

掌纹图像生成方法、装置、设备、存储介质及程序产品

本申请要求于 2023 年 11 月 17 日提交中国专利局、申请号为 202311546177.7、申请名称为“掌纹图像生成方法、装置、设备和存储介质”的中国专利申请的优先权。

技术领域

本申请涉及人工智能领域，更具体地，涉及一种掌纹图像生成方法、装置、设备、存储介质及程序产品。

发明背景

在掌纹识别领域中，可用于训练和评估的大规模掌纹数据集非常有限，这种情况严重阻碍了掌纹识别技术的发展和性能提升。掌纹是指人手掌内部的皮肤纹路，具有独特性和稳定性，可以用于个体识别和身份验证等。然而，由于掌纹数据的获取和标注相对复杂和耗时，导致可用的掌纹数据集数量有限，特别是大规模的数据集。

在深度学习等领域，数据量对于模型的训练和性能至关重要。大规模数据集可以提供更多的样本和变化，帮助模型更好地学习和泛化。然而，由于大规模掌纹数据集的缺乏，传统的深度学习方法在掌纹识别中的表现受到限制。

尽管大规模掌纹数据集的稀缺性是一个挑战，但在收集大规模掌纹数据集时必须注意保护用户隐私。掌纹是个人身体特征的一部分，具有敏感性和隐私性。因此，在收集和使用掌纹数据时，必须遵守相关的隐私法律和规定，并采取适当的安全措施来保护用户的隐私。

因此，需要一种高效的掌纹图像生成方法，使得能够生成多样化且逼真的掌纹图像，同时保护用户隐私。

发明内容

为了解决上述问题，本申请通过引入新的掌纹线能量（Palm Crease Energy, PCE）域，首先将贝塞尔曲线转换至掌纹线能量域以生成具有逼真皱褶（crease）的掌纹线能量图，继而基于掌纹线能量图生成具有逼真纹理（texture）的拟真掌纹图像，从而生成多样化且逼真的掌纹图像。

本申请实施例提供了一种掌纹图像生成方法、装置、设备、存储介质及程序产品。

一方面，本申请实施例提供了一种掌纹图像生成方法，由电子设备执行，包括：

基于预先确定的掌纹曲线模板，确定多个控制点，并基于所述多个控制点生成贝塞尔曲线；

基于所述贝塞尔曲线，生成具有皱褶信息的掌纹线能量图，所述掌纹线能量图包括与所述贝塞尔曲线具有相同线条分布、但不同线型的掌纹线，其中，所述线型用于描述所述皱褶信息、并与所述掌纹线上各个像素的线方向能量相对应；及，

基于所述掌纹线能量图，生成具有细节纹理信息的拟真掌纹图像。

另一方面，本申请实施例提供了一种掌纹图像生成装置，包括：

曲线生成模块，被配置为基于预先确定的掌纹曲线模板，确定多个控制点，并基于所述多个控制点生成贝塞尔曲线；

皱褶生成模块，被配置为基于所述贝塞尔曲线，生成具有皱褶信息的掌纹线能量图，所述掌纹线能量图包括与所述贝塞尔曲线具有相同线条分布、但不同线型的掌纹线，其中，所述线型用于描述所述皱褶信息、并与所述掌纹线上各个像素的线方向能量相对应；及，

纹理生成模块，被配置为基于所述掌纹线能量图，生成具有细节纹理信息的拟真掌纹图像。

另一方面，本申请实施例提供了一种电子设备，包括：一个或多个处理器；以及一个或多个存储器，其中，所述一个或多个存储器中存储有计算机可执行程序，当由所述处理器执行所述计算机可执行程序时，执行如上所述的掌纹图像生成方法。

另一方面，本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机可执行指令，所述指令在被处理器执行时用于实现如上所述的掌纹图像生成方法。

另一方面，本申请实施例提供了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根据本申请实施例的掌纹图像生成方法。

附图简要说明

- 图 1 是示出贝塞尔曲线与真实掌纹在皱褶分布和纹理方面的显著差距的示意图；
图 2 是示出根据本申请实施例的掌纹图像生成方法的流程图；
图 3 是示出根据本申请实施例的掌纹图像生成系统的示意图；
图 4A 是示出根据本申请实施例的示例掌纹曲线模板的示意图；
图 4B 是示出根据本申请实施例的高斯-MFRAT 核与传统的 MFRAT 滤波器的对比的示意图；
图 5 是示出根据本申请实施例的联合训练中的领域转换的示意图；
图 6 是示出根据本申请实施例的联合训练中的第一生成阶段的示意图；
图 7 是示出根据本申请实施例的掌纹线能量提取器的示意图；
图 8 是示出根据本申请实施例的联合训练中的第二生成阶段的示意图；
图 9 是示出根据本申请实施例的利用不同掌纹生成方法的掌纹生成结果的对比图；
图 10 是示出根据本申请实施例的针对线能量特征增强块的有效性验证的结果图；
图 11 是示出根据本申请实施例的掌纹图像生成装置的示意图；
图 12 示出了根据本申请实施例的电子设备的示意图；以及
图 13 示出了根据本申请实施例的示例性计算设备的架构的示意图。

实施方式

为了使得本申请目的、技术方案和优点更为明显，下面将参考附图详细描述根据本申请示例实施例。显然，所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例，而不是本申请全部实施例，应理解，本申请不受这里描述的示例实施例的限制。

在本说明书和附图中，具有基本上相同或相似步骤和元素用相同或相似的附图标记来表示，且对这些步骤和元素的重复描述将被省略。同时，在本申请描述中，术语“第一”、“第二”等仅用于区分描述，而不能理解为指示或暗示相对重要性或排序。

除非另有定义，本文所使用的所有的技术和科学术语与属于本申请技术领域的技术人员通常理解的含义相同。本文中所使用的术语只是为了描述本发明实施例的目的，不是旨在限制本发明。

为便于描述本申请，以下介绍与本申请有关的概念。

本申请掌纹图像生成方法可以基于人工智能（Artificial intelligence, AI）来实现。人工智能是利用数字计算机或者数字计算机控制的机器模拟、延伸和扩展人的智能，使机器具有感知、推理与决策的功能。具体地，在本申请实施例中，人工智能通过研究各种智能机器的设计原理与实现方法，使本申请掌纹图像生成方法实现如下功能：基于从掌纹曲线模板确定的控制点，生成具有逼真的皱褶（crease）和纹理（texture）的拟真掌纹图像。

本申请掌纹图像生成方法还可以基于计算机视觉（Computer Vision, CV）技术来实现。计算机视觉技术，能够从图像或者多维数据中获取信息。具体地，本申请掌纹图像生成方法可以利用 CV 技术，从贝塞尔曲线生成具有接近于真实掌纹的风格掌纹线能量图，继而基于掌纹线能量图，生成具有多样化纹理信息的掌纹图像，以实现多样化的掌纹图像输出，用于诸如掌纹识别模型的预训练过程等。

