

掌纹图片的生成方法、装置、存储介质、程序产品及电子设备

本申请要求于 2023 年 6 月 20 日提交中国专利局、申请号为 2023107446120、申请名称为“掌纹图片的生成方法和装置、存储介质及电子设备”的中国专利申请的优先权。

技术领域

本申请涉及计算机及通信技术领域，具体而言，涉及一种掌纹图片的生成方法、装置、存储介质、程序产品及电子设备。

发明背景

掌纹识别技术是继指纹识别和人脸识别技术以后的新一代生物特征识别技术，相较于指纹识别技术和人脸识别技术，掌纹更有利于保护用户隐私。掌纹识别涉及到的领域包含移动支付、身份验证等，与用户的个人隐私以及财产安全息息相关，因此识别的精准度极其重要。

目前，可以使用样本掌纹图片对待训练的掌纹图片匹配模型进行训练，而在实际使用过程中，由于图片采集设备或者采集环境的光线差异，采集到的掌纹图片通常具备不同的模态，比如，红外模态和可见光模态等等，掌纹图片匹配模型对不同模态的掌纹图片的识别可能存在误差。

为了尽可能减小识别误差，在训练阶段，需要使用大量的具备相同掌纹线的不同模态的样本掌纹图片进行训练，使得掌纹图片匹配模型的训练过程极度依赖样本掌纹图片的规模和多样性。但是由于掌纹的隐私性，掌纹图片较难获取，而满足上述条件的多模态的掌纹图片更加稀缺，因此，由于掌纹图片的生成效率较低，导致掌纹图片匹配模型训练过程中样本掌纹图片的规模和多样性不足，使得训练出的掌纹图片匹配模型对多模态的掌纹图片的识别能力较差。

针对上述的问题，目前尚未提出有效的解决方案。

发明内容

本申请实施例提供了一种掌纹图片的生成方法和装置、存储介质、程序产品及电子设备，以至少解决掌纹图片的生成效率较低的技术问题。

根据本申请实施例的一个方面，提供了一种掌纹图片的生成方法，包括：

获取模拟掌纹图片，其中，所述模拟掌纹图片包括对目标类型的曲线进行组合得到的模拟掌纹曲线；

将所述模拟掌纹图片和预设的第一噪声向量输入到已训练的目标掌纹图片生成器，通过所述目标掌纹图片生成器依次对所述模拟掌纹图片进行多次下采样操作和多次上采样操作，生成目标掌纹图片；其中，

所述下采样操作用于对输入的图片表征向量进行下采样处理，得到下采样后的图片表征向量，并使用所述第一噪声向量，对所述下采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向量；其中，第一次下采样操作中输入的图片表征向量是所述模拟掌纹图片的初始的图片表征向量；

所述上采样操作用于对输入的图片表征向量进行上采样处理，得到上采样后的图片表征向量，并使用所述第一噪声向量，对所述上采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向量。

根据本申请实施例的另一方面，还提供了一种掌纹图片的生成装置，包括：

获取单元，用于获取模拟掌纹图片，其中，所述模拟掌纹图片包括对目标类型的曲线进行组合得到的模拟掌纹曲线；

输入单元，用于将所述模拟掌纹图片和预设的第一噪声向量输入到已训练的目标掌纹图片生成器，通过所述目标掌纹图片生成器依次对所述模拟掌纹图片进行多次下采样操作和多次上采样操作，生成目标掌纹图片；其中，

所述下采样操作用于对输入的图片表征向量进行下采样处理，得到下采样后的图片表征向量，并使用所述第一噪声向量，对所述下采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向

量；其中，第一次下采样操作中输入的图片表征向量是所述模拟掌纹图片的初始的图片表征向量；

所述上采样操作用于对输入的图片表征向量进行上采样处理，得到上采样后的图片表征向量，并使用所述第一噪声向量，对所述上采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向量。

根据本申请实施例的又一方面，还提供了一种计算机可读的存储介质，该计算机可读的存储介质中存储有计算机程序，其中，该计算机程序被设置为运行时执行上述掌纹图片的生成方法。

根据本申请实施例的又一个方面，提供一种计算机程序产品或计算机程序，该计算机程序产品或计算机程序包括计算机指令，该计算机指令存储在计算机可读存储介质中。计算机设备的处理器从计算机可读存储介质读取该计算机指令，处理器执行该计算机指令，使得该计算机设备执行如以上掌纹图片的生成方法。

根据本申请实施例的又一方面，还提供了一种电子设备，包括存储器和处理器，上述存储器中存储有计算机程序，上述处理器被设置为通过所述计算机程序执行上述的掌纹图片的生成方法。

附图简要说明

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

- 图 1 是根据本申请实施例的一种可选的掌纹识别的流程图；
- 图 2 是根据本申请实施例的一种可选的掌纹图片的生成方法的应用环境的示意图；
- 图 3 是根据本申请实施例的一种可选的掌纹图片的生成方法的流程图；
- 图 4 是根据本申请实施例的一种可选的图片表征向量的示意图；
- 图 5 是根据本申请实施例的一种可选的第 i 个加噪后的图片表征向量的生成的示意图；
- 图 6 是根据本申请实施例的一种可选的第 i 个下采样模块中的条件生成子模块对图片表征向量进行加噪处理的示意图；
- 图 7 是根据本申请实施例的一种可选的条件生成子模块结构的示意图；
- 图 8 是根据本申请实施例的一种可选的第 j 个加噪后的图片表征向量的生成的示意图；
- 图 9 是根据本申请实施例的一种可选的第 j 个下采样模块中的条件生成子模块对图片表征向量进行加噪处理的示意图；
- 图 10 是根据本申请实施例的一种可选的第一卷积处理和第二卷积处理的示意图；
- 图 11 是根据本申请实施例的一种可选的待训练的掌纹图片生成器的训练过程的示意图；
- 图 12 是根据本申请实施例的一种可选的第一损失值确定目标损失值的示意图；
- 图 13 是根据本申请实施例的一种可选的第一损失值和第二损失值确定目标损失值的示意图；
- 图 14 是根据本申请实施例的一种可选的第一损失值、第二损失值和第三损失值确定目标损失值的示意图；
- 图 15 是根据本申请实施例的一种可选的第一损失值、第二损失值、第三损失值和第四损失值确定目标损失值的示意图；
- 图 16 是根据本申请实施例的一种可选的第一损失值、第二损失值、第三损失值、第四损失值和第五损失值确定目标损失值的示意图；
- 图 17 是根据本申请实施例的一种可选的掌纹图片的生成的算法总体框图的示意图；
- 图 18 是根据本申请实施例的一种可选的目标掌纹图片生成器的结构的示意图；
- 图 19 是根据本申请实施例的一种可选的编码器的结构的示意图；
- 图 20 是根据本申请实施例的一种可选的生成的目标掌纹图片的示意图；
- 图 21 是根据本申请实施例的一种掌纹图片的生成装置的结构框图；
- 图 22 是根据本申请实施例的一种可选的电子设备的结构示意图；
- 图 23 是根据本申请实施例的一种可选的电子设备的计算机系统的结构框图。

实施方式

为了使本技术领域的人员更好地理解本申请方案，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，所描述的实施例仅仅是本申请一部分的实施例，

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做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都应当属于本申请保护的范围。

首先，在对本申请实施例进行描述的过程中出现的部分名词或者术语适用于如下解释：

ROI: Region Of Interest, 感兴趣区域。

LReLU: 激活函数, 也被称为 Leaky ReLU。它与传统的 ReLU (Rectified Linear Unit) 相似, 但不同之处在于当输入 x 小于 0 时, LReLU 会有一个小的斜率而不是输出 0, 在一些情况下可以提高模型训练效果。

Flatten: 是一个用于将多维数组展平为一维数组的函数, 用于神经网络中。在深度学习模型中, Flatten 层通常用于将输入数据展平成单个向量以进行下一步处理。

BN: Batch Normalization 是一种广泛使用的神经网络层, 它能够加速训练过程并提升模型的精度。

需要说明的是, 掌纹图片的生成可以应用于掌纹识别技术中, 如下对使用掌纹识别技术的掌纹识别场景进行简单的介绍, 在掌纹识别场景中, 如图 1 所示, 通常包括以下步骤:

1) 通过终端设备 (比如, 边缘物联网 IOT 设备 101, 包括终端支付设备和身份采集设备) 采集用户手部图片 102, 具体可以为用户手掌图片, 并提取感兴趣区域 ROI;

2) 将用户手部图片 102 输入特征提取模型 103 (可以理解为上述掌纹图片匹配模型), 获取手部特征, 例如手掌的特征向量;

3) 计算用户手部特征与底库特征 105 之间的余弦相似度 104, 对相似度进行排序 106, 将相似度最高的底库特征 (例如底库照片) 对应的身份信息即为识别结果, 将该识别结果返回给用户 107, 其中, 上述底库特征为用户预先存储的用于表征用户身份的手掌图片对应的特征, 可以理解为一个用户对应唯一的一组底库特征。

基于上述过程可见, 特征提取模型对用户手部图片的提取能力将直接决定识别结果的准确性。在实际的掌纹识别场景中, 终端设备的类型不用, 采集用户手部图片的模态也会出现差异, 要求特征提取模型可以精准提取各种模态的用户手部图片。因此, 在特征提取模型的训练阶段, 需要使用大量的具备相同掌纹线的不同模态的样本掌纹图片进行训练。而具备上述条件的样本掌纹图片, 由于掌纹的隐私性较难获取, 相关技术中, 通过人为采集真人的掌纹得到的样本体量较小, 多模态的掌纹图片更加稀缺, 使得训练出的掌纹图片匹配模型对多模态的掌纹图片的识别能力较差。

需要说明的是, 本申请所涉及的相关信息 (包括但不限于用户设备信息、用户个人信息等) 和数据 (包括但不限于用于展示的数据、分析的数据等), 均为经用户授权或者经过各方充分授权的信息和数据。例如, 本系统和相关用户或机构间设置有接口, 在获取相关信息之前, 需要通过接口向前述的用户或机构发送获取请求, 并在接收到前述的用户或机构反馈的同意信息后, 获取相关信息。

根据本申请实施例的一个方面, 提供了一种掌纹图片的生成方法, 可选地, 作为一种可选的实施方式, 上述掌纹图片的生成方法可以但不限于应用于终端设备或者服务器等等设备中, 可以但不限于以应用于在终端设备的掌纹图片的生成方法为例, 进行解释和说明。

如图 2 所示, 以 P 取值 3, Q 取值 2 为例, 对掌纹图片的生成方法进行说明。

首先, 获取模拟掌纹图片 201, 其中, 所述模拟掌纹图片 201 包括对目标类型的曲线进行组合得到的模拟掌纹曲线;

将所述模拟掌纹图片 201 和第一噪声向量 202 输入到已训练的目标掌纹图片生成器 203, 其中, 所述目标掌纹图片生成器 203 用于将所述模拟掌纹图片依次经过 P (3) 个下采样模块 (下采样模块 1, 下采样模块 2 和下采样模块 3) 和 Q (2) 个上采样模块 (上采样模块 1 和上采样模块 2)。

其中, 目标掌纹图片生成器 203 中的下采样操作可以通过下采样模块执行, 目标掌纹图片生成器中的上采样操作可以通过上采样模块执行。下采样处理可以通过下采样子模块执行, 上采样处理可以通过上采样子模块执行。可以通过条件生成子模块使用第一噪声向量对采样处理 (下采样处理, 或者, 上采样处理) 后的图片表征向量进行加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量。

值得注意的是, 所述 P (3) 个下采样模块中的每个下采样模块包括下采样子模块和第一条件生成子模块, 以下采样模块 1 为例, 下采样子模块 1 用于对输入的图片表征向量 204 进行下采样处理, 得到下采样后的图片表征向量 205, 第一条件生成子模块 1 用于使用所述第一噪声向量 202, 对下采样后的图片表征向量 205 进行加噪处理 206, 得到加噪后的图片表征向量 207。

