识。

目标检测器获取模块 804,用于将人脸标识不相同的目标正样本图像和目标负样本图像输入到 MB-FCN 模型进行模型训练,获取目标 MB-FCN 检测器。

目标训练数据获取模块 805,用于将第一标注信息中的当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标识相匹配的原始正样本图像和目标正样本图像作为一组目标训练数据。

目标 GAN 模型获取模块 806,用于将目标训练数据输入到 GAN 模型进行模型训练,获取目标 GAN 模型,目标 GAN 模型中的生成网络为基于超分辨率重构技术形成的生成网络。

优选地,原始样本图像获取模块 801,包括:

训练样本图像获取单元,用于从图像数据库中获取包括人脸的训练样本图像。

模糊度获取单元,用于采用模糊检测算法对训练样本图像进行模糊检测,获取训练样本对应的模糊度。

有效样本图像确定单元,用于基于训练样本图像的模糊度,确定有效样本图像。

人脸区域大小获取单元,用于采用人脸检测算法对有效样本图像进行人脸检测,获取人脸区域大小。

原始样本图像截取单元,用于若人脸区域大小大于预设区域大小,则从有效样本图像中截取标准区域大小对应的原始正样本图像和原始负样本图像。

原始样本图像标注单元,用于对原始正样本图像和原始负样本图像进行标注,获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像。

优选地,模糊度获取单元,包括:

灰度灰度值获取子单元,用于采用拉普拉斯算子对训练样本图像进行锐化处理,获取锐化图像和锐化图像的像素灰度值。

模糊度确定子单元,用于对锐化图像的像素灰度值进行方差计算,获取锐化图像对应的目标方差值,将目标方差值确定为训练样本图像对应的模糊度。

优选地,目标检测器获取模块 804,包括:

模型训练数据获取单元,用于基于正负样本分配比例,将携带第一人脸标识的目标正样本图像和携带第二人脸标识的目标负样本图像作为模型训练数据。

模型训练数据划分单元,用于基于训练测试分配比例,将模型训练数据划分为训练集和测试集。

原始检测器获取单元,用于将训练集中的模型训练数据输入到 MB-FCN 模型进行模型训练,获取原始 MB-FCN 检测器。

测试准确率获取单元,用于采用测试集中的模型训练数据对原始 MB-FCN 检测器进行测试,获取测试准确率。

目标检测器确定单元,用于若测试准确率大于准确率阈值,则将原始 MB-FCN 检测器确定为目标 MB-FCN 检测器。

优选地,目标 GAN 模型获取模块 806,包括:

训练生成图像获取单元,用于将目标训练数据中的目标正样本图像输入 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络进行处理,获取训练生成图像。

目标损失值获取单元,用于将目标训练数据中的原始正样本图像和训练生成图像输入 GAN 模型中的判别网络进行处理,获取目标损失值。

模型参数更新单元,用于若目标损失值大于预设损失值,则基于目标损失值更新损失函数,基于更新后的损失函数更新生成网络和判别网络中的模型参数,重复执行将目标训练数据中的目标正样本图像输入 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络进行处理,获取训练生成图像。

目标 GAN 模型获取单元,用于若目标损失值不大于预设损失值,则模型收敛,获取目标 GAN 模型。

在一实施例中,提供一种图像识别装置,该图像识别装置与上述实施例中图像识别方法一一对应。如图 9 所示,该图像识别装置包括目标人脸图像获取模块 901、目标生成图像获取模块 902、特征相似度获取模块 903 和检测结果获取模块 904。各功能模块详细说明如下:

目标人脸图像获取模块 901,用于获取待识别图像,采用上述目标 MB-FCN 检测器对待识别图像进行人脸检测和图像截取,获取目标人脸图像。

目标生成图像获取模块 902,用于采用上述目标 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络,对目标人脸图像进行生成处理,获取目标生成图像。

特征相似度获取模块 903,用于将目标生成图像与目标图像库中的目标人员图像进行特征相似度计算,获取特征相似度。

检测结果获取模块 904,用于若特征相似度大于相似度阈值,则获取将目标人脸图像对应的人员确定为目标人员的检测结果。

关于识别模型训练装置的具体限定可以参见上文中对于识别模型训练方法的限定,在此不再赘述。关于图像识别装置的具体限定可以参见上文中对于图像识别方法的限定,在此不再赘述。上述识别模型训练装置或者图像识别装置中的各个模块可全部或部分通过软件、硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中,也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中,以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

在一个实施例中,提供了一种计算机设备,该计算机设备可以是服务器,其内部结构图可以如图 10 所示。该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、存储器、网络接口和数据库。其中,该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力。该计算机设备的存储器包括非易失性存储介质、内存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统、计算机可读指令和数据库。该内存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机可读指令的运行提供环境。该计算机设备的数据库用于存储执行上述识别模型训练方法或者图像识别方法过程中采用或生成的数据。该计算机设备的网络接口用于与外部的终端通过网络连接通信。该计算机可读指令被处理器执行时以实现一种识别模型训练方法或者图像识别方法。

在一个实施例中,提供了一种计算机设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器

上运行的计算机可读指令，处理器执行计算机可读指令时实现上述实施例中识别模型训练方法的步骤，例如图 2 至图 6 所示的步骤。或者，处理器执行计算机可读指令时实现识别模型训练装置这一实施例中的各模块/单元的功能，例如图 8 所示原始样本图像获取模块 801、样本缩略图获取模块 802、目标样本图像获取模块 803、目标检测器获取模块 804、目标训练数据获取模块 805 和目标 GAN 模型获取模块 806 的功能。