本申请掌纹图像生成方法可以基于贝塞尔（Bezier）曲线来实现。贝塞尔曲线用于描述平滑的曲线，在本申请实施例中，可以将贝塞尔曲线应用于掌纹线的绘制。贝塞尔曲线的特点是可以控制曲线的形状，因此可以通过控制点来调整掌纹线的弯曲程度和曲线的形状。具体地，可以将手掌分成若干段，每一段用一条贝塞尔曲线来描述，通过调整控制点的位置和数量，可以得到不同形状的掌纹线。

综上所述，本申请实施例提供的方案涉及人工智能、计算机视觉等技术，下面将结合附图对本申请实施例进行进一步地描述。

图1是示出贝塞尔曲线与真实掌纹在皱褶分布和纹理方面存在显著差距的示意图。

掌纹作为一种稳定且隐私友好的生物特征识别技术，最近在识别应用中显示出巨大的潜力。近年来，基于深度学习的掌纹识别方法已成为主流的掌纹识别技术。基于深度学习的掌纹识别方法训练神经网络以提取具有改进的分类或配对损失的掌纹的特征。然而，基于深度学习的掌纹识别的研究和应用中的一个主要难点在于大规模掌纹数据集的稀缺，收集大规模掌纹数据集可能引发违反用户隐私的风险。为了克服这一问题，研究人员目前可以通过使用一些数据合成技术来生成模拟的掌纹数据，从而扩充数据集。

目前，一些掌纹生成方法已经被应用于在掌纹识别领域中产生伪掌纹样本。例如，贝塞尔掌纹（Bézier palm）生成方法使用参数化的贝塞尔曲线来合成伪掌纹线。然而，如图1所示，通过贝塞尔掌纹生成方法生成的贝塞尔掌纹101，在皱褶和纹理方面，与真实的掌纹图像102均存在显著差距，其无法反映真实掌纹的皱褶分布，也无法呈现真实掌纹中的各种细节纹理。因此，贝塞尔掌纹仍然需要一定数量的真实的掌纹数据用于微调。

此外，在样本数据有限的情况下，基于生成对抗网络（GAN）的模型，通常面临着鉴别器过拟合以及离散数据空间和连续隐分布之间的不平衡的挑战，这些问题导致保真度降低以及训练过程不稳定。

并且，一些使用少样本的方法，诸如数据增强、正则化和迁移学习等，在生成掌纹时，缺乏对身份的可控。

基于此，本申请实施例提供了一种使用连接贝塞尔掌纹域和真实掌纹图像域的中间域的方法，其中，引入了一种新的掌纹线能量（Palm Crease Energy, PCE）域作为该中间域。首先，将贝塞尔曲线转换至该掌纹线能量域，以生成具有逼真皱褶的掌纹线能量图（简称为PCE图像），继而基于掌纹线能量图，生成具有逼真纹理的拟真掌纹图像，从而得到多样化且逼真的掌纹图像。

如图1所示，PCE图像103作为接近真实掌纹的中间状态，其与贝塞尔曲线101具有皱褶一致性，即其皱褶（即掌纹线）的线条分布与贝塞尔曲线101一致，并且与真实的掌纹图像102具有外观相似性，即该PCE图像103的掌纹线的外观与真实的掌纹线的外观一致。

本申请实施例所提供的方法，相比于传统的掌纹生成方法而言，将贝塞尔-真实（Bezier-Real）差分解为皱褶差和纹理差，从而降低了生成难度。具体而言，通过引入掌纹线能量域来对掌纹的皱褶和纹理的生成进行解耦，以通过将贝塞尔掌纹域的贝塞尔曲线转换至掌纹线能量域的掌纹线能量图来生成逼真的皱褶，并通过将掌纹线能量域的掌纹线能量图转换至掌纹图像域的掌纹图像来生成逼真的纹理，从而降低了从贝塞尔曲线生成拟真掌纹图像的难度，实现了多样化的拟真掌纹图像生成。

本申请实施例所提供的方法，利用从预先确定的掌纹曲线模板中确定的控制点来生成贝塞尔曲线，并将该贝塞尔曲线转换为具有皱褶信息的掌纹线能量图，其中该皱褶信息包括与贝塞尔曲线相同的线条分布但不同的线型，其线型由每个像素的线能量特征确定，继而进一步基于具有该皱褶信息的掌纹线能量图生成具有纹理信息的掌纹图像，该掌纹图像的掌纹线与掌纹线能量图的皱褶信息一致，从而生成具有逼真皱褶和纹理的拟真掌纹图像。

本申请实施例所提供的方法，通过引入掌纹线能量域作为连接贝塞尔掌纹域和掌纹图像域的中间域，避免从贝塞尔曲线直接生成具有皱褶信息和纹理信息的掌纹图像，降低了掌纹图像的生成难度，并且在从掌纹线能量图生成掌纹图像的过程中，在保证掌纹图像具有一致掌纹线的同时生成细节纹理信息，使得能够在保留相同的身份信息的情况下生成具有多样化纹理的拟真掌纹图像，因此降低了对真实数据的依赖，适用于缺乏大规模掌纹数据集的掌纹识别训练。

图2是示出根据本申请实施例的掌纹图像生成方法200的流程图。图3是示出根据本申请实施例的掌纹图像生成系统的示意图。

如图3所示，本申请实施例中，掌纹图像生成系统可以包括与第一生成器304相关的第一生成阶段310、以及与第二生成器307相关的第二生成阶段320。其中，该第一生成阶段310和该第二生成阶段320以PCE域的PCE图像305作为连接。

在第一生成阶段310中，贝塞尔掌纹生成器302基于控制点301生成贝塞尔曲线303，第一生成器304基于贝塞尔曲线303生成PCE图像305。

在第二生成阶段320中，第二生成器307基于PCE图像305以及控制向量306，生成拟真掌纹图像308。下面将参考图2-图4A对该生成过程进行详细介绍。

首先,如图 2 所示,在步骤 S201 中,可以基于预先确定的掌纹曲线模板,确定多个控制点,并基于多个控制点生成贝塞尔曲线。

可选地,由于贝塞尔曲线是基于多个控制点生成的曲线,本申请实施例中,掌纹图像生成方法可以利用来自人类皮肤纹理得到的先验知识来改进控制点的生成机制,例如,改进用于生成控制点的掌纹曲线模板。

根据本申请实施例,所述掌纹曲线模板可以是基于人类真实掌纹线得到的统计信息预先确定的。由于同时考虑了人类真实掌纹的多样性以及个体差异,所确定的掌纹曲线模板更具代表性。因此,基于该掌纹曲线模板确定的控制点的生成范围会更准确,从而可以生成更接近真实掌纹皱褶分布的贝塞尔曲线。