所述 Q (2) 个上采样模块 (上采样模块 1 和上采样模块 2) 中的每个上采样模块包括上采样子模块和第二条件生成子模块, 上采样子模块用于对输入的图片表征向量进行上采样处理, 得到上采样后的图片表征向量, 第二条件生成子模块用于使用所述第一噪声向量, 对上采样后的图片表征向量进行所述加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量。

需要说明的是, 目标掌纹图片生成器中的数据 (图片表征向量) 的流动顺序依次为: 下采样模块 1, 下采样模块 2, 下采样模块 3, 上采样模块 1 和上采样模块 2, 最终得到目标掌纹图片 208。上一个采样模块 (下采样模块或者上采样模块) 输出的加噪后的图片表征向量为下一个采样模块输入的图片表征向量, 下采样模块 1 输入的是未加噪的图片表征向量。

可选地, 在本实施例中, 上述终端设备可以是配置有目标客户端的终端设备, 可以包括但不限于以下至少之一: 手机 (如 Android 手机、iOS 手机等)、笔记本电脑、平板电脑、掌上电脑、MID (Mobile Internet Devices, 移动互联网设备)、PAD、台式电脑、智能电视等。目标客户端可以是视频客户端、即时通信客户端、浏览器客户端、教育客户端等。上述网络可以包括但不限于: 有线网络, 无线网络, 其中, 该有线网络包括: 局域网、城域网和广域网, 该无线网络包括: 蓝牙、WIFI 及其他实现无线通信的网络。上述服务器可以是单一服务器, 也可以是由多个服务器组成的服务器集群, 或者是云服务器。上述仅是一种示例, 本实施例中对此不作任何限定。

可选地, 作为一种可选的实施方式, 如图 3 所示, 上述掌纹图片的生成方法包括:

步骤 S12, 获取模拟掌纹图片, 其中, 所述模拟掌纹图片包括对目标类型的曲线进行组合得到的模拟掌纹曲线;

步骤 S14, 将所述模拟掌纹图片和预设的第一噪声向量输入到已训练的目标掌纹图片生成器, 通过所述目标掌纹图片生成器依次对所述模拟掌纹图片进行多次下采样操作和多次上采样操作, 生成目标掌纹图片; 其中,

所述下采样操作用于对输入的图片表征向量进行下采样处理, 得到下采样后的图片表征向量, 并使用所述第一噪声向量, 对所述下采样后的图片表征向量进行加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量; 其中, 第一次下采样操作中输入的图片表征向量是所述模拟掌纹图片的初始的图片表征向量;

所述上采样操作用于对输入的图片表征向量进行上采样处理, 得到上采样后的图片表征向量, 并使用所述第一噪声向量, 对所述上采样后的图片表征向量进行加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量。

可选的, 在本实施例中, 目标掌纹图片的生成过程仅仅需要将模拟掌纹图片和第一噪声向量输入到已训练的目标掌纹图片生成器即可。

值得注意的是, 区别于相关技术中依赖人为采集真人的掌纹, 并且同一个真人的掌纹还需要多次采集不同模态的图片 (可以理解为上述目标掌纹图片) 作为掌纹图片集合, 对待训练的掌纹图片匹配模型进行训练, 本申请无需人为采集, 仅仅通过模拟掌纹图片和第一噪声向量即可生成不同模态的并且掌纹线特征一致的图片 (可以理解为上述目标掌纹图片) 作为掌纹图片集合, 极大提高了目标掌纹图片的生成效率, 解决了现有技术中由于掌纹的隐私性较难获取, 导致通过人为采集真人的掌纹得到的样本体量较小, 多模态的掌纹图片更加稀缺, 从而使得训练出的掌纹图片匹配模型对多模态的掌纹图片的识别能力较差的问题。

可选的, 在本实施例中, 目标掌纹图片可以作为掌纹图片集合对待训练的掌纹图片匹配模型进行训练, 得到目标掌纹图片匹配模型, 而要求目标掌纹图片匹配模型可以精准提取各种模态的用户手部图片 (掌纹图片), 因此, 在特征提取模型的训练阶段, 需要使用大量的具备相同掌纹线的不同模态的目标掌纹图片作为掌纹图片集合进行训练。

通过本申请提供的实施例, 将获取到的模拟掌纹图片和第一噪声向量输入到已训练的目标掌纹图片生成器, 其中, 模拟掌纹图片包括对目标类型的曲线进行组合得到的模拟掌纹曲线, 目标掌纹图片生成器依次对模拟掌纹图片进行多次下采样操作和多次上采样操作, 生成目标掌纹图片; 其中, 下采样操作用于对输入的图片表征向量进行下采样处理, 得到下采样后的图片表征向量, 并使用第一噪声向量对下采样后的图片表征向量进行加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量; 第一次下采样操作中输入的图片表征向量是模拟掌纹图片的初始的图片表征向量; 其中, 上采样操作用于对输入的图片表征向量进行上采样处理, 得到上采样后的图片表征向量, 并使用第一噪声向量对上采样后的图片表征向量进行加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量, 经过上述处理, 模拟掌纹图片经过目标掌纹图片生成

器处理之后得到的目标掌纹图片保留了模拟掌纹图片的模拟掌纹曲线的特征，并且由于上述下采样操作和上采样操作均使用第一噪声向量对采样后的图片表征向量进行加噪处理，因此生成的目标掌纹图片可以具备不同的模态，达到了依据模拟掌纹图片便可以生成大量不同的模态且具备相同掌纹线的目标掌纹图片，从而实现了提高掌纹图片的生成效率的技术效果，进而解决了掌纹图片的生成效率较低的技术问题。

作为一种可选的方案，所述将所述模拟掌纹图片和第一噪声向量输入到已训练的目标掌纹图片生成器，通过所述目标掌纹图片生成器依次对所述模拟掌纹图片进行多次下采样操作和多次上采样操作，生成目标掌纹图片，还包括：

S21，根据所述模拟掌纹图片，确定所述模拟掌纹图片的初始的图片表征向量；

S22，依次使用所述 P 个下采样模块，对所述初始的图片表征向量进行所述下采样操作，得到第 P 个加噪后的图片表征向量，其中，所述 P 个下采样模块中的每个下采样模块包括下采样子模块和第一条件生成子模块，

所述下采样子模块用于对输入的图片表征向量进行所述下采样处理，得到下采样后的图片表征向量，

所述第一条件生成子模块用于使用所述第一噪声向量，对所述下采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向量；

S23，依次使用所述 Q 个上采样模块，对所述第 P 个加噪后的图片表征向量进行所述上采样操作，得到第 Q 个加噪后的图片表征向量，其中，所述 Q 个上采样模块中的每个上采样模块包括上采样子模块和第二条件生成子模块，

所述上采样子模块用于对输入的图片表征向量进行所述上采样处理，得到上采样后的图片表征向量，

所述第二条件生成子模块用于使用所述第一噪声向量，对所述上采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到加噪后的图片表征向量；

S24，根据所述第 Q 个加噪后的图片表征向量，生成所述目标掌纹图片。

可选的，在本实施例中，如图 4 所示，以 P 取值 3，Q 取值 2 为例，示出了初始的图片表征向量 401、第 P 个加噪后的图片表征向量 402 和第 Q 个加噪后的图片表征向量 403。目标掌纹图片生成器用于将所述模拟掌纹图片依次经过 P (3) 个下采样模块（下采样模块 1，下采样模块 2 和下采样模块 3）和 Q (2) 个上采样模块（上采样模块 1 和上采样模块 2），下采样模块 1 作为第一个接收图片表征向量的采样模块，其输入的图片表征向量为上述模拟掌纹图片对应的初始的图片表征向量 401，后续每个采样模块（上采样模块或者上采样模块）输入的图片表征向量为上一个采样模块输出的加噪后的图片表征向量，比如，下采样模块 3 作为最后一个下采样模块，输出的是第 P (3) 个加噪后的图片表征向量 402，而第 P (3) 个加噪后的图片表征向量 402 为上采样模块 1 输入的图片表征向量，上采样模块 2 最后一个上采样模块，输出第 Q (2) 个加噪后的图片表征向量 403，此后，根据所述第 Q (2) 个加噪后的图片表征向量 403，生成所述目标掌纹图片。

作为一种可选的方案，所述依次使用所述 P 个下采样模块，对所述初始的图片表征向量进行所述下采样操作，得到第 P 个加噪后的图片表征向量，包括：

S31，通过以下步骤得到第 i 个加噪后的图片表征向量，其中，i 为大于或等于 1、且小于或等于 P 的正整数：

通过第 i 个下采样模块中的所述下采样子模块，对输入到所述第 i 个下采样模块的图片表征向量进行所述下采样处理，得到第 i 个下采样后的图片表征向量；

通过所述第 i 个下采样模块中的所述第一条件生成子模块，使用所述第一噪声向量，对所述第 i 个下采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到第 i 个加噪后的图片表征向量。

可选的，在本实施例中，如图 5 所示，以 i 取值 2 为例，对第 i (2) 个加噪后的图片表征向量 502 的生成的步骤进行说明：i 取值 2，通过第 i (2) 个下采样模块（下采样模块 2）中的下采样子模块 2 对输入的第 i (2) 个下采样模块的图片表征向量 501 进行下采样处理，得到第 i (2) 个下采样后的图片表征向量 502；通过第一条件生成子模块 2，使用所述第一噪声向量，对所述第 i (2) 个下采样后的图片表征向量 502 进行所述加噪处理，得到第 i (2) 个加噪后的图片表征向量 503。

作为一种可选的方案,所述第一条件生成子模块包括第一组全连接层和第二组全连接层,所述通过所述第*i*个下采样模块中的所述第一条件生成子模块,使用所述第一噪声向量,对所述第*i*个下采样后的图片表征向量进行所述加噪处理,得到第*i*个加噪后的图片表征向量,包括:

S41,将所述第一噪声向量通过所述第一组全连接层,输出第一控制向量;

将所述第一噪声向量通过所述第二组全连接层,输出第二控制向量;

S42,根据所述第一控制向量和所述第二控制向量,对所述第*i*个下采样后的图片表征向量进行所述加噪处理,得到所述第*i*个加噪后的图片表征向量。

可选的,在本实施例中,如图6所示,以*i*取值2为例,对条件生成子模块对图片表征向量进行加噪处理的过程进行说明:通过第*i*(2)个下采样模块(下采样模块2)中的第一条件生成子模块2,使用所述第一噪声向量202,对所述第*i*(2)个下采样后的图片表征向量502进行所述加噪处理,得到第*i*(2)个加噪后的图片表征向量503,包括:将所述第一噪声向量202,通过第一条件生成子模块2中的第一组全连接层601,得到第一控制向量603,并将所述第一噪声向量202,通过第一条件生成子模块2中的第二组全连接层602,得到第二控制向量604;根据所述第一控制向量603和所述第二控制向量604,对所述第*i*(2)个下采样后的图片表征向量502进行所述加噪处理,得到所述第*i*(2)个加噪后的图片表征向量503。

可选的,在本实施例中,如图7所示,CAdaIN即条件生成子模块,包括4个全连接层FC(Fully Connected),分别为FC1,FC2,FC3和FC4, $N(z)$ 为上述第一噪声向量, $N(z)$ 依次通过FC1,FC2,在FC2输出之后走两条分支,分别进入FC3和FC4,其中,一条分支包括的FC1,FC2和FC3构成了上述第一组全连接层,另一条分支包括的FC1,FC2和FC4构成了上述第二组全连接层,第*i*个下采样后的图片表征向量701输入至CAdaIN之后,依次被第一组全连接层(FC1,FC2和FC3)输出的第一控制向量和第二组全连接层(FC1,FC2和FC4)输出的第二控制向量进行加噪处理,即叠加上预设噪声向量703,得到第*i*个加噪后的图片表征向量702。

可选的,上述 $N(z)$ 为上述第一噪声向量, $N(z)$ 输入至CAdaIN中之后,还可以对第一噪声向量 $N(z)$ 进行采样,得到8维高斯噪声采样信号704,然后,通过4层连续的全连接层(FC1,FC2,FC3和FC4),将8维高斯噪声采样信号704编码为128维的隐控制向量,通过该隐控制向量,调整输入特征图的均值和方差。