在一个实施例中，提供了一种计算机设备，包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机可读指令，处理器执行计算机可读指令时实现上述实施例中图像识别方法的步骤，如图 7 所示的步骤。或者，处理器执行计算机可读指令时实现图像识别装置这一实施例中的各模块/单元的功能，例如图 9 所示的目标人脸图像获取模块 901、目标生成图像获取模块 902、特征相似度获取模块 903 和检测结果获取模块 904 的功能。为避免重复，这里不再赘述。

在一实施例中，提供一个或多个存储有计算机可读指令的可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机可读指令，所述计算机可读指令被一个或多个处理器执行时，使得所述一个或多个处理器执行时实现上述实施例中识别模型训练方法的步骤，例如图 2 至图 6 所示的步骤。或者，该计算机可读指令被处理器执行时实现上述识别模型训练装置这一实施例中的各模块/单元的功能，例如图 8 所示原始样本图像获取模块 801、样本缩略图获取模块 802、目标样本图像获取模块 803、目标检测器获取模块 804、目标训练数据获取模块 805 和目标 GAN 模型获取模块 806 的功能。本实施例中的可读存储介质包括非易失性可读存储介质和易失性可读存储介质。

在一实施例中，提供一个或多个存储有计算机可读指令的可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机可读指令，所述计算机可读指令被一个或多个处理器执行时，使得所述一个或多个处理器执行时实现上述实施例中图像识别方法的步骤，如图 7 所示的步骤，为避免重复，这里不再赘述。或者，该计算机可读指令被处理器执行时实现上述图像识别装置这一实施例中的各模块/单元的功能，例如图 9 所示的目标人脸图像获取模块 901、目标生成图像获取模块 902、特征相似度获取模块 903 和检测结果获取模块 904 的功能。为避免重复，这里不再赘述。本实施例中的可读存储介质包括非易失性可读存储介质和易失性可读存储介质。

本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程，是可以通过计算机可读指令来指令相关的硬件来完成，的计算机可读指令可存储于非易失性可读存储介质也可以存储在一易失性可读存储介质中，该计算机可读指令在执行时，可包括如上述各方法的实施例的流程。其中，本申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用，均可包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器(ROM)、可编程 ROM(PROM)、电可编程 ROM(EPROM)、电可擦除可编程 ROM(EEPROM)或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器(RAM)或者外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限，RAM 以多种形式可得，诸如静态 RAM(SRAM)、动态 RAM(DRAM)、同步 DRAM(SDRAM)、双数据率 SDRAM(DDRSDRAM)、增强型 SDRAM(ESDRAM)、同步链路(Synchlink) DRAM(SLDRAM)、存储器总线(Rambus)直接 RAM(RDRAM)、直接存储器总线动态 RAM(DRDRAM)、以及存储器总线动态 RAM(RDRAM)等。

所属领域的技术人员可以清楚地了解到，为了描述的方便和简洁，仅以上述各功能单元、模块的划分进行举例说明，实际应用中，可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能单元、模块完成，即将所述装置的内部结构划分成不同的功能单元或模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。

以上所述实施例仅用以说明本申请的技术方案，而非对其限制；尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明，本领域的普通技术人员应当理解：其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改，或者对其中部分技术特征进行等同替换；而这些修改或者替换，并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围，均应包含在本申请的保护范围之内。

权 利 要 求 书

1. 一种识别模型训练方法，其特征在于，包括：

获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像，所述第一标注信息包括当前图像标识、人脸标识和第一模糊标识；

对所述原始正样本图像和所述原始负样本图像进行进行下采样处理，分别获取对应的正样本缩略图和负样本缩略图；

采用截图工具对所述正样本缩略图和所述负样本缩略图进行截图处理，获取携带第二标注信息的目标正样本图像和所述目标负样本图像，所述第二标注信息包括来源图像标识、人脸标识和第二模糊标识；

将所述人脸标识不相同的所述目标正样本图像和所述目标负样本图像输入到MB-FCN模型进行模型训练，获取目标MB-FCN检测器；

将所述第一标注信息中的所述当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标识相匹配的所述原始正样本图像和所述目标正样本图像作为一组目标训练数据；

将所述目标训练数据输入到GAN模型进行模型训练，获取目标GAN模型，所述目标GAN模型中的生成网络为基于超分辨率重构技术形成的生成网络。

2. 如权利要求1所述的识别模型训练方法，其特征在于，所述获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像，包括：

从图像数据库中获取包括人脸的训练样本图像；

采用模糊检测算法对所述训练样本图像进行模糊检测，获取所述训练样本对应的模糊度；

基于所述训练样本图像的模糊度，确定有效样本图像；

采用人脸检测算法对所述有效样本图像进行人脸检测，获取人脸区域大小；

若所述人脸区域大小大于预设区域大小，则从所述有效样本图像中截取标准区域大小对应的原始正样本图像和原始负样本图像；

对所述原始正样本图像和所述原始负样本图像进行标注，获取携带第一标注信息的所述原始正样本图像和所述原始负样本图像。

3. 如权利要求2所述的识别模型训练方法，其特征在于，所述采用模糊检测算法对所述训练样本图像进行模糊检测，获取所述训练样本图像对应的模糊度，包括：

采用拉普拉斯算子对训练样本图像进行锐化处理，获取锐化图像和所述锐化图像的像素灰度值；

对所述锐化图像的像素灰度值进行方差计算，获取所述锐化图像对应的目标方差值，将所述目标方差值确定为所述训练样本图像对应的模糊度。

4. 如权利要求1所述的识别模型训练方法，其特征在于，所述将所述人脸标识不相同的所述目标正样本图像和所述目标负样本图像输入到MB-FCN模型进行模型训练，获取目标MB-FCN检测器，包括：