图 4A 是示出根据本申请实施例的示例掌纹曲线模板的示意图。如图 4A 所示,给出了基于人类真实掌纹线得到的统计信息划分的五种示例掌纹曲线模板,分别对应于最具代表性的五种人类掌纹线分布。在这五种示例掌纹曲线模板中,每种示例掌纹曲线模板都给出了用于控制点的生成范围,如虚线框所示。不同示例掌纹曲线模板可以具有不同数量的掌纹线,因此可以用不同数量的生成范围和控制点来确定。

应当理解,图 4A 中的示例掌纹曲线模板并不作为对本申请用于生成控制点的掌纹曲线模板的限制,本申请同样可以采用其他各种掌纹曲线模板。

根据本申请实施例,基于预先确定的掌纹曲线模板,确定多个控制点可以包括:

基于所述掌纹曲线模板,确定生成所述多个控制点的区域范围;

在所述区域范围内进行采样,得到所述多个控制点。

作为示例,采样的方法可以包括诸如随机采样等方法,以在保持掌纹的形状和风格的基础上,增加一定的随机性和个体差异,使生成的掌纹图像更加真实和多样化。也可以使用其他采样方法以用于实现不同的数据生成效果,本申请对此不作限制。

因此,通过基于人类真实掌纹线得到的统计信息来生成掌纹曲线模板,这些掌纹曲线模板可以提供控制点的更准确的生成范围,使得基于这些控制点生成的贝塞尔曲线更接近真实皱褶的分布,从而减少所生成的掌纹与真实掌纹之间的差异。

接下来,在步骤 S202 中,可以基于贝塞尔曲线,生成具有皱褶信息的掌纹线能量图,掌纹线能量图包括与贝塞尔曲线具有相同线条分布、但不同线型的掌纹线,其中,线型用于描述皱褶信息、并与掌纹线上各个像素的线方向能量相对应。

可选地,如图 3 所示,在与步骤 S202 相对应的第一生成阶段中,可以将贝塞尔曲线 303 转换到 PCE 域,以生成 PCE 图像(即掌纹线能量图) 305,贝塞尔曲线 303 和 PCE 图像 305 都是基于线条的二值图像。第一生成阶段的目标在于,将贝塞尔掌纹图像中的曲线线条转换为具有更接近于人类真实掌纹的皱褶(即掌纹线)的 PCE 图像。

其中,皱褶(即掌纹线)可以指掌纹中的深浅凹凸线条,通常是由于皮肤的折叠和弯曲而形成的,其用于描述掌纹的整体形状,例如手掌的主要纹路、弯曲的边缘等,并且其在掌纹中起到了分割和定义不同区域的作用,掌纹线的形状和分布可以用于诸如个体身份识别等领域。

因此,与贝塞尔曲线相比,PCE 图像可以包括线条分布相同(即,掌纹的主要纹路的位置和走向一致)的掌纹线,但是 PCE 图像中的掌纹线具有不同的线型(例如,不同粗细和深浅的线条),以用于模拟人类真实掌纹的皱褶。

可选地,掌纹线上使用的不同线型可以取决于掌纹线上相应位置的像素的线能量特征,其中,每个像素的线能量特征可以是通过对贝塞尔曲线进行线能量特征增强得到的,其可以描述该像素处线能量特征的方向分布情况。

具体地,根据本申请实施例,基于所述贝塞尔曲线,生成掌纹线能量图可以包括:

对所述贝塞尔曲线进行特征提取,获得所述贝塞尔曲线的多通道特征图;

基于所述多通道特征图,确定每个通道特征图中每个像素的线能量特征;

对各个像素的所述线能量特征进行增强,生成增强后的多通道特征图;及

基于所述增强后的多通道特征图,生成所述掌纹线能量图。

作为示例,贝塞尔曲线具备 N 个通道,通过将贝塞尔曲线处理成多维矩阵,可以获得每个通道的

特征图,例如,第 i 个通道的特征图可以表示为三维矩阵 $X_i \in R^{h \times w \times c}, i = 1, \dots, N$ 。然后,可以对每个通道上的特征图进行线能量特征增强,以使皱纹生成的过程专注于线能量特征。

可选地,该线能量特征增强可以包括对每个通道上的特征图,减去该特征图中所有特征的平均值,以获得这些特征图中的高频分量特征,然后,可以从这些高频分量特征中提取线能量特征。

根据本申请实施例,基于所述多通道特征图,确定每个通道特征图中每个像素的线能量特征,可以包括:

对于每个通道特征图,执行以下处理:

利用线状卷积层,从该通道特征图中提取每个像素的线方向能量(line orientation energy),其中,所述线状卷积层包括沿着多个预定方向的高斯改进有限拉东变换核,所述线方向能量包括该像素沿着所述多个预定方向上的线方向能量;

根据所述线方向能量,获得每个像素的所述线能量特征,所述线能量特征包括该像素在所述多个预定方向上的最大线方向能量以及与所述最大线方向能量相对应的预定方向。

例如,线状卷积层可以包括沿着不同方向(即上述多个预定方向)的若干高斯改进有限拉东变换(Modified Finite RAdon Transform, MFRAT)核。

然后,可以根据最大响应操作来获得该特征图的线能量特征。具体地,对于特征图中的每个像素,选择该像素在所述多个预定方向上的最大线方向能量以及与所述最大线方向能量相对应的一个预定方向作为该像素的线能量特征。

在掌纹图像中,掌纹线通常具有一定的方向特征,而线方向能量可以用于描述掌纹图像中不同像素处的线条方向信息,例如,量化不同像素处(或特定区域)的线条方向信息,将线条方向信息转换为一组数值特征,用于表示该像素的线方向能量。

此外,考虑到高斯-MFRAT核的大小通常很大,在本申请实施例中,可以采用基于高斯-MFRAT核的扩张卷积来减少计算和时间成本。

最后,可以将该特征图的线能量特征与预设的学习参数 S 相乘,并将乘积添加到原始特征图,从而得到线能量特征增强后的特征图。

可选地,上述高斯-MFRAT核可以是基于传统的MFRAT方法进行改进得到的。例如,具体地,图4B是示出根据本申请实施例的高斯-MFRAT核420与传统的MFRAT滤波器410的对比的示意图。

传统的MFRAT方法使用具有恒定值的线状滤波器,其对噪声或微小变化敏感,而本申请中的高斯-MFRAT核计算如下:

$$f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\|((x - x_0), (y - y_0))\|_\infty^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

其中, $(x, y) \in L(\theta)$ 表示核上的坐标, (x_0, y_0) 表示核的中心点, $L(\theta)$ 表示在二维图像平面上定义的角度为 θ 的线(如图4B中的黑色背景上的白色线条所示),并且 σ 是超参数。另外,当 $(x, y) \notin L(\theta)$ 时, $f(x, y) = 0$ 。例如,在本申请实施例中,可以设计12个高斯-MFRAT核,其大小为 31×31 , θ 为 0° 到 165° , 间隔为 15° 。