可选的,关于上述对第一噪声向量 $N(z)$ 进行采样,得到8维高斯噪声采样信号704的采样方式在此进行说明:第一噪声向量 $N(z)$ 的维度大于或者等于8维,比如10维,那么,可以保留原有10维中每维值的先后顺序,任意抽取8个维度的值作为8维高斯噪声采样信号。

作为一种可选的方案,根据所述第一控制向量和所述第二控制向量,对所述第*i*个下采样后的图片表征向量进行所述加噪处理,得到所述第*i*个加噪后的图片表征向量,包括:

S51,将所述第一控制向量与所述第*i*个下采样后的图片表征向量进行相乘,得到第一图片表征向量,并将所述第一图片表征向量与所述第二控制向量进行相加,得到第二图片表征向量,其中,所述第一控制向量是根据采样向量确定得到的控制向量,所述第二控制向量是根据所述采样向量确定得到的控制向量,所述采样向量是对所述第一噪声向量进行采样得到的向量;

S52,将所述第二图片表征向量确定为所述第*i*个加噪后的图片表征向量,或者,将所述第二图片表征向量与预设噪声向量进行相加,得到所述第*i*个加噪后的图片表征向量,其中,所述预设噪声向量、所述采样向量与所述第二图片表征向量具有相同的维度。

可选的,在本实施例中,上述过程可以但不限于通过如下计算方式实现:

通过以下公式得到 X_1 :

$$X_1 = fc_1(w(z))X_i + fc_2(w(z))$$

其中, $w(z)$ 为对所述第一噪声向量进行采样得到的采样向量, $fc_1(w(z))$ 为所述第一控制向量, $fc_2(w(z))$ 为所述第二控制向量, X_1 为所述第*i*个下采样后的图片表征向量;

将 X_1 确定为所述第*i*个加噪后的图片表征向量;或者,将 X_1 与预设噪声向量进行叠加,得到所述第*i*个加噪后的图片表征向量,所述预设噪声向量、所述采样向量与所述 X_1 具有相同的维度。

可选的,在本实施例中, $w(z)$ 为对所述第一噪声向量进行采样得到的采样向量,该采样向量即为上述8维高斯噪声采样信号704。

可选的，在本实施例中，第 i 个加噪后的图片表征向量的确定方式包括以下两种：

1) 不加噪，将 X_1 直接确定为所述第 i 个加噪后的图片表征向量；

2) 将 X_1 与图 7 中的预设噪声向量 703 进行叠加，得到所述第 i 个加噪后的图片表征向量，区别于第 1) 种，在输出位置增加一个同尺度的预设噪声向量，可以进一步增加生成样本（可以理解为加噪后的图片表征向量）的多样性。

作为一种可选的方案，所述依次使用所述 Q 个上采样模块，对所述第 P 个加噪后的图片表征向量进行所述上采样操作，得到第 Q 个加噪后的图片表征向量，包括：

S61，通过以下步骤得到第 j 个加噪后的图片表征向量，其中， j 为大于或等于 1、且小于或等于 Q 的正整数：

通过第 j 个上采样模块中的所述上采样子模块，对输入到所述第 j 个上采样模块的图片表征向量进行所述上采样处理，得到第 j 个上采样后的图片表征向量；

通过所述第 j 个上采样模块中的所述第二条件生成子模块，使用所述第一噪声向量，对所述第 j 个上采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到第 j 个加噪后的图片表征向量。

可选的，在本实施例中，如图 8 所示，以 j 取值 1 为例，对第 j (1) 个加噪后的图片表征向量的生成的步骤进行说明： j 取值 1，通过第 j (1) 个上采样模块（上采样模块 1）中的上采样子模块 1，对输入所述第 j (1) 个上采样模块的图片表征向量 801 进行所述上采样处理，得到第 j (1) 个上采样后的图片表征向量 802；通过所述第 j (1) 个上采样模块中的第二条件生成子模块 1，使用所述第一噪声向量 202，对所述第 j (1) 个上采样后的图片表征向量 802 进行所述加噪处理，得到第 j (1) 个加噪后的图片表征向量 803。

作为一种可选的方案，所述第二条件生成子模块包括第三组全连接层和第四组全连接层，所述通过第 j 个上采样模块中的所述上采样子模块，对输入到所述第 j 个上采样模块的图片表征向量进行所述上采样处理，得到第 j 个上采样后的图片表征向量，包括：

S71，将所述第一噪声向量通过所述第三组全连接层，输出第三控制向量；

将所述第一噪声向量通过所述第四组全连接层，输出第四控制向量；

S72，根据所述第三控制向量和所述第四控制向量，对所述第 j 个上采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到所述第 j 个加噪后的图片表征向量。

可选的，在本实施例中，如图 9 所示，以 j 取值 1 为例，对第二条件生成子模块对图片表征向量进行加噪处理的过程进行说明：通过第 j (1) 个上采样模块（上采样模块 1）中的上采样子模块 1，对输入所述第 j (1) 个上采样模块的图片表征向量 801 进行所述上采样处理，得到第 j (1) 个上采样后的图片表征向量 802，包括：将所述第一噪声向量 202 通过第二条件生成子模块 1 中的第三组全连接层 901，得到第三控制向量 903，并将所述第一噪声向量 202 通过第二条件生成子模块 1 中的第四组全连接层 902，得到第四控制向量 904；根据所述第三控制向量 903 和所述第四控制向量 904，对所述第 j (1) 个上采样后的图片表征向量 802 进行所述加噪处理，得到所述第 j (1) 个加噪后的图片表征向量 803。

可选的，在本申请实施例中，第一条件生成子模块的结构和第二条件生成子模块的结构，可以相同，参考图 7，在此不做赘述。

作为一种可选的方案，根据所述第三控制向量和所述第四控制向量，对所述第 j 个上采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到所述第 j 个加噪后的图片表征向量，还包括：

S81，将所述第三控制向量与所述第 j 个上采样后的图片表征向量进行相乘，得到第三图片表征向量，并将所述第三图片表征向量与所述第四控制向量进行相加，得到第四图片表征向量，其中，所述第三控制向量是根据采样向量确定得到的控制向量，所述第四控制向量是根据所述采样向量确定得到的控制向量，所述采样向量是对所述第一噪声向量进行采样得到的向量；

S82，将所述第四图片表征向量确定为所述第 j 个加噪后的图片表征向量，或者，将所述第四图片表征向量与预设噪声向量进行相加，得到所述第 j 个加噪后的图片表征向量，其中，所述预设噪声向量、所述采样向量与所述第四图片表征向量具有相同的维度。

可选的，在本实施例中，上述过程可以但不限于通过如下计算方式实现：

通过以下公式得到 X_2 ：

$$X_2 = fc_1(w(z))X_j + fc_2(w(z))$$

其中, $w(z)$ 为从所述第一噪声向量中采样的采样向量, $fc_1(w(z))$ 为所述第三控制向量, $fc_2(w(z))$ 为所述第四控制向量, X_j 为所述第 j 个下采样后的图片表征向量;

将 X_2 确定为所述第 j 个加噪后的图片表征向量; 或者, 将 X_2 与预设噪声向量进行叠加, 得到所述第 j 个加噪后的图片表征向量, 所述预设噪声向量、所述采样向量与所述 X_2 具有相同的维度。

可选的, 在本实施例中, 根据所述第三控制向量和所述第四控制向量, 对所述第 j 个上采样后的图片表征向量进行所述加噪处理, 得到所述第 j 个加噪后的图片表征向量的过程与上述根据所述第一控制向量和所述第二控制向量, 对所述第 i 个下采样后的图片表征向量进行所述加噪处理, 得到所述第 i 个加噪后的图片表征向量类似, 在此不做赘述。

作为一种可选的方案, 所述根据所述模拟掌纹图片, 确定所述模拟掌纹图片的初始的图片表征向量, 还包括:

S91, 对所述模拟掌纹图片进行第一卷积处理, 得到所述初始的图片表征向量;

所述根据所述第 Q 个加噪后的图片表征向量, 生成所述目标掌纹图片, 还包括:

S92, 对所述第 Q 个加噪后的图片表征向量进行第二卷积处理, 得到所述目标掌纹图片。

可选的, 在本实施例中, 如图 10 所示, 下采样模块 1 作为目标掌纹图片生成器中第一个接收图片表征向量的采样模块, 其接收的是初始的图片表征向量 1001, 而其余的采样模块均接收上一个采样模块输出的加噪后的图片表征向量 1002, 上述初始的图片表征向量是基于模拟掌纹图片生成的 1001, 具体方式可以为对所述模拟掌纹图片进行第一卷积处理 1003, 得到所述初始的图片表征向量。

此外, 以 Q 取值 2 为例, 上采样模块 2 作为目标掌纹图片生成器中最后一个输出图片表征向量的采样模块, 其输出的第 Q (2) 个加噪后的图片表征向量 1004, 经过第二卷积处理 1005 之后, 生成目标掌纹图片 1006。

作为一种可选的方案, 还包括:

S101, 使用一组模拟掌纹样本图片和一组第一真实掌纹图片, 对待训练的掌纹图片生成器进行多轮训练, 直到所述待训练的掌纹图片生成器对应的目标损失值满足预设的收敛条件;

将训练结束时的掌纹图片生成器, 确定为所述目标掌纹图片生成器;

其中, 在训练过程中, 所述待训练的掌纹图片生成器, 依次对所述模拟掌纹样本图片进行多次下采样操作和多次上采样操作, 生成掌纹图片; 其中,

训练中的下采样操作用于对输入的图片表征向量进行下采样处理, 得到下采样后的图片表征向量, 并使用中间噪声向量, 对下采样后的图片表征向量进行加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量; 其中,

在训练中第一次的下采样操作中输入的图片表征向量是所述模拟掌纹样本图片的初始的图片表征向量,

所述中间噪声向量是对所述第一真实掌纹图片进行编码所得到的图片表征向量, 或者, 是预设的噪声向量;

训练中的上采样操作用于对输入的图片表征向量进行上采样处理, 得到上采样后的图片表征向量, 并使用所述中间噪声向量, 对上采样后的图片表征向量进行加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量;

所述目标损失值是至少根据第一损失值确定得到的损失值, 其中,

所述第一损失值是生成的掌纹图片与所述第一真实掌纹图片之间的损失值,

在确定所述第一损失值时, 所述中间噪声向量是对所述第一真实掌纹图片进行编码所得到的图片表征向量。

可选的, 在本实施例中, 如图 11 所示, 使用一组模拟掌纹样本图片 (比如, 模拟掌纹样本图片 1, 模拟掌纹样本图片 2 和模拟掌纹样本图片 3) 和一组第一真实掌纹图片 (第一真实掌纹图片 1, 第一真实掌纹图片 2 和第一真实掌纹图片 3), 对待训练的掌纹图片生成器进行多轮训练, 直到所述待训练的掌纹图片生成器对应的目标损失值满足预设的收敛条件, 结束训练, 将结束训练时的所述待训练的掌纹图片生成器确定为所述目标掌纹图片生成器, 其中, 所述待训练的掌纹图片生成器中包括待训练的 P 个下采样模块和 Q 个上采样模块。

作为一种可选的方案,所述使用一组模拟掌纹样本图片和一组第一真实掌纹图片对待训练的掌纹图片生成器进行多轮训练,包括:

S111,通过以下步骤对所述待训练的掌纹图片生成器进行第 k 轮训练,其中, k 为大于或等于 2 的正整数:

对第 k 轮使用的第一真实掌纹图片进行编码,得到第 k 轮的图片表征向量;

将所述第 k 轮的图片表征向量和第 k 轮使用的第一模拟掌纹样本图片,输入到第 $k-1$ 轮训练后得到的掌纹图片生成器,得到第 k 轮生成的第一掌纹图片;

根据所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片和所述第 k 轮生成的第一掌纹图片,确定第 k 轮的第一损失值;

根据所述第 k 轮的第一损失值,确定第 k 轮的目标损失值;