基于正负样本分配比例，将携带第一人脸标识的所述目标正样本图像和携带第二人脸标识的所述目标负样本图像作为模型训练数据；

基于训练测试分配比例，将所述模型训练数据划分为训练集和测试集；

将所述训练集中的模型训练数据输入到MB-FCN模型进行模型训练，获取原始MB-FCN检测器；

采用所述测试集中的模型训练数据对所述原始MB-FCN检测器进行测试，获取测试准确率；

若所述测试准确率大于准确率阈值，则将所述原始MB-FCN检测器确定为目标MB-FCN检测器。

5. 如权利要求1所述的识别模型训练方法，其特征在于，所述将所述目标训练数据输入到GAN模型进行模型训练，获取目标GAN模型，包括：

将所述目标训练数据中的所述目标正样本图像输入GAN模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络进行处理，获取训练生成图像；

将所述目标训练数据中的所述原始正样本图像和所述训练生成图像输入GAN模型中的判别网络进行处理，获取目标损失值；

若所述目标损失值大于预设损失值，则基于所述目标损失值更新损失函数，基于更新后的损失函数更新所述生成网络和所述判别网络中的模型参数，重复执行所述将所述目标训练数据中的所述目标正样本图像输入 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络进行处理，获取训练生成图像；

若所述目标损失值不大于预设损失值，则模型收敛，获取目标 GAN 模型。

6. 一种图像识别方法，其特征在于，包括：

获取待识别图像，采用权利要求 1-5 任一项所述目标 MB-FCN 检测器对所述待识别图像进行人脸检测和图像截取，获取目标人脸图像；

采用权利要求 1-5 任一项所述目标 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络，对所述目标人脸图像进行生成处理，获取目标生成图像；

将所述目标生成图像与目标图像库中的目标人员图像进行特征相似度计算，获取特征相似度；

若所述特征相似度大于相似度阈值，则获取将所述目标人脸图像对应的人员确定为目标人员的检测结果。

7. 一种识别模型训练装置，其特征在于，包括：

原始样本图像获取模块，用于获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像，所述第一标注信息包括当前图像标识、人脸标识和第一模糊标识；

样本缩略图获取模块，用于对所述原始正样本图像和所述原始负样本图像进行进行下采样处理，分别获取对应的正样本缩略图和负样本缩略图；

目标样本图像获取模块，用于采用截图工具对所述正样本缩略图和所述负样本缩略图进行截图处理，获取携带第二标注信息的目标正样本图像和所述目标负样本图像，所述第二标注信息包括来源图像标识、人脸标识和第二模糊标识；

目标检测器获取模块，用于将所述人脸标识不相同的所述目标正样本图像和所述目标负样本图像输入到 MB-FCN 模型进行模型训练，获取目标 MB-FCN 检测器；

目标训练数据获取模块，用于将所述第一标注信息中的所述当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标识相匹配的所述原始正样本图像和所述目标正样本图像作为一组目标训练数据；

目标 GAN 模型获取模块，用于将所述目标训练数据输入到 GAN 模型进行模型训练，获取目标 GAN 模型，所述目标 GAN 模型中的生成网络为基于超分辨率重构技术形成的生成网络。

8. 一种图像识别装置，其特征在于，包括：

目标人脸图像获取模块，用于获取待识别图像，采用上述目标 MB-FCN 检测器对所述待识别图像进行人脸检测和图像截取，获取目标人脸图像；

目标生成图像获取模块，用于采用上述目标 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络，对所述目标人脸图像进行生成处理，获取目标生成图像；

特征相似度获取模块，用于将所述目标生成图像与目标图像库中的目标人员图像进行特征相似度计算，获取特征相似度；

检测结果获取模块，用于若所述特征相似度大于相似度阈值，则获取将所述目标人脸图像对应的人员确定为目标人员的检测结果。

9. 一种计算机设备，包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机可读指令，其特征在于，所述处理器执行所述计算机可读指令时实现如下步骤：

获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像，所述第一标注信息包括当前图像标识、人脸标识和第一模糊标识；

对所述原始正样本图像和所述原始负样本图像进行进行下采样处理，分别获取对应的正样本缩略图和负样本缩略图；

采用截图工具对所述正样本缩略图和所述负样本缩略图进行截图处理，获取携带第二标注信息的目标正样本图像和所述目标负样本图像，所述第二标注信息包括来源图像标识、人脸标识和第二模糊标识；

将所述人脸标识不相同的所述目标正样本图像和所述目标负样本图像输入到 MB-FCN 模型进行模型

训练, 获取目标 MB-FCN 检测器;

将所述第一标注信息中的所述当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标识相匹配的所述原始正样本图像和所述目标正样本图像作为一组目标训练数据;

将所述目标训练数据输入到 GAN 模型进行模型训练, 获取目标 GAN 模型, 所述目标 GAN 模型中的生成网络为基于超分辨率重构技术形成的生成网络。

10. 如权利要求 9 所述的计算机设备, 其特征在于, 所述获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像, 包括:

从图像数据库中获取包括人脸的训练样本图像;

采用模糊检测算法对所述训练样本图像进行模糊检测, 获取所述训练样本对应的模糊度;

基于所述训练样本图像的模糊度, 确定有效样本图像;

采用人脸检测算法对所述有效样本图像进行人脸检测, 获取人脸区域大小;

若所述人脸区域大小大于预设区域大小, 则从所述有效样本图像中截取标准区域大小对应的原始正样本图像和原始负样本图像;