如图4B所示,通过采用沿不同预定方向(例如,图4B中左下白线所示的6个不同预定方向)的高斯-MFRAT核420,可以从特征图中沿这些不同预定方向提取线方向能量,该特征图中的每个像素的线能量特征包括从这些沿不同预定方向的线方向能量中选择的最大的线方向能量。

图4B还示出了基于MFRAT滤波器和高斯-MFRAT核所生成的针对线能量特征的滤波结果411和421。其中,与MFRAT滤波器的滤波结果411相比,基于高斯-MFRAT核的线能量特征提取结果(即滤波结果421)更清晰并且具有更少的噪声。

因此,可以使用高斯-MFRAT核420来代替传统MFRAT滤波器410,避免使用传统MFRAT滤波器410中低效的响应抑制去噪策略,并且简化了线能量特征的增强操作,还实现了该增强操作的可微分性。

因此,作为示例,对于多通道特征图 X 中的第 i 个通道上的特征图 X_i ,对其线能量特征进行增强,可以计算如下:

$$f_{LFE}(X_i) = X_i + \text{Sif}_{\text{MAX}}\{w_{G-MFRAT}^k * (X_i - \mu_i)\}_{k=1}^{N_k} \quad (2)$$

其中, μ_i 表示 X_i 的均值, f_{MAX} 表示最大响应操作, $w_{G-MFRAT}^k$ 表示第 k 个高斯-MFRAT 核, 高斯-MFRAT 核的总数为 N_k , 例如设置为 12, 并且 s_i 表示第 i 个通道的预设的学习参数, 其用于调整第 i 个通道的特征增强程度。

因此, 在第一生成阶段中, 可以基于贝塞尔曲线生成具有逼真掌纹线 (即皱褶) 的 PCE 图像, 其中, 该掌纹线表现为不同的线型, 其取决于每个像素的线能量特征。

根据本申请实施例, 所述掌纹线中的每个像素的线方向能量可以包括该像素在所有方向上的线方向能量。可选地, 每个像素在所有方向上的线方向能量可以基于贝塞尔曲线的经特征增强的多通道特征图确定, 并且这些线方向向量可以利用不同线型来表示, 从而实现真实皱褶的模拟。

根据本申请实施例, 基于所述贝塞尔曲线, 生成具有皱褶信息的掌纹线能量图可以包括: 基于所述贝塞尔曲线, 利用预先训练的第一生成器, 生成掌纹线能量图。

可选地, 如图 3 所示, 可以使用第一生成器 304 $G_{B \rightarrow P}$, 将贝塞尔曲线域 (B) 转换到 PCE 域 (P), $G_{B \rightarrow P}$ 的主要结构可以包括基于残差块 (RB) 的编码器-解码器网络, 其具体结构和操作将在下文参考图 6 进行介绍。

在生成 PCE 域中具有皱褶信息的 PCE 图像后, 在步骤 S203 中, 可以基于掌纹线能量图, 生成具有细节纹理信息的拟真掌纹图像。

本步骤中, 所述拟真掌纹图像具有与所述掌纹线能量图一致的掌纹线, 并且具有细节纹理信息。

可选地, 在第二生成阶段, 可以将保留皱褶内容与生成细节纹理进行解耦。

根据本申请实施例, 基于所述掌纹线能量图, 生成拟真掌纹图像可以包括: 使用多个控制向量, 基于所述掌纹线能量图, 生成具有多个细节纹理信息的所述拟真掌纹图像。

其中, 所述掌纹线能量图中的掌纹线, 作为身份信息, 用于指示所述掌纹图像的身份。也就是说, 可以在保留掌纹线能量图中的掌纹线的情况下, 生成具有细节纹理信息的拟真掌纹图像, 其中, 保留掌纹线能量图中的掌纹线可以被解释为保持一致的身份信息, 因为掌纹线可以用于指示身份 (ID)。

根据本申请实施例, 细节纹理信息可以用于描述掌纹中的细微纹理特征, 例如, 所述细节纹理信息可以包括光线信息、阴影信息以及皮肤纹理信息中的一种或多种。

其中, 皮肤纹理信息可以包括皮肤上的斑点、细小的纹理等, 其通常是基于皮肤的微小细节、皮肤细胞的排列和组织结构等因素形成的, 可以用于生成更逼真的掌纹图像。

此外, 除了皮肤纹理信息, 细节纹理信息还可以包括与掌纹图像的风格相关的信息, 诸如生成的掌纹图像的光线、阴影等信息, 以实现多样化的掌纹图像生成。

可选地, 细节纹理信息的生成可以利用控制向量来实现。

根据本申请实施例, 所述控制向量可以为随机噪声向量。如图 3 所示, 控制向量 306 可以参与从 PCE 图像 305 到拟真掌纹图像 308 的生成, 并且可选地, 该控制向量可以是随机噪声 (例如, 符合标准正态分布的高斯白噪声) 向量, 以在第二生成阶段控制生成多样化的掌纹图像。

应当理解, 除了上述随机噪声外, 还可以生成其他形式的控制向量, 以用于生成多样化掌纹, 本申请对此不作限制。

根据本申请实施例, 基于所述掌纹线能量图, 生成具有细节纹理信息的拟真掌纹图像可以包括: 基于所述掌纹线能量图, 利用预先训练的第二生成器, 生成拟真掌纹图像。

可选地, 如图 3 所示, 可以使用第二生成器 307 $G_{P \rightarrow R}$, 将 PCE 域 (P) 的 PCE 图像 305 转换到掌纹图像域 (R), 以使用 PCE 图像 305 作为 ID 条件来产生逼真的掌纹。其中, 为了生成多样化的掌纹图像, 可以将随机噪声向量作为控制向量 306, 以隐向量的方式, 输入到 $G_{P \rightarrow R}$ 中, 以再现诸如光线、阴影和皮肤纹理等的各种细节纹理。

根据本申请实施例, 所述第一生成器和所述第二生成器可以是利用真实掌纹图像联合训练的。因此, 接下来, 将参考图 5-图 8 对本申请掌纹图像生成方法中使用的模型的联合训练过程进行介绍。

图 5 是示出根据本申请实施例的联合训练中的领域转换的示意图。

如图 5 所示, 与以上参考图 2-图 4B 描述的掌纹图像生成过程类似地, 在本申请联合训练过程中, 同样涉及第一生成阶段从贝塞尔掌纹域到 PCE 域的转换, 以及第二生成阶段从 PCE 域到掌纹图像域的转换。

在第一生成阶段中, 从贝塞尔曲线样本 501 转换得到 PCE 图像样本 5031。由于没有监督信息, 该

转换为不配对域转换 502。

在第二生成阶段中，引入了一个循环条件生成模型（cycle conditional generation model），以真实掌纹图像 506 作为监督信息，使用 PCEE 505，从真实掌纹图像 506 中提取出真实 PCE 图像 5032，然后将 PCE 图像样本 5031 与 5032 进行配对，生成掌纹图像域的拟真掌纹图像（未示出），从而实现了使用真实掌纹图像进行监督学习的目的。