当所述第 k 轮的目标损失值不满足所述收敛条件时,对第 $k-1$ 轮训练后得到的掌纹图片生成器中的参数进行调整,得到第 k 轮训练后得到的掌纹图片生成器;

当所述第 k 轮的目标损失值满足所述收敛条件时,结束训练。

可选的,在本实施例中,如图 12 所示,待训练的掌纹图片生成器 (G) 根据输入的模拟掌纹样本图片 (A) 和输入的第一真实掌纹图片 (B) 生成的掌纹图片 (B'); 第一损失值 (L_1) 是掌纹图片 (B') 与第一真实掌纹图片 (B) 之间的损失值; 上述待训练的掌纹图片生成器 (G) 根据输入的模拟掌纹样本图片 (A) 和输入的第一真实掌纹图片 (B) 生成的掌纹图片 (B') 的过程可以为: 第一真实掌纹图片 (B) 经过编码器,得到编码后的第 k 轮的图片表征向量 $Q(z|B)$, 将图片表征向量和模拟掌纹样本图片 (A) 输入待训练的掌纹图片生成器 (G), 得到掌纹图片 (B')。

通过以下步骤对待训练的掌纹图片生成器进行第 k 轮训练,其中, k 为大于或等于 2 的正整数: 对第 k 轮使用的第一真实掌纹图片 (B) 进行编码 (可以使用编码器 E 进行编码), 得到第 k 轮的图片表征向量 ($Q(z|B)$); 将所述第 k 轮的图片表征向量 ($Q(z|B)$) 和第 k 轮使用的第一模拟掌纹样本图片 (A) 输入到第 $k-1$ 轮训练后得到的掌纹图片生成器 (G), 得到第 k 轮生成的第一掌纹图片 (B'); 根据所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片 (B) 和所述第 k 轮生成的第一掌纹图片 (B'), 确定第 k 轮的第一损失值 (L_1); 根据所述第 k 轮的第一损失值 (L_1) 确定第 k 轮的目标损失值; 在所述第 k 轮的目标损失值不满足预设的所述收敛条件的情况下,对第 $k-1$ 轮训练后得到的掌纹图片生成器中的参数进行调整,得到第 k 轮训练后得到的掌纹图片生成器; 在所述第 k 轮的目标损失值满足预设的所述收敛条件的情况下,结束训练。

作为一种可选的方案,所述根据所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片和所述第 k 轮生成的第一掌纹图片,确定第 k 轮的第一损失值,包括:

S121, 获取所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片与所述第 k 轮生成的第一掌纹图片中相同位置上 R 个像素点的像素值之间的像素差值,得到 R 个像素差值,其中, R 为大于或等于 2 的正整数;

S122, 将所述 R 个像素差值的和值确定为所述第 k 轮的第一损失值

可选的,在本实施例中,上述过程可以但不限于通过如下计算方式实现:

通过以下公式得到 L_1 :

$$L_1 = \sum_{r=1}^R |B_r, B'_r|$$

其中, B_r 为所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片的第 r 个像素点的第一像素值, B'_r 为所述第 k 轮生成的第一掌纹图片的第 r 个像素点的第二像素值,所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片和所述第 k 轮生成的第一掌纹图片均包括 R 个像素点, $|B_r, B'_r|$ 为所述第一像素值与所述第二像素值之间的相似度;

将 L_1 确定为所述第 k 轮的第一损失值。

可选的,在本实施例中,关于根据所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片和所述第 k 轮生成的第一掌纹图片,确定第 k 轮的第一损失值的方式在此进行说明: 第一真实掌纹图片和第一掌纹图片均为图片格式,上述计算 L_1 的公式中 R 表示第一真实掌纹图片和第一掌纹图片各自像素点的数量, B_r 为所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片的第 r 个像素点的第一像素值, B'_r 为所述第 k 轮生成的第一掌纹图片的第 r 个像素点的第二像素值,通过比对 R 个像素点中任意两个具有对应关系的像素点的第一像素

值和第二像素值，得到第一损失值 L_1 。

作为一种可选的方案，所述对待训练的掌纹图片生成器进行第 k 轮训练，还包括：

S131，通过已训练的目标判别器，对所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片和所述第 k 轮生成的第一掌纹图片进行判别，得到第 k 轮的第一判别结果；根据所述第 k 轮的第一判别结果，确定第 k 轮的第二损失值；

作为一种可选的方案，所述根据所述第 k 轮的第一损失值确定第 k 轮的目标损失值，包括：

S132，根据所述第 k 轮的第一损失值、所述第 k 轮的第二损失值，确定所述第 k 轮的目标损失值。

可选的，在本实施例中，如图13所示，待训练的掌纹图片生成器（G）根据输入的模拟掌纹样本图片（A）和输入的第一真实掌纹图片（B）生成的掌纹图片（B'）；第一损失值（ L_1 ）是掌纹图片（B'）与第一真实掌纹图片（B）之间的损失值；通过已训练的目标判别器（D）对所述输入的第一真实掌纹图片（B）和所述生成的掌纹图片（B'）进行判别，得到目标判别结果，所述第二损失值（ LD_1 ）是根据目标判别结果确定的损失值。上述待训练的掌纹图片生成器（G）根据输入的模拟掌纹样本图片（A）和输入的第一真实掌纹图片（B）生成的掌纹图片（B'）的过程可以为：第一真实掌纹图片（B）经过编码器，得到编码后的第 k 轮的图片表征向量 $Q(z|B)$ ，将图片表征向量和模拟掌纹样本图片（A）输入待训练的掌纹图片生成器（G），得到掌纹图片（B'）。

通过以下步骤对待训练的掌纹图片生成器进行第 k 轮训练，其中， k 为大于或等于2的正整数：对第 k 轮使用的第一真实掌纹图片（B）进行编码（可以使用编码器E进行编码），得到第 k 轮的图片表征向量（ $Q(z|B)$ ）；将所述第 k 轮的图片表征向量（ $Q(z|B)$ ）和第 k 轮使用的第一模拟掌纹样本图片（A）输入到第 $k-1$ 轮训练后得到的掌纹图片生成器（G），得到第 k 轮生成的第一掌纹图片（B'）；根据所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片（B）和所述第 k 轮生成的第一掌纹图片（B'），确定第 k 轮的第一损失值（ L_1 ）；通过所述目标判别器（D）对所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片（B）和所述第 k 轮生成的第一掌纹图片（B'）进行判别，得到第 k 轮的第一判别结果；根据所述第 k 轮的第一判别结果，确定第 k 轮的第二损失值（ LD_1 ）；根据所述第 k 轮的第一损失值（ L_1 ）和所述第 k 轮的第二损失值（ LD_1 ），确定第 k 轮的目标损失值；在所述第 k 轮的目标损失值不满足预设的所述收敛条件的情况下，对第 $k-1$ 轮训练后得到的掌纹图片生成器中的参数进行调整，得到第 k 轮训练后得到的掌纹图片生成器；在所述第 k 轮的目标损失值满足预设的所述收敛条件的情况下，结束训练。

作为一种可选的方案，根据所述第 k 轮的第一判别结果，确定第 k 轮的第二损失值，包括：

S141，获取所述第一判别结果指示的所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片为真的概率，得到第一概率，以及，获取所述第一判别结果指示的所述第 k 轮生成的第一掌纹图片为真的概率，得到第二概率；

S142，将所述第一概率与所述第二概率中相同位置上的概率进行相乘，得到第一概率乘积；

S143，获取所述第一判别结果指示的所述第 k 轮生成的第一掌纹图片为假的概率，得到第三概率，以及，获取所述第一判别结果指示的所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片为假的概率，得到第四概率；

S144，将所述第三概率与所述第四概率中相同位置上的概率进行相乘，得到第二概率乘积；

S145，根据所述第一概率乘积和所述第二概率乘积，确定所述第 k 轮的第二损失值。

可选的，在本实施例中，上述过程可以但不限于通过如下计算方式之一实现：

计算方式一：

通过以下公式得到 L_{D1} ：

$$L_{D1} = -y_t \log D(x_t) - (1 - y_t) \log (1 - D(x_t))$$

其中， $\log D(x_t)$ 为所述第一判别结果指示第 k 轮使用的第一真实掌纹图片为真的概率， $\log(1 - D(x_t))$ 为所述第一判别结果指示第 k 轮使用的第一真实掌纹图片为假的概率， y_t 为所述第一判别结果指示所述第 k 轮生成的第一掌纹图片为真的概率， $(1 - y_t)$ 为所述第一判别结果指示所述第 k 轮生成的第一掌纹图片为假的概率；

将 L_{D1} 确定为所述第 k 轮的第二损失值。

计算方式二：

通过以下公式得到 L_{D1} ：

$$L_{D1} = - \sum_{t=1}^{N1} y_t \log D(x_t) - \sum_{t=1}^{N1} (1 - y_t) \log(1 - D(x_t))$$

其中, $\log D(x_t)$ 为所述第一判别结果指示第 k 轮使用的 N1 个第一真实掌纹图片中第 t 个第一真实掌纹图片为真的概率, $\log(1 - D(x_t))$ 为所述第一判别结果指示第 k 轮使用的 N1 个第一真实掌纹图片中第 t 个第一真实掌纹图片为假的概率, y_t 为所述第一判别结果指示所述第 k 轮生成的 N1 个第一掌纹图片中的第 t 个第一掌纹图片为真的概率, $(1 - y_t)$ 为所述第一判别结果指示所述第 k 轮生成的 N1 个第一掌纹图片中的第 t 个第一掌纹图片为假的概率;

将 L_{D1} 确定为所述第 k 轮的第二损失值。

可选的, 在本实施例中, 首先对目标判别器进行说明, 目标判别器可以对输入的掌纹图片进行判别, 判定该图片为真实图片还是虚假图片, 上述真实图片可以理解为目标判别器认为该图片是现实世界采集的真实的图片, 比如真实采集的掌纹图片, 相反地, 虚假图片可以理解为目标判别器认为该图片不是现实世界采集的真实的图片, 为通过技术手段合成的图片。

在本申请实施例中, 掌纹图片生成器的训练是关键之处, 对一个待训练的掌纹图片生成器进行训练, 在待训练的掌纹图片生成器生成的掌纹图片经过目标判别器, 目标判别器判别该掌纹图片为真实图片, 说明此时待训练的掌纹图片生成器生成的掌纹图片可以“以假乱真”, 那么就可以将此时的待训练的掌纹图片生成器确定为目标掌纹图片生成器。

可选的, 在本实施例中, 上述真的概率可以理解为目标判别器判别该掌纹图片为真实图片的概率, 上述假的概率可以理解为目标判别器判别该掌纹图片为虚假图片的概率。

可选的, 在本实施例中, 第 k 轮的第一判别结果可以但不限于包括使用 N1 个第一真实掌纹图片和 N1 个第一掌纹图片分别经过目标判别器进行判别, 上述判别过程可以同时使用多个进程并行执行。

作为一种可选的方案, 所述对待训练的掌纹图片生成器进行第 k 轮训练, 还包括:

S151, 将第 k 轮的噪声向量和所述第 k 轮使用的第一模拟掌纹样本图片输入到所述第 k-1 轮训练后得到的掌纹图片生成器, 得到第 k 轮生成的第二掌纹图片; 根据所述第 k 轮生成的第一掌纹图片和所述第 k 轮生成的第二掌纹图片, 确定所述第 k 轮的第三损失值;

根据所述第 k 轮的第一损失值、所述第 k 轮的第二损失值, 确定所述第 k 轮的目标损失值, 还包括:

S152, 根据所述第 k 轮的第一损失值、所述第 k 轮的第二损失值和所述第 k 轮的第三损失值, 确定所述第 k 轮的目标损失值。

可选的, 在本实施例中, 关于第一损失值和第二损失值的生成方式可以参考上图 13 的记载, 在此不做赘述, 这里仅对第三损失值确定方式进行说明, 如图 14 所示, 将第 k 轮的噪声向量 ($N(z)$) 和所述第 k 轮使用的第一模拟掌纹样本图片 (A) 输入到所述第 k-1 轮训练后得到的掌纹图片生成器 (G), 得到第 k 轮生成的第二掌纹图片 (B''); 根据所述第 k 轮生成的第一掌纹图片 (B') 和所述第 k 轮生成的第二掌纹图片 (B''), 确定所述第 k 轮的第三损失值 (LID)。