对所述原始正样本图像和所述原始负样本图像进行标注, 获取携带第一标注信息的所述原始正样本图像和所述原始负样本图像。

11. 如权利要求 10 所述的计算机设备, 其特征在于, 所述采用模糊检测算法对所述训练样本图像进行模糊检测, 获取所述训练样本图像对应的模糊度, 包括:

采用拉普拉斯算子对训练样本图像进行锐化处理, 获取锐化图像和所述锐化图像的像素灰度值;

对所述锐化图像的像素灰度值进行方差计算, 获取所述锐化图像对应的目标方差值, 将所述目标方差值确定为所述训练样本图像对应的模糊度。

12. 如权利要求 9 所述的计算机设备, 其特征在于, 所述将所述人脸标识不相同的所述目标正样本图像和所述目标负样本图像输入到 MB-FCN 模型进行模型训练, 获取目标 MB-FCN 检测器, 包括:

基于正负样本分配比例, 将携带第一人脸标识的所述目标正样本图像和携带第二人脸标识的所述目标负样本图像作为模型训练数据;

基于训练测试分配比例, 将所述模型训练数据划分为训练集和测试集;

将所述训练集中的模型训练数据输入到 MB-FCN 模型进行模型训练, 获取原始 MB-FCN 检测器;

采用所述测试集中的模型训练数据对所述原始 MB-FCN 检测器进行测试, 获取测试准确率;

若所述测试准确率大于准确率阈值, 则将所述原始 MB-FCN 检测器确定为目标 MB-FCN 检测器。

13. 如权利要求 9 所述的计算机设备, 其特征在于, 所述将所述目标训练数据输入到 GAN 模型进行模型训练, 获取目标 GAN 模型, 包括:

将所述目标训练数据中的所述目标正样本图像输入 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络进行处理, 获取训练生成图像;

将所述目标训练数据中的所述原始正样本图像和所述训练生成图像输入 GAN 模型中的判别网络进行处理, 获取目标损失值;

若所述目标损失值大于预设损失值, 则基于所述目标损失值更新损失函数, 基于更新后的损失函数更新所述生成网络和所述判别网络中的模型参数, 重复执行所述将所述目标训练数据中的所述目标正样本图像输入 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络进行处理, 获取训练生成图像;

若所述目标损失值不大于预设损失值, 则模型收敛, 获取目标 GAN 模型。

14. 一种计算机设备, 包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机可读指令, 其特征在于, 所述处理器执行所述计算机可读指令时实现如下步骤:

获取待识别图像, 采用权利要求 1-5 任一项所述目标 MB-FCN 检测器对所述待识别图像进行人脸检测和图像截取, 获取目标人脸图像;

采用权利要求 1-5 任一项所述目标 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络, 对所述目标人脸图像进行生成处理, 获取目标生成图像;

将所述目标生成图像与目标图像库中的目标人员图像进行特征相似度计算, 获取特征相似度;

若所述特征相似度大于相似度阈值，则获取将所述目标人脸图像对应的人员确定为目标人员的检测结果。

15. 一个或多个存储有计算机可读指令的可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机可读指令，其特征在于，所述计算机可读指令被一个或多个处理器执行时，使得所述一个或多个处理器执行如下步骤：

获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像，所述第一标注信息包括当前图像标识、人脸标识和第一模糊标识；

对所述原始正样本图像和所述原始负样本图像进行下采样处理，分别获取对应的正样本缩略图和负样本缩略图；

采用截图工具对所述正样本缩略图和所述负样本缩略图进行截图处理，获取携带第二标注信息的目标正样本图像和所述目标负样本图像，所述第二标注信息包括来源图像标识、人脸标识和第二模糊标识；

将所述人脸标识不相同的所述目标正样本图像和所述目标负样本图像输入到MB-FCN模型进行模型训练，获取目标MB-FCN检测器；

将所述第一标注信息中的所述当前图像标识与第二标注信息中的来源图像标识相匹配的所述原始正样本图像和所述目标正样本图像作为一组目标训练数据；

将所述目标训练数据输入到GAN模型进行模型训练，获取目标GAN模型，所述目标GAN模型中的生成网络为基于超分辨率重构技术形成的生成网络。

16. 如权利要求15所述的可读存储介质，其特征在于，所述获取携带第一标注信息的原始正样本图像和原始负样本图像，包括：

从图像数据库中获取包括人脸的训练样本图像；

采用模糊检测算法对所述训练样本图像进行模糊检测，获取所述训练样本对应的模糊度；

基于所述训练样本图像的模糊度，确定有效样本图像；

采用人脸检测算法对所述有效样本图像进行人脸检测，获取人脸区域大小；

若所述人脸区域大小大于预设区域大小，则从所述有效样本图像中截取标准区域大小对应的原始正样本图像和原始负样本图像；

对所述原始正样本图像和所述原始负样本图像进行标注，获取携带第一标注信息的所述原始正样本图像和所述原始负样本图像。

17. 如权利要求16所述的可读存储介质，其特征在于，所述采用模糊检测算法对所述训练样本图像进行模糊检测，获取所述训练样本图像对应的模糊度，包括：

采用拉普拉斯算子对训练样本图像进行锐化处理，获取锐化图像和所述锐化图像的像素灰度值；

对所述锐化图像的像素灰度值进行方差计算，获取所述锐化图像对应的目标方差值，将所述目标方差值确定为所述训练样本图像对应的模糊度。

18. 如权利要求15所述的可读存储介质，其特征在于，所述将所述人脸标识不相同的所述目标正样本图像和所述目标负样本图像输入到MB-FCN模型进行模型训练，获取目标MB-FCN检测器，包括：