根据本申请实施例，在所述联合训练中，所述第一生成器可以以贝塞尔曲线样本为输入，以掌纹线能量图样本为输出，其中，掌纹线能量图样本中包括皱褶信息。

图 6 是示出根据本申请实施例的联合训练中的第一生成阶段的示意图。

如图 6(a)所示，在联合训练中的第一生成阶段中，与上述关于第一生成阶段的描述类似地，可以基于贝塞尔掌纹域中的贝塞尔曲线样本 601，利用待训练的第一生成器 $G_{B \rightarrow P}$ 生成 PCE 域中的 PCE 图像样本 602。

图 6(b)给出了该第一生成器 $G_{B \rightarrow P}$ 的示例性结构，其中，第一生成器 $G_{B \rightarrow P}$ 的主要结构可以是基于残差块 RB 610 的编码器-解码器网络，并且根据本申请实施例，所述第一生成器可以包括线能量特征增强块（Line Feature Enhancement Block, LFEB）620，用于对贝塞尔曲线样本 601 的多通道特征图的线能量特征进行增强。

具体地，如图 6(b)所示，第一生成器 $G_{B \rightarrow P}$ 的每层编码器结构可以包括 LFEB 620、卷积层（例如，Conv 7x7、Conv 3x3 等）和激活层（例如，BN+ReLU），并且每层解码器结构可以包括去卷积层（例如，DeConv 3x3）和激活层（例如，BN+ReLU, Tanh）。残差块 RB 610 包括卷积层（例如，Conv 3x3）、激活层（例如，BN+ReLU、BN）、丢弃层（例如，Dropout）。

具体地，线能量特征增强块 LFEB 620，可以用于实现如上参考步骤 S202 描述的线能量特征增强处理，如上式（2）所示，其可以包括：

621，对于每个通道的特征图，减去该特征图的平均值，以获得该特征图中的高频分量特征；

622，通过基于高斯-MFRAT 核的扩张卷积，从高频分量特征中提取线能量特征；

623，通过最大响应操作，从这些线能量特征中获得该特征图的线能量特征；

具体地，将提取出的多个线能量特征中的最大线能量特征，作为该特征图的线能量特征；

624，将该特征图的线能量特征与预设的学习参数 S 相乘，并将乘积添加到原始特征图（即增强前的特征图），从而得到线能量特征增强后的特征图。

本申请实施例中，线能量特征增强块 LFEB 620 是一种轻量级的即插即用块，可以方便域传输以及提高识别性能。

此外，如图 6(a)所示，在联合训练中的第一生成阶段中，还包括基于真实掌纹图像 603，获得真实 PCE 图像 604，以用于监督训练 PCE 图像样本 602。

根据本申请实施例，在所述联合训练中，利用掌纹线能量提取器（PCE Extractor, PCEE），从真实掌纹图像中提取出对应的真实 PCE 图像。

在本申请实施例中，可以设计用于从真实掌纹图像中提取 PCE 图像的 PCEE，以生成用于联合训练的监督信息，使得所生成的掌纹图像更逼真。图 7 是示出根据本申请实施例的掌纹线能量提取器 PCEE 的示意图。如图 7 所示，与以上关于线能量特征增强块的描述类似地，本申请掌纹线能量提取器 PCEE 可以包括均值滤波器 710、线状卷积层 720、最大响应操作层 730 和自适应二值化层 740，以真实掌纹图像 700 为输入，最终生成二值化的 PCE 图像 750。

根据本申请实施例，利用掌纹线能量提取器，从所述真实掌纹图像中提取出真实掌纹线能量图，可以包括：

利用所述掌纹线能量提取器，提取所述真实掌纹图像中的真实掌纹线，并确定所述真实掌纹线中每个像素的线能量特征；

基于所述真实掌纹线和所述真实掌纹线中每个像素的线能量特征，通过二值化处理，获得所述真实掌纹线能量图。

可选地，如图 7 所示，应用均值滤波器 710，从原始的真实掌纹图像 700 中减去滤波结果，以获得高频分量；通过线状卷积层 720，获得该真实掌纹图像 700 中的线能量特征，即真实掌纹线的线条分布，其中，该线状卷积层可以由沿着不同方向的若干高斯-MFRAT 核组成。

可选地，可以通过最大响应操作 730，针对真实掌纹线中的每个像素，基于该像素沿着各个高斯-MFRAT 核所对应的各个方向上的线方向能量，确定其中最大的线方向能量作为该像素的线能量特征。

可选地，可以使用自适应二值化处理 740 来获得最终的 PCE 图像。例如，为了突出显示主要线条，可以根据整个图像上的线能量特征的值得的前 10%，设置二值化阈值 T。

根据本申请实施例，在联合训练中，所述第二生成器可以以真实掌纹图像的真实掌纹线能量图为输入，以与所述真实掌纹图像相对应的拟真掌纹图像为输出，所述拟真掌纹图像包括细节纹理信息。

图 8 是示出根据本申请实施例的联合训练中的第二生成阶段的示意图。

如图 8 所示，联合训练中的第二生成阶段利用真实掌纹图像 801 参与训练，其中，与上文类似地，同样利用 PCEE，从真实掌纹图像 801 中提取真实 PCE 图像 802，例如，从真实掌纹图像 A 通过 PCEE 生成真实 PCE 图像 $f_{PCEE}(A)$ ，继而可以将真实 PCE 图像 $f_{PCEE}(A)$ 输入到待训练的第二生成器 G_{P-r} ，获得具有与真实 PCE 图像 $f_{PCEE}(A)$ 一致的掌纹线的拟真掌纹图像 A^* 803。

可选地，在该联合训练中的第二生成阶段中，可以利用编码器 E，通过重新参数化方法，将输入的真实掌纹图像 A 映射到具有均值 μ_Q 和方差 σ_Q^2 的隐空间 $Q(z|A)$ ，该隐空间可以服从正态分布 $Q(z|A) \sim N(\mu_Q, \sigma_Q^2)$ ，从而基于该隐空间生成用于控制纹理信息生成的隐向量（即，控制向量）。

可选地，可以在训练阶段对该隐向量的散度进行约束，例如，可以使隐空间的分布 $N(\mu_Q, \sigma_Q^2)$ 接近标准正态分布 $N(0,1)$ ，即，将隐空间近似到标准正态空间，从而容易地将随机噪声 $z \sim N(0,1)$ 采样为隐向量，以生成多样化的掌纹细节。

此外，考虑到直接用少量样本进行训练（few-shot training）可能导致鉴别器出现过拟合问题，在本申请实施例中，可以在将所生成的拟真掌纹图像 803 和真实掌纹图像 801 馈送到鉴别器 D 之前，采用数据增强模块 AUG 对这些图像进行扩充，以生成更多样化的训练样本，从而提高鉴别器 D 的泛化能力和鲁棒性，并且即使只有少量样本进行训练，也能够减少鉴别器 D 的过拟合风险，使其更好地适应不同的掌纹图像样本。