其中, 根据所述第 k 轮生成的第一掌纹图片 (B') 和所述第 k 轮生成的第二掌纹图片 (B''), 确定所述第 k 轮的第三损失值 (LID) 的方式可以但不限于为: 将第一掌纹图片 (B') 和第二掌纹图片 (B'') 输入至 Palmprint Recognition Network (掌纹识别模型), 分别提取第一掌纹图片 (B') 和第二掌纹图片 (B'') 的特征向量, 然后再根据两者的特征向量确定所述第 k 轮的第三损失值 (LID)。

作为一种可选的方案, 所述根据所述第 k 轮生成的第一掌纹图片和所述第 k 轮生成的第二掌纹图片, 确定所述第 k 轮的第三损失值, 还包括:

S161, 将所述第 k 轮生成的第一掌纹图片的第一特征向量与所述第 k 轮生成的第二掌纹图片的第二特征向量进行向量点积, 得到向量点积值;

S162, 将所述第一特征向量的模和所述第二特征向量的模进行相乘, 得到乘积值;

S163, 将所述向量点积值除以所述乘积值, 得到目标比值, 并将 1 减去所述目标比值, 得到所述第 k 轮的第三损失值。

可选的, 在本实施例中, 上述过程可以但不限于通过如下计算方式实现:

通过以下公式得到 L_{ID} :

$$L_{ID} = 1 - \frac{D_{MB}(B') \cdot D_{MB}(B'')}{\|D_{MB}(B')\| * \|D_{MB}(B'')\|}$$

其中, $D_{MB}(B')$ 为所述第 k 轮生成的第一掌纹图片的第一特征向量, $D_{MB}(B'')$ 为所述第 k 轮生成的第二掌纹图片的第二特征向量, $D_{MB}(B') \cdot D_{MB}(B'')$ 为所述第一特征向量和所述第二特征向量的点积, $\|D_{MB}(B')\|$ 为所述第一特征向量的模, $\|D_{MB}(B'')\|$ 为所述第二特征向量的模;

将 L_{ID} 确定为所述第 k 轮的第三损失值。

可选的, 在本实施例中, 将第 k 轮生成的第一掌纹图片 (B') 和第 k 轮生成的第二掌纹图片 (B'') 输入至 Palmprint Recognition Network (掌纹识别模型), 分别提取第一掌纹图片 (B') 和第二掌纹图片 (B'') 的第一特征向量 $D_{MB}(B')$ 和第二特征向量 $D_{MB}(B'')$, 然后再根据上述公式计算第 k 轮的第三损失值 (L_{ID}), 如下对计算过程进行举例:

比如, $D_{MB}(B')$ 为 (a_1, a_2, a_3) , $D_{MB}(B'')$ 为 (b_1, b_2, b_3) , 那么,

$$L_{ID} = 1 - \frac{a_1 b_1 + a_2 b_2 + a_3 b_3}{\sqrt{a_1^2 + a_2^2 + a_3^2} * \sqrt{b_1^2 + b_2^2 + b_3^2}}$$

作为一种可选的方案, 所述对待训练的掌纹图片生成器进行第 k 轮训练, 还包括:

S171, 根据所述第 k 轮的噪声向量和所述第 k 轮的图片表征向量, 确定所述第 k 轮的第四损失值。

所述根据所述第 k 轮的第一损失值、所述第 k 轮的第二损失值和所述第 k 轮的第三损失值, 确定所述第 k 轮的目标损失值, 还包括:

S172, 根据所述第 k 轮的第一损失值、所述第 k 轮的第二损失值、所述第 k 轮的第三损失值和所述第 k 轮的第四损失值, 确定所述第 k 轮的目标损失值。

可选的, 在本实施例中, 关于第一损失值、第二损失值和第三损失值的生成方式可以参考上图 13 和上图 14 的记载, 在此不做赘述, 这里仅对第四损失值确定方式进行说明, 如图 15 所示, 根据所述第 k 轮的噪声向量 ($N(z)$) 和所述第 k 轮的图片表征向量 ($Q(z|B)$), 确定所述第 k 轮的第四损失值 (L_{KL}), 其中, 第四损失值 (L_{KL}) 可以约束第 k 轮的图片表征向量 ($Q(z|B)$), 约束其与第 k 轮的噪声向量 ($N(z)$) 分布一致性, 其中, 需要说明的是, 第 k 轮的噪声向量 ($N(z)$) 可以但不限于为原始高斯噪声, 即白噪声。

作为一种可选的方案, 所述根据所述第 k 轮的噪声向量和所述第 k 轮的图片表征向量, 确定所述第 k 轮的第四损失值, 还包括:

S181, 获取所述第 k 轮的图片表征向量中每维的值, 以及, 获取所述第 k 轮的噪声向量中每维的值, 其中, 所述第 k 轮的图片表征向量与所述第 k 轮的噪声向量的总维数相同;

S182, 根据所述第 k 轮的图片表征向量中每维的值和所述第 k 轮的噪声向量中每维的值确定所述第 k 轮的第四损失值。

可选的, 在本实施例中, 上述过程可以但不限于通过如下计算方式实现:

通过以下公式得到 L_{KL} :

$$L_{KL} = \sum_{m=1}^M Q(z_m) * \log \frac{Q(z_m)}{N(z_m)}$$

其中, $Q(z_m)$ 为所述第 k 轮的图片表征向量中第 m 维的值, $N(z_m)$ 为所述第 k 轮的噪声向量中第 m 维的值, 第 k 轮的图片表征向量与所述第 k 轮的噪声向量的总维数均为 M;

将 L_{KL} 确定为所述第 k 轮的第四损失值。

可选的, 在本实施例中, 如下对 L_{KL} 的计算过程进行举例:

以 M 取值 8, m 取值 3 为例, 比如, 第 k 轮的图片表征向量与所述第 k 轮的噪声向量的总维数均为 8, 第 k 轮的图片表征向量为 $(c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7, c_8)$, 第 k 轮的噪声向量为 $(d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7, d_8)$, 那么 $Q(z_3)$ 的值为 c_3 , $N(z_3)$ 的值为 d_3 , 之后代入上述公式计算, 如此, 将 8 维数据进行求和, 得到第四损失值 L_{KL} 。

作为一种可选的方案, 所述对待训练的掌纹图片生成器进行第 k 轮训练, 还包括:

S191, 通过所述目标判别器, 对所述第 k 轮使用的第二真实掌纹图片和所述第 k 轮生成的第二掌

纹图片进行判别,得到第k轮的第二判别结果;根据所述第k轮的第二判别结果,确定第k轮的第五损失值;

所述根据所述第k轮的第一损失值、所述第k轮的第二损失值、所述第k轮的第三损失值和所述第k轮的第四损失值,确定所述第k轮的目标损失值,还包括:

S192,根据所述第k轮的第一损失值、所述第k轮的第二损失值、所述第k轮的第三损失值、所述第k轮的第四损失值和所述第k轮的第五损失值,确定所述第k轮的目标损失值。

可选的,在本实施例中,可选的,在本实施例中,关于第一损失值,第二损失值,第三损失值和第四损失值的生成方式可以参考上图13,上图14和上图15的记载,在此不做赘述,这里仅对第五损失值确定方式进行说明,如图16所示,通过所述目标判别器(D)对所述第k轮使用的第二真实掌纹图片(C)和所述第k轮生成的第二掌纹图片(B'')进行判别,得到第k轮的第二判别结果;根据所述第k轮的第二判别结果,确定第k轮的第五损失值(LD2)。

可选的,在本实施例中,第k轮使用的第二真实掌纹图片(C)与第k轮使用的第一真实掌纹图片分属两个不同的人的真实掌纹图片,即两者的掌纹特征不同。

作为一种可选的方案,所述根据所述第k轮的第二判别结果,确定第k轮的第五损失值,还包括:

S201,获取所述第二判别结果指示的所述第k轮使用的第二真实掌纹图片为真的概率,得到第五概率,以及,获取所述第二判别结果指示的所述第k轮生成的第二掌纹图片为真的概率,得到第六概率;

S202,将所述第五概率与所述第六概率中相同位置上的概率进行相乘,得到第三概率乘积;

S203,获取所述第二判别结果指示的所述第k轮使用的第二真实掌纹图片为假的概率,得到第七概率,以及,获取所述第二判别结果指示的所述第k轮生成的第二掌纹图片为假的概率,得到第八概率;

S204,将所述第七概率与所述第八概率中相同位置上的概率进行相乘,得到第四概率乘积;

S205,根据所述第三概率乘积和所述第四概率乘积,确定所述第k轮的第五损失值。

可选的,在本实施例中,上述过程可以但不限于通过如下计算方式之一实现:

计算方式一:

通过以下公式得到LD2

$$L_{D2} = -y_v \log D(x_v) - (1 - y_v) \log (1 - D(x_v)),$$

其中, $\log D(x_v)$ 为所述第二判别结果指示第k轮使用的第二真实掌纹图片为真的概率, $\log(1 - D(x_v))$ 为所述第二判别结果指示第k轮使用的第二真实掌纹图片为假的概率, y_v 为所述第二判别结果指示所述第k轮生成的第二掌纹图片为真的概率, $(1 - y_v)$ 为所述第二判别结果指示所述第k轮生成的第二掌纹图片为假的概率;

将LD2确定为所述第k轮的第五损失值。

计算方式二:

通过以下公式得到LD2:

$$L_{D2} = - \sum_{v=1}^{N2} y_v \log D(x_v) - \sum_{v=1}^{N2} (1 - y_v) \log (1 - D(x_v))$$

其中, $\log D(x_v)$ 为所述第二判别结果指示第k轮使用的N2个第二真实掌纹图片中第v个第二真实掌纹图片为真的概率, $\log(1 - D(x_v))$ 为所述第二判别结果指示第k轮使用的N2个第二真实掌纹图片中第v个第二真实掌纹图片为假的概率, y_v 为所述第二判别结果指示所述第k轮生成的N2个第二掌纹图片中的第v个第二掌纹图片为真的概率, $(1 - y_v)$ 为所述第二判别结果指示所述第k轮生成的N2个第二掌纹图片中的第v个第二掌纹图片为假的概率;

将LD2确定为所述第k轮的第五损失值。

可选的,在本实施例中,第五损失值LD2与第二损失值LD1的计算过程类似,可以参考上述记载的第二损失值LD1的计算方式计算第五损失值LD2,在此不做赘述。

作为一种可选的方案,还包括:

S212,使用掌纹图片集合,对待训练的掌纹图片匹配模型进行训练,得到目标掌纹图片匹配模型,

其中，

所述掌纹图片集合包括所述目标掌纹图片和其他掌纹图片，其中，生成所述其他掌纹图片的方式，与生成所述目标掌纹图片的方式相同；

所述目标掌纹图片匹配模型用于对输入的一组掌纹图片进行匹配，所述一组掌纹图片包括待确认的掌纹图片和已采集的掌纹图片。

可选的，在本实施例中，掌纹图片集合中除所述目标掌纹图片之外的掌纹图片是按照与所述目标掌纹图片的生成方式相同的生成方式生成的掌纹图片，生成的方式可以但不限于为通过调节 P 个下采样模块和 Q 个上采样模块中相同的条件生成子模块的参数实现输出不同模态的掌纹图片，作为掌纹图片集合，其中，一个掌纹图片集合中任意两张掌纹图片的掌纹线特征保持一致，均取自模拟掌纹图片中的模拟掌纹曲线，由于各自生成过程中条件生成子模块的参数不同，因此可以实现输出的模态不同。