基于正负样本分配比例，将携带第一人脸标识的所述目标正样本图像和携带第二人脸标识的所述目标负样本图像作为模型训练数据；

基于训练测试分配比例，将所述模型训练数据划分为训练集和测试集；

将所述训练集中的模型训练数据输入到MB-FCN模型进行模型训练，获取原始MB-FCN检测器；

采用所述测试集中的模型训练数据对所述原始MB-FCN检测器进行测试，获取测试准确率；

若所述测试准确率大于准确率阈值，则将所述原始MB-FCN检测器确定为目标MB-FCN检测器。

19. 如权利要求15所述的可读存储介质，其特征在于，所述将所述目标训练数据输入到GAN模型进行模型训练，获取目标GAN模型，包括：

将所述目标训练数据中的所述目标正样本图像输入GAN模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络进行处理，获取训练生成图像；

将所述目标训练数据中的所述原始正样本图像和所述训练生成图像输入 GAN 模型中的判别网络进行处理, 获取目标损失值;

若所述目标损失值大于预设损失值, 则基于所述目标损失值更新损失函数, 基于更新后的损失函数更新所述生成网络和所述判别网络中的模型参数, 重复执行所述将所述目标训练数据中的所述目标正样本图像输入 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络进行处理, 获取训练生成图像;

若所述目标损失值不大于预设损失值, 则模型收敛, 获取目标 GAN 模型。

20. 一个或多个存储有计算机可读指令的可读存储介质, 所述计算机可读存储介质存储有计算机可读指令, 其特征在于, 所述计算机可读指令被一个或多个处理器执行时, 使得所述一个或多个处理器执行如下步骤:

获取待识别图像, 采用权利要求 1-5 任一项所述目标 MB-FCN 检测器对所述待识别图像进行人脸检测和图像截取, 获取目标人脸图像;

采用权利要求 1-5 任一项所述目标 GAN 模型中的基于超分辨率重构技术形成的生成网络, 对所述目标人脸图像进行生成处理, 获取目标生成图像;

将所述目标生成图像与目标图像库中的目标人员图像进行特征相似度计算, 获取特征相似度;