根据本申请实施例，在所述联合训练中，可以基于真实 PCE 图像，对所述第一生成器和所述第二生成器的生成过程进行监督，其中，所述掌纹线能量提取器可以与所述第一生成器和所述第二生成器联合训练。

可选地，如图 6(a) 所示，真实 PCE 图像 604 可以用于监督 PCE 图像样本 602 的生成，例如，可以使用从真实掌纹图像 603 中提取的真实 PCE 图像 604 作为对抗样本，以采用对抗损失来驱动第一生成器生成的结果更接近真实 PCE 图像 604，从而优化 PCE 图像的生成质量。

可选地，如图 8 所示，可以在联合训练中的第二生成阶段中采用具有 PCEE 的循环结构，将所生成的拟真掌纹图像 A^* 重新映射回 PCE 域 $f_{PCEE}(A^*)$ ，即得到拟真 PCE 图像 804，并通过最小化真实 PCE 图像 803 与拟真 PCE 图像 804 之间的差距，保证拟真掌纹图像与原始的真实掌纹图像之间具有一致的身份信息。例如，可以通过最小化 $f_{PCEE}(A)$ 与所生成的 $f_{PCEE}(A^*)$ 之间的 L1 距离来约束所生成的拟真掌纹图像 A^* 的失真，以严格保留输入的 $f_{PCEE}(A)$ 的 ID 信息，并且可以应用鉴别器 D 来强化所生成的拟真掌纹图像 A^* 的真实性。

根据本申请实施例，所述联合训练的损失函数可以包括与所述第一生成器相关的第一损失函数以及与所述第二生成器相关的第二损失函数；

其中，所述第一损失函数包括：用于保持所述掌纹线能量图样本与所述贝塞尔曲线样本之间结构一致性的对比损失、以及用于使所述掌纹线能量图样本与所述真实掌纹线能量图之间相似的对抗损失；

所述第二损失函数包括：用于使控制向量的分布接近标准正态分布的分布控制损失、所述拟真掌纹图像的身份与所述真实掌纹图像的身份之间的身份一致性损失、所述拟真掌纹图像的失真损失、以及强化所述拟真掌纹图像的真实性的损失。

如上所述，本申请联合训练可以包括对第一生成器、第二生成器和 PCEE 的联合训练，其中，PCEE 作为第一生成器与第二生成器之间的连接。因此，整个训练过程的损失函数可以包括与第一生成器的生成过程和第二生成器的生成过程相对应的损失函数。

可选地，如图 6 (a) 所示，与第一生成器的生成过程相对应的损失函数可以包括用于保持结构一致性的对比损失 L_{CL} 、以及用于使掌纹图像更逼真的对抗损失 L_{adv} 。

例如，如图 6 (a) 所示，为了限制贝塞尔曲线样本 B 和 PCE 图像样本 $G_{B \rightarrow P}(B)$ 之间的结构一致性，

可以使用对比损失 (contrastive loss)。具体地, 可以从 B 和 $G_{B \rightarrow P}(B)$ 两者中裁剪一系列图块。对于 $G_{B \rightarrow P}(B)$ 中的查询图块 q , B 中在相同位置处的对应图块可以作为该查询图块 q 的正样本 k^+ , 并且 B 中的其他图块可以作为该查询图块的负样本 $\{k_i^-\}_{i=1}^N$ 。因此, 可以通过使正样本之间更靠近并且负样本之间更远离的方式来构造对比损失函数, 例如, 应用归一化互信息神经估计 (InfoNCE) 损失函数的对比损失 L_{CL} 可以表示如下:

$$\mathcal{L}_{CL} = \sum_q -\log \frac{\exp(q \cdot k^+ / \tau)}{\exp(q \cdot k^+ / \tau) + \sum_{i=1}^N \exp(q \cdot k_i^- / \tau)} \quad (3)$$

其中, τ 是温度超参数。

因此, 与第一生成器的生成过程相对应的损失函数可以表示如下:

$$\mathcal{L}_{stage1} = \lambda_1^1 \mathcal{L}_{CL} + \lambda_2^1 \mathcal{L}_{adv}(f_{PCEE}(A), G_{B \rightarrow P}(B)) \quad (4)$$

其中, f_{PCEE} 表示对图像 A 执行 PCEE 处理, A 表示随机的真实掌纹图像, 并且 λ_1^1 、 λ_2^1 为两个权重。

可选地, 如图 8 所示, 与第二生成器的生成过程相对应的损失函数可以包括用于使控制向量 $N(z)$ 的分布接近标准正态分布 $Q(z|A)$ 的分布控制损失 L_{KL} 、用于保持第二生成器基于真实 PCE 图像 802 生成的拟真掌纹图像 803 的身份与真实掌纹图像 801 的身份之间的身份一致性损失 L_{cyc} 、以及用于约束第二生成器生成的拟真掌纹图像 803 的失真并强化真实性的生成损失 L_G 。

可选地, 分布控制损失 L_{KL} 可以表示如下:

$$\mathcal{L}_{KL} = -\frac{1}{2}(1 + \log \sigma_Q^2 - \sigma_Q^2 - \mu_Q^2) \quad (5)$$

可选地, 身份一致性损失 L_{cyc} 可以表示如下:

$$\mathcal{L}_{cyc} = \|f_{PCEM}(A) - f_{PCEM}(G_{P \rightarrow R}(f_{PCEM}(A)))\|_1 \quad (6)$$

可选地, 生成损失 L_G 可以包括针对拟真掌纹图像 803 的失真损失 $\mathcal{L}_1$ 、以及针对鉴别器来强化拟真掌纹图像 803 的真实性的损失 $\mathcal{L}_{adv}(\mathcal{T}(A), \mathcal{T}(A^*))$, 其中, $\mathcal{T}()$ 表示数据增强模块 T 的处理。因此, 生成损失 L_G 可以表示如下:

$$\mathcal{L}_G = \lambda_1^2 \mathcal{L}_1(A, A^*) + \lambda_2^2 \mathcal{L}_{adv}(\mathcal{T}(A), \mathcal{T}(A^*)) \quad (7)$$

因此, 与第二生成器的生成过程相对应的损失函数可以表示如下:

$$\mathcal{L}_{stage2} = \mathcal{L}_G + \lambda_3^2 \mathcal{L}_{KL} + \lambda_4^2 \mathcal{L}_{cyc} \quad (8)$$