作为一种可选的方案，还包括：

S222，对贝塞尔曲线进行组合，得到所述模拟掌纹曲线，其中，所述目标类型的曲线包括所述贝塞尔曲线；

S223，生成包括所述模拟掌纹曲线的所述模拟掌纹图片。

可选的，在本实施例中，模拟掌纹图片包括对目标类型的曲线进行组合得到的模拟掌纹曲线，其中，目标类型的曲线可以但不限于为贝塞尔曲线，目标类型的曲线进行组合可以但不限于为多条贝塞尔曲线的自由组合，或者按照与手掌掌纹特征类似的规律进行排布组合。

需要说明的是，本申请提出了一种掌纹图片的生成方法，可以理解作为一种多模态的掌纹生成方法。通过对抗生成网络各模块中加入条件生成子模块，增强模型对多样性样本的学习能力，通过控制条件概率，可以同时生成不同模态的掌纹图片样本，从而实现可见光模态和红外模态的多模态掌纹生成能力，使用生成的掌纹图片样本训练掌纹图片匹配模型，增强掌纹图片匹配模型对不同模态图像的拟合效果，此外，同时增加孪生身份保护模块，用于保持同身份掌纹线的一致性。

如图 17 所示，主要由两个模块构成：

一个是多样性生成模块 1701，用于增加生成样本的类内多样性；

另一个是身份一致性保证模块 (ID Consistency Constraint) 1702，用于控制样本的类内身份一致性。

掌纹图片生成器生成的拟真图像 B' (可以理解为上述第一掌纹图片)，通过真实掌纹图像 B (可以理解为上述第一真实掌纹图片) 计算 $L1$ ，来约束生成 B' 的皮肤肌肉纹理真实性；为了约束 $Q(z|B)$ ，计算其与 $N(z)$ 之间的 KL 散度，作为损失函数，约束其与 $N(z)$ 分布一致性；得到的 B' ，会与 B 通过目标判别器 D ，目标判别器由三层卷积神经网络组成。判别器会分别提取 B' 和 B 的特征，然后使用对抗损失用于优化生成 B' 的真实性。

为了增加生成样本的多样性，设计了一个条件生成子模块，用于提升生成样本的多样性；如图 18 所示，目标掌纹图片生成器的整体结构可以由 7 层下采样模块和 6 层上采样模块构成，每个下采样模块和每个上采样模块都包含了一个条件生成子模块 CAdaIN。

一、多样性生成模块

训练阶段：多样性生成模块首先通过编码器 E 将真实掌纹图像 B 映射到高斯噪声域向量 $Q(z|B)$ (可以理解为上述图片表征向量)，生成器 G (可以理解为上述掌纹图片生成器) 利用未配对的贝塞尔掌纹线 A (可以理解为上述第一模拟掌纹图片) 作为条件，将编码的噪声域向量 $Q(z|B)$ 重新映射回掌纹图像域。贝塞尔掌纹线 A 是通过组合不同贝塞尔曲线来组成的类掌纹曲线。

推理阶段：将自定义的贝塞尔掌纹线 A 与 $Q(z|B)$ 输入生成器 G ，用于生成不同模态的掌纹样本 (可以理解为上述目标掌纹图片)。

其中，如图 19 所示，编码器 E 的结构由 4 个 RB (Residual Blocks, 残差块) 和 1 层全连接层 (FC) 组成。图中 BN 表示 Batch Normalization 层，LReLU 表示 leakyReLU 层，conv 表示卷积层，avgpool 表示平均池化层，FC 表示全连接层，Flatten 是一个用于将多维数组展平为一维数组的函数。

二、身份一致性保证模块

为了保证生成拟真手掌的同类内的身份一致性，我们提出了身份一致性保证模块。其使用了一个孪生结构，对同一个输入贝塞尔掌纹线 A ，使用新的随机控制隐向量 $N(z)$ ，输入到生成器 G 中，生成一个新的拟真掌纹 B'' ， B' 和 B'' 会分别输入到一个基于真实掌纹图像预训练的掌纹特征提取模型中，

提取 512 维特征向量, 根据提取的特征向量计算两者的余弦相似度, 并通过 LID 来约束类内样本的一致性。

需要说明的是, 通过本申请提出的掌纹图片的生成方法可以使用单张贝塞尔曲线(可以理解为上述模拟掌纹图片)生成的不同模态掌纹效果图, 通过调节输入随机噪声 ($N(z)$), 生成各类模态的手掌(可以理解为上述目标掌纹图片), 包括各种可见光以及红外黑白图像。如图 20 所示, 通过掌纹图片的生成方法, 可以依据单张模拟掌纹图片生成不同模态的目标掌纹图片, 比如: 模拟掌纹图片 1, 模拟掌纹图片 2, 模拟掌纹图片 3, 模拟掌纹图片 4 分别都可以生成 12 张目标掌纹图片, 以模拟掌纹图片 1 为例, 通过模拟掌纹图片 1 和第一噪声向量生成目标掌纹图片 1 之后, 可以输入另一个第一噪声向量, 或者调整第一噪声向量, 以输出模态与目标掌纹图片 1 不同, 但是掌纹线一致(均与模拟掌纹图片 1 一致)的目标掌纹图片 2, 依次类推, 可以生成更多其他模态的目标掌纹图片。验证了我们提出的 CAdaIN 模块的有效性。同时, 单张贝塞尔曲线下的生成手掌掌纹线均一致, 没有多余手掌出现。显示了我们提出的身份一致性保证模块的有效性。

需要说明的是, 对于前述的各方法实施例, 为了简单描述, 故将其都表述为一系列的动作组合, 但是本领域技术人员应该知悉, 本申请并不受所描述的动作顺序的限制, 因为依据本申请, 某些步骤可以采用其他顺序或者同时进行。其次, 本领域技术人员也应该知悉, 说明书中所描述的实施例均属于优选实施例, 所涉及的动作和模块并不一定是本申请所必须的。

根据本申请实施例的另一个方面, 还提供了一种用于实施上述掌纹图片的生成方法的掌纹图片的生成装置。图 21 是根据本申请实施例的一种掌纹图片的生成装置的结构框图, 如图 21 所示, 该装置包括:

获取单元 2002, 用于获取模拟掌纹图片, 其中, 所述模拟掌纹图片包括对目标类型的曲线进行组合得到的模拟掌纹曲线;

输入单元 2004, 用于将所述模拟掌纹图片和预设的第一噪声向量输入到已训练的目标掌纹图片生成器, 通过所述目标掌纹图片生成器依次对所述模拟掌纹图片进行多次下采样操作和多次上采样操作, 生成目标掌纹图片; 其中,

所述下采样操作用于对输入的图片表征向量进行下采样处理, 得到下采样后的图片表征向量, 并使用所述第一噪声向量, 对所述下采样后的图片表征向量进行加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量; 其中, 第一次下采样操作中输入的图片表征向量是所述模拟掌纹图片的初始的图片表征向量;

所述上采样操作用于对输入的图片表征向量进行上采样处理, 得到上采样后的图片表征向量, 并使用所述第一噪声向量, 对所述上采样后的图片表征向量进行加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量。

作为一种可选的方案, 所述输入单元, 包括:

确定模块, 用于根据所述模拟掌纹图片, 确定所述初始的图片表征向量;

第一采样模块, 用于依次使用所述 P 个下采样模块, 对所述初始的图片表征向量进行所述下采样操作, 得到第 P 个加噪后的图片表征向量, 其中, 所述 P 个下采样模块中的每个下采样模块包括下采样子模块和第一条件生成子模块,

所述下采样子模块用于对输入的图片表征向量进行所述下采样处理, 得到下采样后的图片表征向量,

所述第一条件生成子模块用于使用所述第一噪声向量, 对所述下采样后的图片表征向量进行加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量;

第二采样模块, 用于依次使用所述 Q 个上采样模块, 对所述第 P 个加噪后的图片表征向量进行所述上采样操作, 得到第 Q 个加噪后的图片表征向量, 其中, 所述 Q 个上采样模块中的每个上采样模块包括上采样子模块和第二条件生成子模块,

所述上采样子模块用于对输入的图片表征向量进行所述上采样处理, 得到上采样后的图片表征向量,

所述第二条件生成子模块用于使用所述第一噪声向量, 对所述上采样后的图片表征向量进行所述加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量;

确定模块, 用于根据所述第 Q 个加噪后的图片表征向量, 生成所述目标掌纹图片。

作为一种可选的方案, 所述第一采样模块, 还用于:

通过以下步骤得到第 i 个加噪后的图片表征向量，其中， i 为大于或等于 1、且小于或等于 P 的正整数：

通过第 i 个下采样模块中的所述下采样子模块，对输入到所述第 i 个下采样模块的图片表征向量进行所述下采样处理，得到第 i 个下采样后的图片表征向量；

通过所述第 i 个下采样模块中的所述第一条条件生成子模块，使用所述第一噪声向量，对所述第 i 个下采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到第 i 个加噪后的图片表征向量。

作为一种可选的方案，所述第一条条件生成子模块包括第一组全连接层和第二组全连接层，所述第一采样模块，用于：

将所述第一噪声向量通过所述第一组全连接层，输出第一控制向量；

将所述第一噪声向量通过所述第二组全连接层，输出第二控制向量；

根据所述第一控制向量和所述第二控制向量，对所述第 i 个下采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到所述第 i 个加噪后的图片表征向量。

作为一种可选的方案，所述第二采样模块，用于：

通过以下步骤得到第 j 个加噪后的图片表征向量，其中， j 为大于或等于 1、且小于或等于 Q 的正整数：

通过第 j 个上采样模块中的所述上采样子模块，对输入到所述第 j 个上采样模块的图片表征向量进行所述上采样处理，得到第 j 个上采样后的图片表征向量；

通过所述第 j 个上采样模块中的所述第二条条件生成子模块，使用所述第一噪声向量，对所述第 j 个上采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到第 j 个加噪后的图片表征向量。

作为一种可选的方案，所述第二条条件生成子模块包括第三组全连接层和第四组全连接层，所述第二采样模块，用于：

将所述第一噪声向量通过所述第三组全连接层，输出第三控制向量；

将所述第一噪声向量通过所述第四组全连接层，输出第四控制向量；

根据所述第三控制向量和所述第四控制向量，对所述第 j 个上采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到所述第 j 个加噪后的图片表征向量。

作为一种可选的方案，所述确定模块，用于：对所述模拟掌纹图片进行第一卷积处理，得到所述初始的图片表征向量；

所述确定模块，用于：对所述第 Q 个加噪后的图片表征向量进行第二卷积处理，得到所述目标掌纹图片。

作为一种可选的方案，所述装置还包括：

第一训练单元，用于使用一组模拟掌纹样本图片和一组第一真实掌纹图片，对待训练的掌纹图片生成器进行多轮训练，直到所述待训练的掌纹图片生成器对应的目标损失值满足预设的收敛条件；

将训练结束时的掌纹图片生成器，确定为所述目标掌纹图片生成器；

其中，在训练过程中，所述待训练的掌纹图片生成器，依次对所述模拟掌纹样本图片进行多次下采样操作和多次上采样操作，生成掌纹图片；其中，

训练中的下采样操作用于对输入的图片表征向量进行下采样处理，得到下采样后的图片表征向量，并使用中间噪声向量，对下采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向量；其中，

在训练中第一次的下采样操作中输入的图片表征向量是所述模拟掌纹样本图片的初始的图片表征向量，

所述中间噪声向量是对所述第一真实掌纹图片进行编码所得到的图片表征向量，或者，是预设的噪声向量；

训练中的上采样操作用于对输入的图片表征向量进行上采样处理，得到上采样后的图片表征向量，并使用所述中间噪声向量，对上采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向量；

所述目标损失值是至少根据第一损失值确定得到的损失值，其中，

所述第一损失值是生成的掌纹图片与所述第一真实掌纹图片之间的损失值，

在确定所述第一损失值时，所述中间噪声向量是对所述第一真实掌纹图片进行编码所得到的图片表征向量。

作为一种可选的方案，所述第一训练单元，包括：

训练模块，用于通过以下步骤对所述待训练的掌纹图片生成器进行第 k 轮训练，其中， k 为大于或等于 2 的正整数：

对第 k 轮使用的第一真实掌纹图片进行编码，得到第 k 轮的图片表征向量；

将所述第 k 轮的图片表征向量和第 k 轮使用的第一模拟掌纹样本图片，输入到第 $k-1$ 轮训练后得到的掌纹图片生成器，得到第 k 轮生成的第一掌纹图片；

根据所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片和所述第 k 轮生成的第一掌纹图片，确定第 k 轮的第一损失值；