若所述特征相似度大于相似度阈值, 则获取将所述目标人脸图像对应的人员确定为目标人员的检测结果。

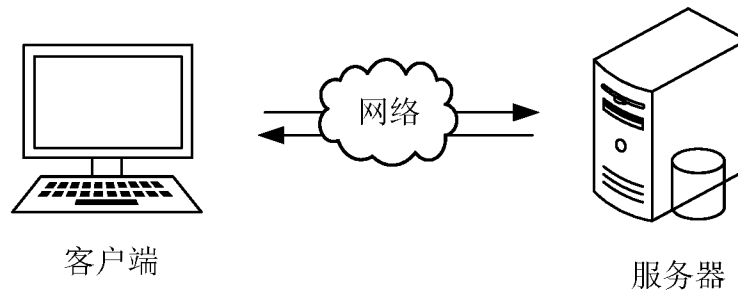


图 1

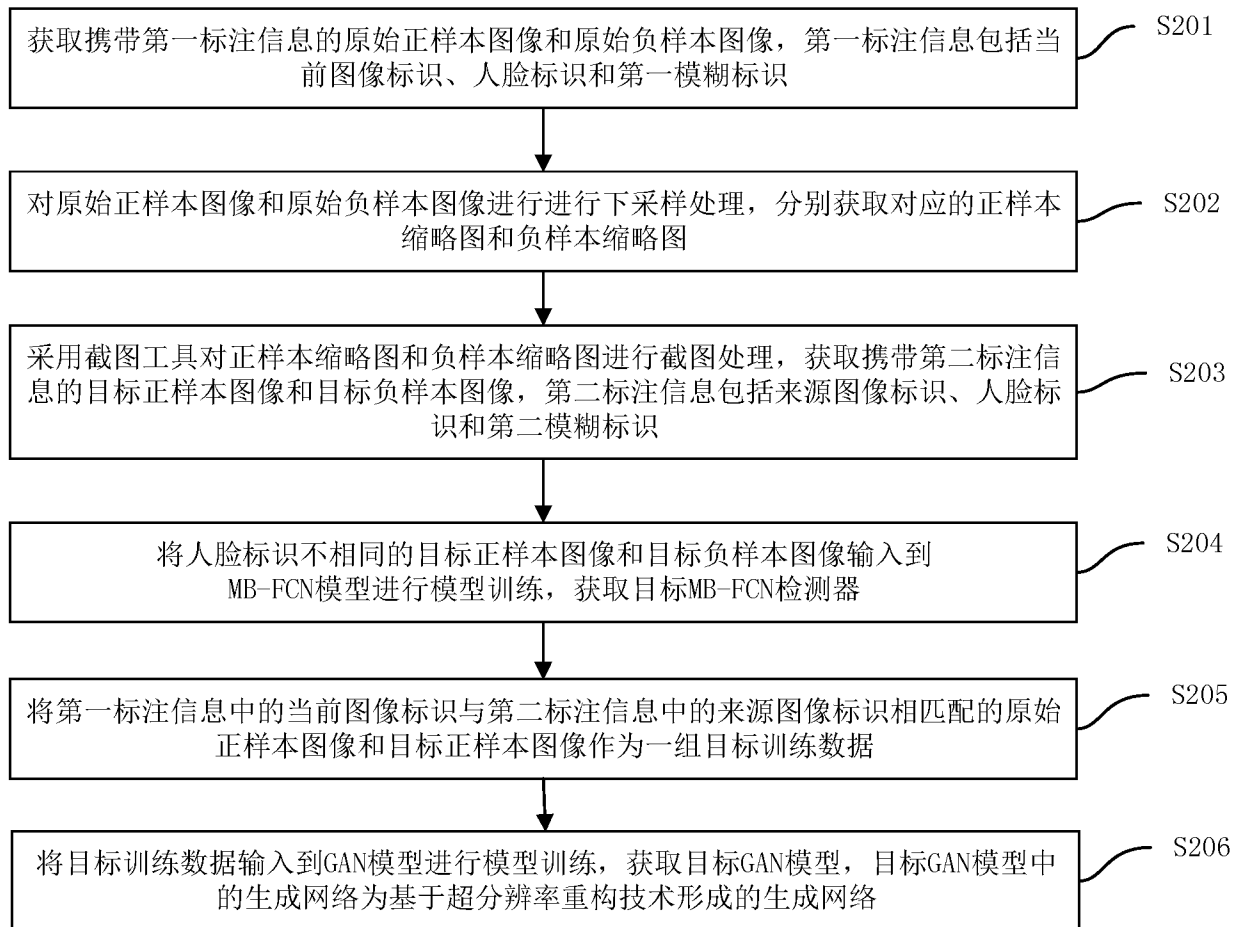


图 2

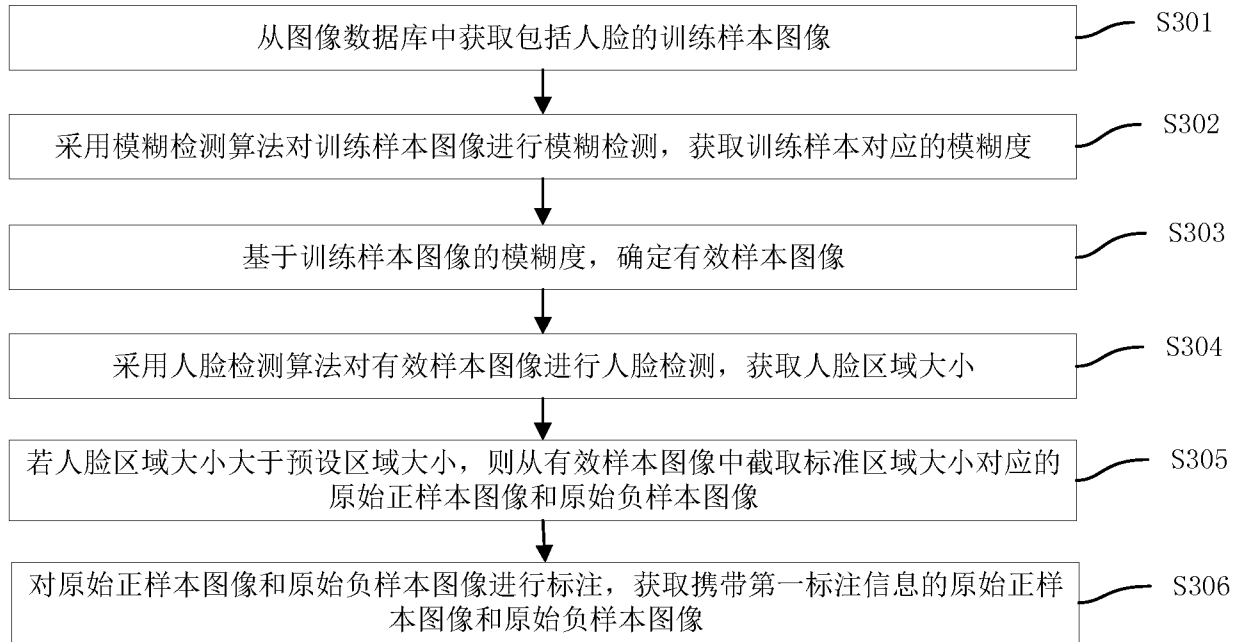


图 3

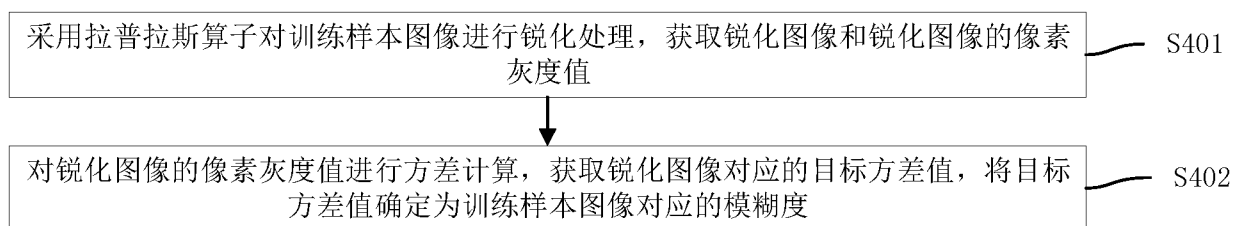


图 4

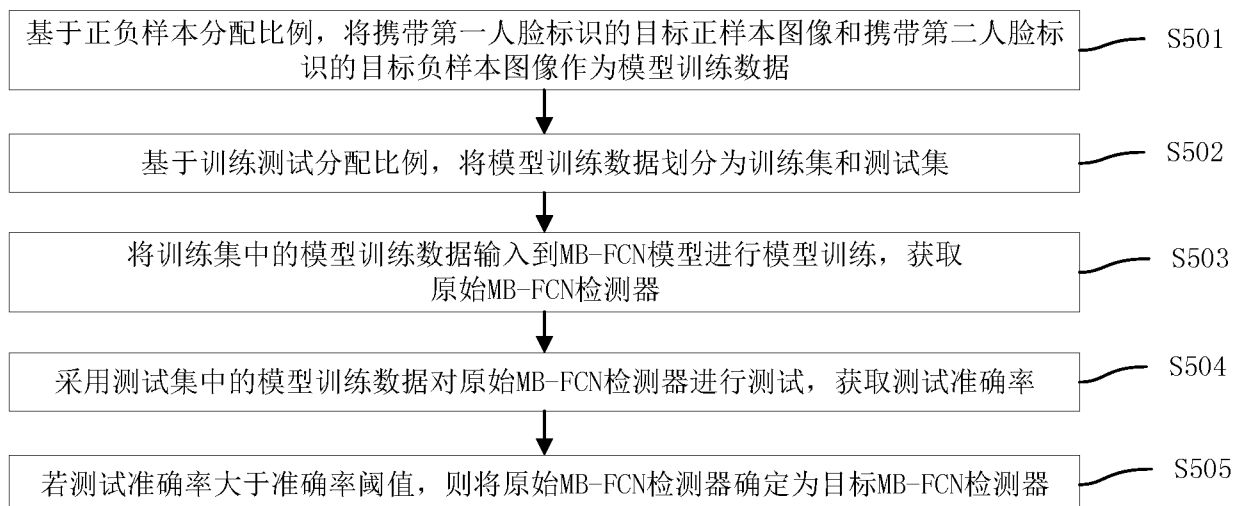


图 5

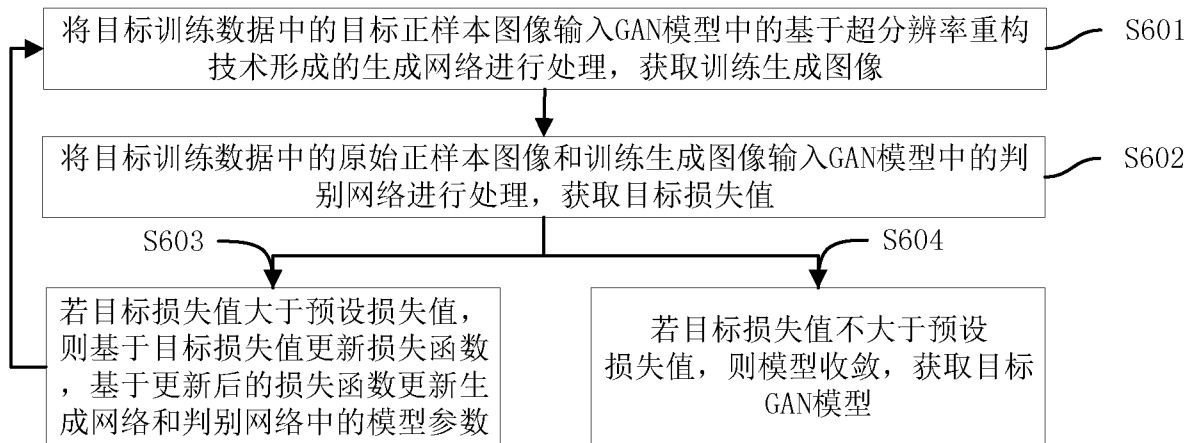


图 6

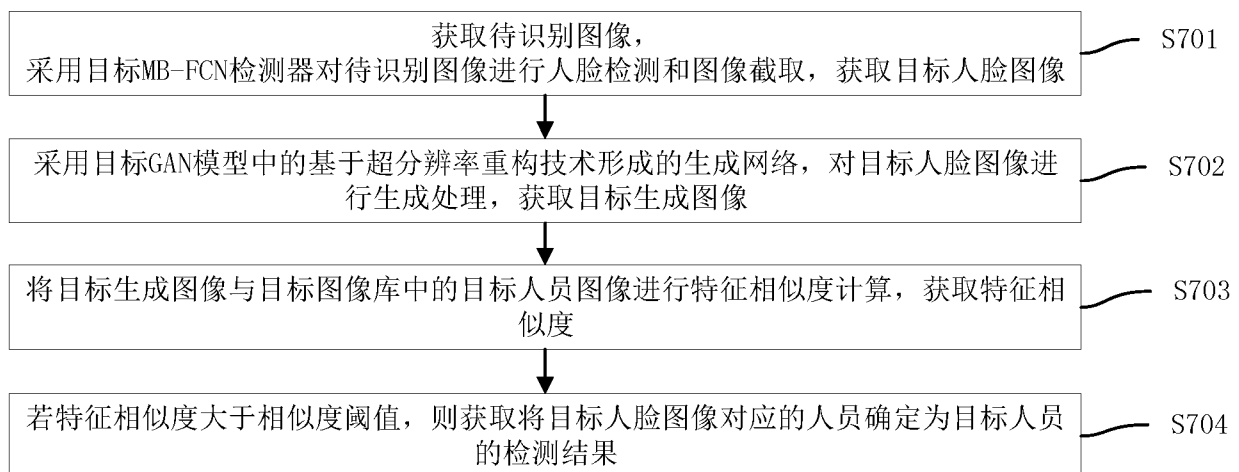


图 7

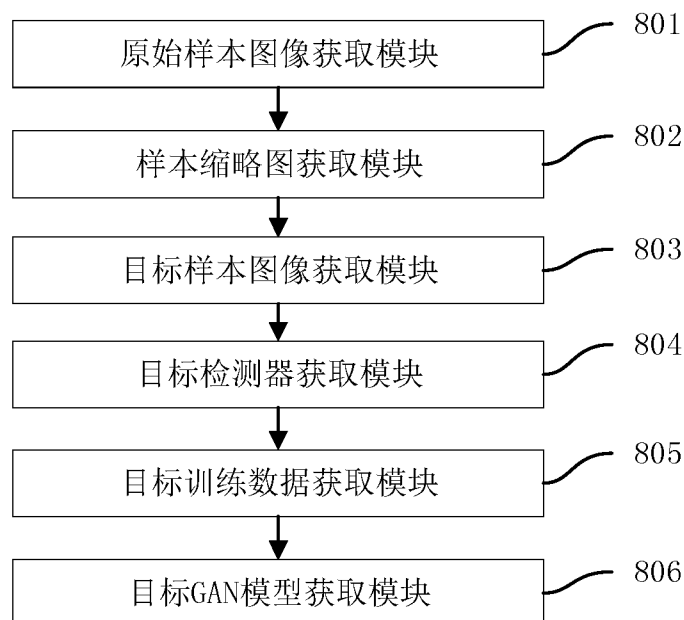


图 8

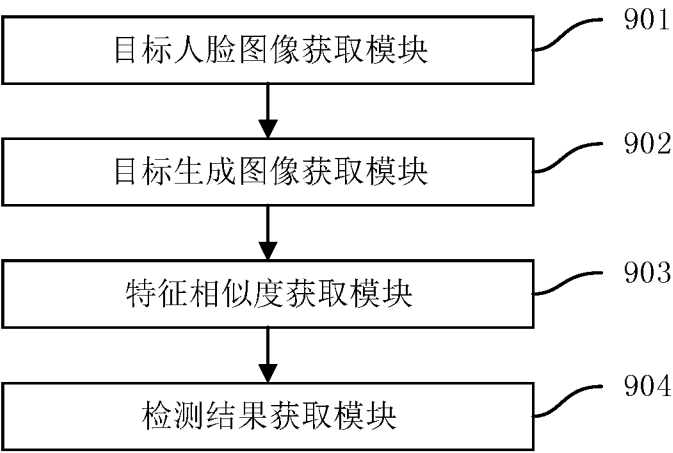


图 9

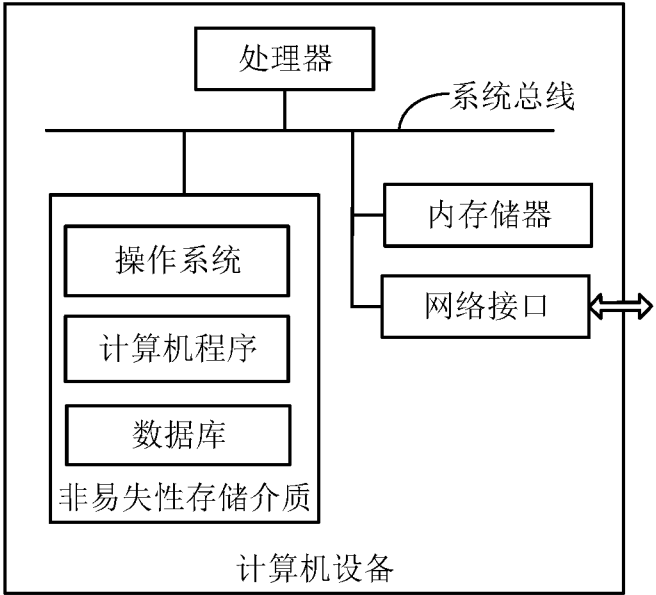


图 10

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2019/116489

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06K 9/00(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06K

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNABS, CNTXT, VEN, USTXT, WOTXT, EPTXT, CNKI: 识别, 正样本, 负样本, 分辨率, 人脸, 多分支全卷积网络, 生成式对抗网络, 目标, 模型, recognition, positive sample, negative sample, resolution, face, MB-FUN, GAN, target, model