其中, λ_1^2 、 λ_2^2 、 λ_3^2 、 λ_4^2 表示不同损失项的权重。

当然, 以上给出的损失函数的计算方式在本申请中仅用作示例而非限制, 本申请同样可以采用其他形式的损失函数。

因此, 通过对上述整个训练过程的损失函数的优化, 可以确定上述第一生成器、第二生成器以及 PCEE 中的所有参数, 从而应用于本申请掌纹图像生成过程。

下面, 将参考图 9 和图 10 来呈现对本申请掌纹图像生成方法的性能验证。

可选地, 在该性能验证中, 可以遵循与贝塞尔掌纹生成方法和 RPG-Palm (Realistic Pseudo-data Generation-Palm) 掌纹生成方法中相同的实验数据集和开放集评估方案。例如, 可以根据 TAR、FAR, 评估基于各种掌纹生成方法生成的掌纹图像预训练的识别模型的性能, 其中, TAR 和 FAR 分别代表“正确接受率 (True Acceptance Rate)”和“错误接受率 (False Acceptance Rate)”, 也就是说, TAR 可以表示识别正确的样本被正确接受的比例, 也可以理解为识别模型的准确率, 而 FAR 识别错误的样本被错误接受的比例, 也可以理解为识别模型的误识率。此外, FID (Fréchet Inception Distance, 弗雷歇 Inception 距离) 度量可以用于评估所生成的掌纹图像的质量。

可选地, 可以遵循与贝塞尔掌纹生成方法和 RPG 掌纹生成方法, 在该性能验证中采用 13 个公共数据集, 其可以来自各种设备, 总共具有 3,268 个 ID 和 59,162 个图像。其中, 可以遵循检测后裁剪 (detect-then-crop) 方案来提取感兴趣区域 (ROI)。

可选地, 在该性能验证中, 可以按照贝塞尔掌纹生成方法和 RPG 掌纹生成方法, 生成 4000 个身

份，每个身份默认有 100 个样本。对于第一生成阶段， λ_1^1 、 λ_2^1 和 τ 可以被设置为 1.0、1.0 和 1.0，并且学习速率在前 30 个训练周期 (epoch) 中为 0.0002，并且在最后 30 个训练周期中线性衰减到 $1e-6$ 。对于第二生成阶段，可以将 λ_1^2 、 λ_2^2 、 λ_3^2 和 λ_4^2 分别设置为 1.0、10.0、0.01 和 1.0，并且学习速率在前 50 个训练周期中为 0.0002，并且在最后 50 个训练周期中线性衰减到 $1e-8$ 。在联合训练阶段，自适应矩估计 (Adaptive Moment Estimation, Adam) 优化器参数被设置为 (0.5, 0.99)。上述训练中所有图像的分辨率可以被设置为 256×256 。

此外，为了实现公平的性能比较，可以采用与贝塞尔掌纹生成方法所对应的掌纹识别模型相同的识别模型骨架，即 ResNet (残差网络) 50 和 MobileFaceNet (移动人脸识别网络)，输入图像的分辨率为 224×224 。该识别模型首先在 25 个训练周期内在合成数据上进行预训练，然后在 50 个训练周期内在真实数据集上进行微调。在 50 个训练周期内在真实数据集上训练比较的基线模型。具有裕度 (margin) $m=0.5$ 和比例因子 $s=48$ 的 ArcFace (弧度面部识别方法) 被用于预训练、微调和基线训练监督，预训练和微调的最大和最小学习速率分别可以被设置为 $1e-2$ 和 $1e-6$ 。可以使用小批量随机梯度下降 (SGD) 方法训练所有识别模型，其中批大小可以为 128。

因此，基于以上实验设置，在本申请中，首先可以验证在训练身份和测试身份完全隔离的开放集协议下识别模型的性能。可选地，可以采用两种不同的训练 ID 和测试 ID 的比率，例如 1:1 和 1:3 (例如，训练:测试为 1634:1632 和 818:2448)，定量结果示于下表 1 中，其中，“MB”表示 MobileFaceNet，并且“R50”表示 ResNet50。

表 1 开放集协议下的定量结果

生成方法	识别模型骨架	训练:测试 = 1:1				训练:测试 = 1:3			
		TAR@ 1e-3	TAR@ 1e-4	TAR@ 1e-5	TAR@ 1e-6	TAR@ 1e-3	TAR@ 1e-4	TAR@ 1e-5	TAR@ 1e-6
CompCode	N/A	0.4800	0.4292	0.3625	0.2103	0.4501	0.3932	0.3494	0.2648
LLDP	N/A	0.7382	0.6762	0.5222	0.1247	0.7372	0.6785	0.6171	0.2108
BQCV	N/A	0.4930	0.4515	0.3956	0.2103	0.4527	0.3975	0.3527	0.2422
RLOC	N/A	0.6490	0.5884	0.4475	0.1443	0.6482	0.5840	0.5224	0.3366
DOC	N/A	0.4975	0.4409	0.3712	0.1667	0.4886	0.4329	0.3889	0.2007
PalmNet	N/A	0.7174	0.6661	0.5992	0.1069	0.7217	0.6699	0.6155	0.2877
C-LMCL	MB	0.9290	0.8554	0.7732	0.6239	0.8509	0.7554	0.7435	0.5932
ArcFace	MB	0.9292	0.8568	0.7812	0.7049	0.8516	0.7531	0.6608	0.5825
BézierPalm	MB	0.9640	0.9438	0.9102	0.8437	0.9407	0.8861	0.7934	0.7012
RPG-Palm	MB	0.9802	0.9714	0.9486	0.8946	0.9496	0.9267	0.8969	0.8485
本申请所述方法	MB	0.9873	0.9806	0.9547	0.9169	0.9674	0.9481	0.9317	0.9079
C-LMCL	R50	0.9545	0.9027	0.8317	0.7534	0.8601	0.7701	0.6821	0.6254
ArcFace	R50	0.9467	0.8925	0.8252	0.7462	0.8709	0.7884	0.7156	0.6580
BézierPalm	R50	0.9671	0.9521	0.9274	0.8956	0.9424	0.8950	0.8217	0.7649
RPG-Palm	R50	0.9821	0.9732	0.9569	0.9347	0.9533	0.9319	0.9016	0.8698
本申请所述方法	R50	0.9916	0.9879	0.9827	0.9762	0.9624	0.9626	0.9438	0.9271

如表 1 所示，本申请实施例中所述方法可以以清晰的裕度改进 RPG 掌纹生成方法，并且在训练 ID 和测试 ID 的比率分别为 1:1 和 1:3 设置下都实现了最高性能水平。此外，本申请实施例中所述方法在训练 ID 和测试 ID 的比率为 1:3 的设置下的改进大于比率为 1:1 的设置，也就是说，本申请实施例中所述方法在较少真实数据的情况下具有显著有效性。

此外，为了验证本申请实施例中所述方法在有限训练身份下的性能，可以在训练 ID 和测试 ID 的比率为 1:1 的开放集协议下测试具有不同数量的训练身份 (ID) 的模型。具体地，在该验证过程中合成了共计 4000 个伪 ID，并且每个 ID 包含 100 个伪掌纹。采用相同的 MobileFaceNet 作为不同方法的识别模型骨架，定量结果示于下表 2 中。