根据所述第 k 轮的第一损失值，确定第 k 轮的目标损失值；

当所述第 k 轮的目标损失值不满足所述收敛条件时，对第 $k-1$ 轮训练后得到的掌纹图片生成器中的参数进行调整，得到第 k 轮训练后得到的掌纹图片生成器；

当所述第 k 轮的目标损失值满足所述收敛条件时，结束训练。

作为一种可选的方案，所述训练模块，还用于：通过已训练的目标判别器，对所述第 k 轮使用的第一真实掌纹图片和所述第 k 轮生成的第一掌纹图片进行判别，得到第 k 轮的第一判别结果；根据所述第 k 轮的第一判别结果，确定第 k 轮的第二损失值；

根据训练模块，还用于：根据所述第 k 轮的第一损失值、所述第 k 轮的第二损失值，确定所述第 k 轮的目标损失值。

作为一种可选的方案，所述训练模块，还用于：将第 k 轮的噪声向量和所述第 k 轮使用的第一模拟掌纹样本图片输入到所述第 $k-1$ 轮训练后得到的掌纹图片生成器，得到第 k 轮生成的第二掌纹图片；根据所述第 k 轮生成的第一掌纹图片和所述第 k 轮生成的第二掌纹图片，确定所述第 k 轮的第三损失值；

训练模块，还用于：根据所述第 k 轮的第一损失值、所述第 k 轮的第二损失值和所述第 k 轮的第三损失值，确定所述第 k 轮的目标损失值。

作为一种可选的方案，所述训练模块，还用于：根据所述第 k 轮的噪声向量和所述第 k 轮的图片表征向量，确定所述第 k 轮的第四损失值；

所述训练模块，还用于：根据所述第 k 轮的第一损失值、所述第 k 轮的第二损失值、所述第 k 轮的第三损失值和所述第 k 轮的第四损失值，确定所述第 k 轮的目标损失值。

作为一种可选的方案，所述训练模块，还用于：通过所述目标判别器，对所述第 k 轮使用的第二真实掌纹图片和所述第 k 轮生成的第二掌纹图片进行判别，得到第 k 轮的第二判别结果；根据所述第 k 轮的第二判别结果，确定第 k 轮的第五损失值；

所述训练模块，还用于：根据所述第 k 轮的第一损失值、所述第 k 轮的第二损失值、所述第 k 轮的第三损失值、所述第 k 轮的第四损失值和所述第 k 轮的第五损失值，确定所述第 k 轮的目标损失值。

作为一种可选的方案，所述装置还包括：

第二训练单元，用于

使用掌纹图片集合，对待训练的掌纹图片匹配模型进行训练，得到目标掌纹图片匹配模型，其中，

所述掌纹图片集合包括所述目标掌纹图片和其他掌纹图片，其中，生成所述其他掌纹图片的方式，与生成所述目标掌纹图片的方式相同；

所述目标掌纹图片匹配模型用于对输入的一组掌纹图片进行匹配，所述一组掌纹图片包括待确认的掌纹图片和已采集的掌纹图片。

作为一种可选的方案，所述装置还包括：

组合单元，用于对贝塞尔曲线进行组合，得到所述模拟掌纹曲线，其中，所述目标类型的曲线包括所述贝塞尔曲线；

生成单元，用于生成包括所述模拟掌纹曲线的所述模拟掌纹图片。

根据本申请实施例的又一个方面，还提供了一种用于实施上述掌纹图片的生成方法的电子设备，该电子设备可以是终端设备或服务器。本实施例以该电子设备为服务器为例来说明。如图 22 所示，该

电子设备包括存储器 2102 和处理器 2104, 该存储器 2102 中存储有计算机程序, 该处理器 2104 被设置为通过计算机程序执行上述任一项方法实施例中的步骤。

可选地, 在本实施例中, 上述电子设备可以位于计算机网络的多个网络设备中的至少一个网络设备。

可选地, 在本实施例中, 上述处理器可以被设置为通过计算机程序执行以下步骤:

S1, 获取模拟掌纹图片, 其中, 所述模拟掌纹图片包括对目标类型的曲线进行组合得到的模拟掌纹曲线;

S2, 将所述模拟掌纹图片和预设的第一噪声向量输入到已训练的目标掌纹图片生成器, 通过所述目标掌纹图片生成器依次对所述模拟掌纹图片进行多次下采样操作和多次上采样操作, 生成目标掌纹图片; 其中,

所述下采样操作用于对输入的图片表征向量进行下采样处理, 得到下采样后的图片表征向量, 并使用所述第一噪声向量, 对所述下采样后的图片表征向量进行加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量; 其中, 第一次下采样操作中输入的图片表征向量是所述模拟掌纹图片的初始的图片表征向量;

所述上采样操作用于对输入的图片表征向量进行上采样处理, 得到上采样后的图片表征向量, 并使用所述第一噪声向量, 对所述上采样后的图片表征向量进行加噪处理, 得到加噪后的图片表征向量。

可选地, 本领域普通技术人员可以理解, 图 22 所示的结构仅为示意, 电子装置电子设备也可以是智能手机 (如 Android 手机、iOS 手机等)、平板电脑、掌上电脑以及移动互联网设备 (Mobile Internet Devices, MID)、PAD 等终端设备。图 22 其并不对上述电子装置电子设备的结构造成限定。例如, 电子装置电子设备还可包括比图 22 中所示更多或者更少的组件 (如网络接口等), 或者具有与图 22 所示不同的配置。

其中, 存储器 2102 可用于存储软件程序以及模块, 如本申请实施例中的掌纹图片的生成方法和装置对应的程序指令/模块, 处理器 2104 通过运行存储在存储器 2102 内的软件程序以及模块, 从而执行各种功能应用以及数据处理, 即实现上述的掌纹图片的生成方法。存储器 2102 可包括高速随机存储器, 还可以包括非易失性存储器, 如一个或者多个磁性存储装置、闪存、或者其他非易失性固态存储器。在一些实例中, 存储器 2102 可进一步包括相对于处理器 2104 远程设置的存储器, 这些远程存储器可以通过网络连接至终端。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。其中, 存储器 2102 具体可以但不限于用于存储物品的样本特征与目标虚拟资源账号等信息。作为一种示例, 如图 22 所示, 上述存储器 2102 中可以但不限于包括上述掌纹图片的生成装置中的获取单元 2002 及输入单元 2004。此外, 还可以包括但不限于上述掌纹图片的生成装置中的其他模块单元, 本示例中不再赘述。

可选地, 上述的传输装置 2106 用于经由一个网络接收或者发送数据。上述的网络具体实例可包括有线网络及无线网络。在一个实例中, 传输装置 2106 包括一个网络适配器 (Network Interface Controller, NIC), 其可通过网线与其他网络设备与路由器相连从而可与互联网或局域网进行通讯。在一个实例中, 传输装置 2106 为射频 (Radio Frequency, RF) 模块, 其用于通过无线方式与互联网进行通讯。

此外, 上述电子设备还包括: 显示器 2108, 用于显示上述待处理的订单信息; 和连接总线 2110, 用于连接上述电子设备中的各个模块部件。

在其他实施例中, 上述终端设备或者服务器可以是一个分布式系统中的一个节点, 其中, 该分布式系统可以为区块链系统, 该区块链系统可以是由该多个节点通过网络通信的形式连接形成的分布式系统。其中, 节点之间可以组成点对点 (P2P, Peer To Peer) 网络, 任意形式的计算设备, 比如服务器、终端等电子设备都可以通过加入该点对点网络而成为该区块链系统中的一个节点。

根据本申请的一个方面, 提供了一种计算机程序产品, 该计算机程序产品包括计算机程序/指令, 该计算机程序/指令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 2209 从网络上被下载和安装, 和/或从可拆卸介质 2211 被安装。在该计算机程序被中央处理器 2201 执行时, 执行本申请实施例提供的各种功能。

上述本申请实施例序号仅仅为了描述, 不代表实施例的优劣。

图 23 示意性地示出了用于实现本申请实施例的电子设备的计算机系统结构框图。

需要说明的是，图 23 示出的电子设备的计算机系统 2200 仅是一个示例，不应对本申请实施例的功能和使用范围带来任何限制。

如图 23 所示，计算机系统 2200 包括中央处理器 2201 (Central Processing Unit, CPU)，其可以根据存储在只读存储器 2202 (Read-Only Memory, ROM) 中的程序或者从存储部分 2208 加载到随机访问存储器 2203 (Random Access Memory, RAM) 中的程序而执行各种适当的动作和处理。在随机访问存储器 2203 中，还存储有系统操作所需的各种程序和数据。中央处理器 2201、在只读存储器 2202 以及随机访问存储器 2203 通过总线 2204 彼此相连。输入/输出接口 2205 (Input /Output 接口，即 I/O 接口) 也连接至总线 2204。

以下部件连接至输入/输出接口 2205：包括键盘、鼠标等的输入部分 2206；包括诸如阴极射线管 (Cathode Ray Tube, CRT)、液晶显示器 (Liquid Crystal Display, LCD) 等以及扬声器等的输出部分 2207；包括硬盘等的存储部分 2208；以及包括诸如局域网卡、调制解调器等的网络接口卡的通信部分 2209。通信部分 2209 经由诸如因特网的网络执行通信处理。驱动器 2210 也根据需要连接至输入/输出接口 2205。可拆卸介质 2211，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 2210 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 2208。

特别地，根据本申请的实施例，各个方法流程图中所描述的过程可以被实现为计算机软件程序。例如，本申请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 2209 从网络上被下载和安装，和/或从可拆卸介质 2211 被安装。在该计算机程序被中央处理器 2201 执行时，执行本申请的系统中限定的各种功能。

根据本申请的一个方面，提供了一种计算机可读存储介质，计算机设备的处理器从计算机可读存储介质读取该计算机指令，处理器执行该计算机指令，使得该计算机设备执行上述各种可选实现方式中提供的方法。

可选地，在本实施例中，本领域普通技术人员可以理解上述实施例的各种方法中的全部或部分步骤是可以通程序来指令终端设备相关的硬件来完成，该程序可以存储于一计算机可读存储介质中，存储介质可以包括：闪存盘、只读存储器 (Read-Only Memory, ROM)、随机存取存储器 (Random Access Memory, RAM)、磁盘或光盘等。

上述实施例中的集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用，可以存储在上述计算机可读的存储介质中。基于这样的理解，本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在存储介质中，包括若干指令用以使得一台或多台计算机设备（可为个人计算机、服务器或者网络设备等）执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。

在本申请的上述实施例中，对各个实施例的描述都各有侧重，某个实施例中没有详述的部分，可以参见其他实施例的相关描述。

在本申请所提供的几个实施例中，应该理解到，所揭露的客户端，可通过其它的方式实现。其中，以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的，例如所述单元的划分，仅仅为一种逻辑功能划分，实际实现时可以有另外的划分方式，例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统，或一些特征可以忽略，或不执行。另一点，所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口，单元或模块的间接耦合或通信连接，可以是电性或其它的形式。

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

另外，在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中，也可以是各个单元单独物理存在，也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现，也可以采用软件功能单元的形式实现。

以上所述仅是本申请的优选实施方式，应当指出，对于本技术领域的普通技术人员来说，在不脱离本申请原理的前提下，还可以做出若干改进和润饰，这些改进和润饰也应视为本申请的保护范围。

权利要求书

1. 一种掌纹图片的生成方法，由电子设备执行，包括：

获取模拟掌纹图片，其中，所述模拟掌纹图片包括对目标类型的曲线进行组合得到的模拟掌纹曲线；

将所述模拟掌纹图片和预设的第一噪声向量输入到已训练的目标掌纹图片生成器，通过所述目标掌纹图片生成器依次对所述模拟掌纹图片进行多次下采样操作和多次上采样操作，生成目标掌纹图片；其中，