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 108334848 A (HARBIN INSTITUTE OF TECHNOLOGY) 27 July 2018 (2018-07-27) description, paragraphs 28-64, figure 1	1-20
A	CN 108805809 A (TIANJIN UNIVERSITY OF SCIENCE & TECHNOLOGY) 13 November 2018 (2018-11-13) description, paragraphs [0005]-[0019], and figures 1 and 2	1-20
A	US 10325201 B1 (STRADVISION INC) 18 June 2019 (2019-06-18) entire document	1-20



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

28 April 2020

Date of mailing of the international search report

09 May 2020

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2019/116489

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	108334848	A	27 July 2018	None	
CN	108805809	A	13 November 2018	None	
US	10325201	B1	18 June 2019	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2019/116489

A. 主题的分类

G06K 9/00 (2006.01) i

按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号)

G06K

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用))

CNABS, CNTXT, VEN, USTXT, WOTXT, EPTXT, CNKI: 识别, 正样本, 负样本, 分辨率, 人脸, 多分支全卷积网络, 生成式对抗网络, 目标, 模型, recognition, positive sample, negative sample, resolution, face, MB-FUN, GAN, target, model

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
A	CN 108334848 A (哈尔滨工业大学) 2018年 7月 27日 (2018 - 07 - 27) 说明书第28-64段, 图1	1-20
A	CN 108805809 A (天津科技大学) 2018年 11月 13日 (2018 - 11 - 13) 说明书第5-19段, 图1-2	1-20
A	US 10325201 B1 (STRADVISION INC) 2019年 6月 18日 (2019 - 06 - 18) 全文	1-20

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2020年 4月 28日

国际检索报告邮寄日期

2020年 5月 9日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局 (ISA/CN)

中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10)62019451

受权官员

古志春

电话号码 86-(20)-28950386

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2019/116489

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	108334848	A	2018年 7月 27日	无	
CN	108805809	A	2018年 11月 13日	无	
US	10325201	B1	2019年 6月 18日	无	