所述下采样操作用于对输入的图片表征向量进行下采样处理，得到下采样后的图片表征向量，并使用所述第一噪声向量，对所述下采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向量；其中，第一次下采样操作中输入的图片表征向量是所述模拟掌纹图片的初始的图片表征向量；

所述上采样操作用于对输入的图片表征向量进行上采样处理，得到上采样后的图片表征向量，并使用所述第一噪声向量，对所述上采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向量。

2. 根据权利要求1所述的方法，其中，所述目标掌纹图片生成器包括P个下采样模块和Q个上采样模块，P、Q为正整数，所述将所述模拟掌纹图片和预设的第一噪声向量输入到已训练的目标掌纹图片生成器，通过所述目标掌纹图片生成器依次对所述模拟掌纹图片进行多次下采样操作和多次上采样操作，生成目标掌纹图片，包括：

根据所述模拟掌纹图片，确定所述初始的图片表征向量；

依次使用所述P个下采样模块，对所述初始的图片表征向量进行所述下采样操作，得到第P个加噪后的图片表征向量，其中，所述P个下采样模块中的每个下采样模块包括下采样子模块和第一条件生成子模块，

所述下采样子模块用于对输入的图片表征向量进行所述下采样处理，得到下采样后的图片表征向量，

所述第一条件生成子模块用于使用所述第一噪声向量，对所述下采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向量；

依次使用所述Q个上采样模块，对所述第P个加噪后的图片表征向量进行所述上采样操作，得到第Q个加噪后的图片表征向量，其中，所述Q个上采样模块中的每个上采样模块包括上采样子模块和第二条件生成子模块，

所述上采样子模块用于对输入的图片表征向量进行所述上采样处理，得到上采样后的图片表征向量，

所述第二条件生成子模块用于使用所述第一噪声向量，对所述上采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到加噪后的图片表征向量；

根据所述第Q个加噪后的图片表征向量，生成所述目标掌纹图片。

3. 根据权利要求2所述的方法，其中，所述依次使用所述P个下采样模块，对所述初始的图片表征向量进行所述下采样操作，得到第P个加噪后的图片表征向量，包括：

通过以下步骤得到第i个加噪后的图片表征向量，其中，i为大于或等于1、且小于或等于P的正整数：

通过第i个下采样模块中的所述下采样子模块，对输入到所述第i个下采样模块的图片表征向量进行所述下采样处理，得到第i个下采样后的图片表征向量；

通过所述第i个下采样模块中的所述第一条件生成子模块，使用所述第一噪声向量，对所述第i个下采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到第i个加噪后的图片表征向量。

4. 根据权利要求3所述的方法，其中，所述第一条件生成子模块包括第一组全连接层和第二组全连接层，所述通过所述第i个下采样模块中的所述第一条件生成子模块，使用所述第一噪声向量，对所述第i个下采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到第i个加噪后的图片表征向量，包括：

将所述第一噪声向量通过所述第一组全连接层，输出第一控制向量；

将所述第一噪声向量通过所述第二组全连接层，输出第二控制向量；

根据所述第一控制向量和所述第二控制向量，对所述第 i 个下采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到所述第 i 个加噪后的图片表征向量。

5. 根据权利要求 2 所述的方法，其中，所述依次使用所述 Q 个上采样模块，对所述第 P 个加噪后的图片表征向量进行所述上采样操作，得到第 Q 个加噪后的图片表征向量，包括：

通过以下步骤得到第 j 个加噪后的图片表征向量，其中， j 为大于或等于 1、且小于或等于 Q 的正整数：

通过第 j 个上采样模块中的所述上采样子模块，对输入到所述第 j 个上采样模块的图片表征向量进行所述上采样处理，得到第 j 个上采样后的图片表征向量；

通过所述第 j 个上采样模块中的所述第二条件生成子模块，使用所述第一噪声向量，对所述第 j 个上采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到第 j 个加噪后的图片表征向量。

6. 根据权利要求 5 所述的方法，其中，所述第二条件生成子模块包括第三组全连接层和第四组全连接层，所述通过第 j 个上采样模块中的所述上采样子模块，对输入到所述第 j 个上采样模块的图片表征向量进行所述上采样处理，得到第 j 个上采样后的图片表征向量，包括：

将所述第一噪声向量通过所述第三组全连接层，输出第三控制向量；

将所述第一噪声向量通过所述第四组全连接层，输出第四控制向量；

根据所述第三控制向量和所述第四控制向量，对所述第 j 个上采样后的图片表征向量进行所述加噪处理，得到所述第 j 个加噪后的图片表征向量。

7. 根据权利要求 2 所述的方法，其中，所述根据所述模拟掌纹图片，确定所述初始的图片表征向量，包括：

对所述模拟掌纹图片进行第一卷积处理，得到所述初始的图片表征向量；

所述根据所述第 Q 个加噪后的图片表征向量，生成所述目标掌纹图片，包括：

对所述第 Q 个加噪后的图片表征向量进行第二卷积处理，得到所述目标掌纹图片。

8. 根据权利要求 1 至 7 中任一项所述的方法，还包括：

使用一组模拟掌纹样本图片和一组第一真实掌纹图片，对待训练的掌纹图片生成器进行多轮训练，直到所述待训练的掌纹图片生成器对应的目标损失值满足预设的收敛条件；

将训练结束时的掌纹图片生成器，确定为所述目标掌纹图片生成器；

其中，在训练过程中，所述待训练的掌纹图片生成器，依次对所述模拟掌纹样本图片进行多次下采样操作和多次上采样操作，生成掌纹图片；其中，

训练中的下采样操作用于对输入的图片表征向量进行下采样处理，得到下采样后的图片表征向量，并使用中间噪声向量，对下采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向量；其中，

在训练中第一次的下采样操作中输入的图片表征向量是所述模拟掌纹样本图片的初始的图片表征向量，

所述中间噪声向量是对所述第一真实掌纹图片进行编码所得到的图片表征向量，或者，是预设的噪声向量；

训练中的上采样操作用于对输入的图片表征向量进行上采样处理，得到上采样后的图片表征向量，并使用所述中间噪声向量，对上采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向量；

所述目标损失值是至少根据第一损失值确定得到的损失值，其中，

所述第一损失值是生成的掌纹图片与所述第一真实掌纹图片之间的损失值，

在确定所述第一损失值时，所述中间噪声向量是对所述第一真实掌纹图片进行编码所得到的图片表征向量。

9. 根据权利要求 8 所述的方法，其中，所述使用一组模拟掌纹样本图片和一组第一真实掌纹图片，对待训练的掌纹图片生成器进行多轮训练，包括：

通过以下步骤对所述待训练的掌纹图片生成器进行第 k 轮训练，其中， k 为大于或等于 2 的正整数：

对第k轮使用的第一真实掌纹图片进行编码,得到第k轮的图片表征向量;

将所述第k轮的图片表征向量和第k轮使用的第一模拟掌纹样本图片,输入到第k-1轮训练后得到的掌纹图片生成器,得到第k轮生成的第一掌纹图片;

根据所述第k轮使用的第一真实掌纹图片和所述第k轮生成的第一掌纹图片,确定第k轮的第一损失值;

根据所述第k轮的第一损失值,确定第k轮的目标损失值;

当所述第k轮的目标损失值不满足所述收敛条件时,对第k-1轮训练后得到的掌纹图片生成器中的参数进行调整,得到第k轮训练后得到的掌纹图片生成器;

当所述第k轮的目标损失值满足所述收敛条件时,结束训练。

10. 根据权利要求9所述的方法,还包括:

通过已训练的目标判别器,对所述第k轮使用的第一真实掌纹图片和所述第k轮生成的第一掌纹图片进行判别,得到第k轮的第一判别结果;

根据所述第k轮的第一判别结果,确定第k轮的第二损失值;

所述根据所述第k轮的第一损失值,确定第k轮的目标损失值,包括:

根据所述第k轮的第一损失值、所述第k轮的第二损失值,确定所述第k轮的目标损失值。

11. 根据权利要求10所述的方法,还包括:

将第k轮的噪声向量和所述第k轮使用的第一模拟掌纹样本图片,输入到所述第k-1轮训练后得到的掌纹图片生成器,得到第k轮生成的第二掌纹图片;

根据所述第k轮生成的第一掌纹图片和所述第k轮生成的第二掌纹图片,确定所述第k轮的第三损失值;

所述根据所述第k轮的第一损失值、所述第k轮的第二损失值,确定所述第k轮的目标损失值,包括:

根据所述第k轮的第一损失值、所述第k轮的第二损失值和所述第k轮的第三损失值,确定所述第k轮的目标损失值。

12. 根据权利要求11所述的方法,还包括:

根据所述第k轮的噪声向量和所述第k轮的图片表征向量,确定所述第k轮的第四损失值;

所述根据所述第k轮的第一损失值、所述第k轮的第二损失值和所述第k轮的第三损失值,确定所述第k轮的目标损失值,包括:

根据所述第k轮的第一损失值、所述第k轮的第二损失值、所述第k轮的第三损失值和所述第k轮的第四损失值,确定所述第k轮的目标损失值。

13. 根据权利要求12所述的方法,还包括:

通过所述目标判别器,对所述第k轮使用的第二真实掌纹图片和所述第k轮生成的第二掌纹图片进行判别,得到第k轮的第二判别结果;

根据所述第k轮的第二判别结果,确定第k轮的第五损失值;

所述根据所述第k轮的第一损失值、所述第k轮的第二损失值、所述第k轮的第三损失值和所述第k轮的第四损失值,确定所述第k轮的目标损失值,包括:

根据所述第k轮的第一损失值、所述第k轮的第二损失值、所述第k轮的第三损失值、所述第k轮的第四损失值和所述第k轮的第五损失值,确定所述第k轮的目标损失值。

14. 根据权利要求1至7中任一项所述的方法,还包括:

使用掌纹图片集合,对待训练的掌纹图片匹配模型进行训练,得到目标掌纹图片匹配模型,其中,

所述掌纹图片集合包括所述目标掌纹图片和其他掌纹图片,其中,生成所述其他掌纹图片的方式,与生成所述目标掌纹图片的方式相同;

所述目标掌纹图片匹配模型用于对输入的一组掌纹图片进行匹配,所述一组掌纹图片包括待确认的掌纹图片和已采集的掌纹图片。

15. 根据权利要求1至7中任一项所述的方法,还包括:

对贝塞尔曲线进行组合,得到所述模拟掌纹曲线,其中,所述目标类型的曲线包括所述贝塞尔曲线;

生成包括所述模拟掌纹曲线的所述模拟掌纹图片。

16. 一种掌纹图片的生成装置，包括：

获取单元，用于获取模拟掌纹图片，其中，所述模拟掌纹图片包括对目标类型的曲线进行组合得到的模拟掌纹曲线；

输入单元，用于将所述模拟掌纹图片和预设的第一噪声向量输入到已训练的目标掌纹图片生成器，通过所述目标掌纹图片生成器依次对所述模拟掌纹图片进行多次下采样操作和多次上采样操作，生成目标掌纹图片；其中，

所述下采样操作用于对输入的图片表征向量进行下采样处理，得到下采样后的图片表征向量，并使用所述第一噪声向量，对所述下采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向量；其中，第一次下采样操作中输入的图片表征向量是所述模拟掌纹图片的初始的图片表征向量；

所述上采样操作用于对输入的图片表征向量进行上采样处理，得到上采样后的图片表征向量，并使用所述第一噪声向量，对所述上采样后的图片表征向量进行加噪处理，得到加噪后的图片表征向量。

17. 一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质包括存储的程序，其中，所述程序运行时执行所述权利要求1至15任一项中所述的方法。

18. 一种计算机程序产品，包括计算机程序/指令，该计算机程序/指令被处理器执行时实现权利要求1至15任一项中所述的方法的步骤。

19. 一种电子设备，包括存储器和处理器，所述存储器中存储有计算机程序，所述处理器被设置为通过所述计算机程序执行所述权利要求1至15任一项中所述的方法。。