表 2 不同数量的真实训练身份下的性能

生成方法	#ID	TAR@FAR=			
		1e-3	1e-4	1e-5	1e-6
ArcFace	1,600	0.9292	0.8568	0.7812	0.7049
BézierPalm		0.9640	0.9438	0.9102	0.8437
RPG-Palm		0.9802	0.9714	0.9486	0.8946
本申请所述方法		0.9873	0.9806	0.9547	0.9169
ArcFace	800	0.8934	0.7432	0.7104	0.6437
BézierPalm		0.9534	0.9390	0.9025	0.8164
RPG-Palm		0.9783	0.9687	0.9356	0.8741
本申请所述方法		0.9846	0.9718	0.9473	0.8976
ArcFace	400	0.8102	0.7050	0.6668	0.3320
BézierPalm		0.9189	0.8497	0.7542	0.6899
RPG-Palm		0.9573	0.9324	0.8836	0.8162
本申请所述方法		0.9679	0.9567	0.9259	0.8572
ArcFace	160	0.6761	0.5294	0.4783	0.2437
BézierPalm		0.8179	0.6998	0.5826	0.4832
RPG-Palm		0.9356	0.8641	0.8063	0.7246
本申请所述方法		0.9581	0.9247	0.8861	0.8245
ArcFace	80	0.5384	0.4682	0.3249	0.1173
BézierPalm		0.6547	0.5511	0.4490	0.3743
RPG-Palm		0.8974	0.8092	0.6947	0.5824
本申请所述方法		0.9421	0.9009	0.8438	0.7722
ArcFace	40	0.4582	0.3908	0.2505	0.0934
BézierPalm		0.6218	0.5145	0.3937	0.3472
RPG-Palm		0.8136	0.6942	0.5894	0.4796
本申请所述方法		0.9351	0.8881	0.8340	0.7694
ArcFace	16	0.4431	0.3758	0.2372	0.0723
BézierPalm		0.5997	0.4883	0.3542	0.2978
RPG-Palm		0.6958	0.5714	0.4286	0.3271
本申请所述方法		0.9058	0.8203	0.7469	0.6554

如表 2 所示，当用非常少的真实 ID 进行训练时，ArcFace、贝塞尔掌纹生成和 RPG 掌纹生成方法都变得不可用，而本申请实施例中所所述方法仍然能够保持性能。在仅利用 2.5% 的真实 ID（即，40）训练时，本申请实施例中所所述方法仍然优于用 100% 的真实 ID（即，1600）训练的 ArcFace 的结果。在仅利用 1% 的真实 ID 进行训练的情况下，本申请实施例中所所述方法的 TAR 仍然与利用 50% 的真实 ID（即，800）的 ArcFace 训练的 TAR 相当。

可选地，可以使用四种生成方法 pix2pixHD、CycleGAN、BicycleGAN 和 RPG-Palm 进行掌纹生成性能比较，它们都使用 40 个真实 ID 与根据 RPG-Palm 的未配对数据进行重新训练。定量结果示于表 3 中。

表 3 在开放集协议下使用不同掌纹生成方法的定量识别结果

生成方法	FID↓	训练:测试=1:1（40个ID）			
		TAR↑ @1e-3	TAR↑ @1e-4	TAR↑ @1e-5	TAR↑ @1e-6
pix2pixHD	218.1	0.6475	0.5062	0.3708	0.2431
CycleGAN	385.8	0.6982	0.5697	0.4312	0.3162
BicycleGAN	168.8	0.7472	0.6373	0.4978	0.3649
RPG-Palm	188.9	0.8136	0.6942	0.5894	0.4796
本申请所述方法	40.3	0.9351	0.8881	0.8340	0.7694

如上表 3 所示，基于本申请实施例中所所述方法预训练的掌纹识别模型优于其他方法。此外，本申请实施例中所述方法可以实现 40.3 的 FID 评分，显示出显著的改善。

图 9 是示出根据本申请实施例的利用不同掌纹生成方法的掌纹生成结果的对比图。其中，(a)对应于贝塞尔掌纹生成方法 Bézier palm，(b)对应于 pix2pixHD 方法，(c)对应于 CycleGAN 方法，(d)对应于 BicycleGAN 方法，(e)对应于 RPG-Palm 方法，(f)对应于 PCE 图像，(g)-(j)对应于本申请实施例中所述方法生成的多样化掌纹图像。

如图 9 所示，在少量训练数据下，RPG-Palm 生成的掌纹图像表现出严重的模糊和不一致的线，而本申请实施例所述方法仍然保持整体清晰度和 ID 一致性。另外，本申请实施例所述方法可以恢复关于掌纹线的更好的细节信息，包括诸如厚度的变化和多个皱褶的交织，而不仅仅是迁移贝塞尔曲线。此外，pix2pixHD、CycleGAN 和 BicycleGAN 方法的结果表现出比 RPG-Palm 更严重的模糊问题。

此外，为了进一步增强输入掌纹的线能量特征，本申请掌纹图像生成方法还可以将所提出的 LFEB 应用于掌纹识别模型，例如在掌纹识别模型的骨架的第一卷积层之前并入即插即用的 LFEB，以增强输入掌纹图像的线能量特征。

该性能验证还可以包括对消融（ablation）的研究。其中，本申请实施例所述方法的主要组件可以包括 PCEE、用于少样本训练的数据扩增（DA）模块、改进的贝塞尔曲线合成、具有 LFEB 的生成模型、以及具有 LFEB 的识别模型，其可以分别使用“P”、“A”、“I”、“G+L”和“R+L”来表示。对于基线生成模型，可以使用两阶段训练方法并去除上述组件。因此，可选地，可以使用 40 个 ID 训练消融实验，并且测试集在训练 ID 和测试 ID 的比率为 1:1 的开放集协议下固定。消融实验的结果示于下表 4 中。

表 4 不同组件的消融

P	A	I	G+L	R+L	TAR@FAR=			
					1e-3	1e-4	1e-5	1e-6
×	×	×	×	×	0.6559	0.5503	0.4556	0.4144
✓	×	×	×	×	0.7936	0.7022	0.6149	0.5525
✓	✓	×	×	×	0.8278	0.7449	0.6691	0.6077
✓	✓	✓	×	×	0.8464	0.7757	0.7094	0.6385
✓	✓	✓	✓	×	0.8852	0.8238	0.7743	0.7060
✓	✓	✓	✓	✓	0.9351	0.8881	0.8340	0.7694

如表 4 所示，具有 PCEE 的模型在 13.81%@FAR=1e-6（即，FAR=1e-6 时，TAR 为 13.81%）下实现了最大的性能改进，这反映了具有 PCEE 的模型在有限数据下生成逼真的掌纹样本的优越性。通过与基线生成和识别模型进行比较，LFEB 模块通过增强掌纹线能量特征带来了 6%@FAR=1e-6 的显著且一致的性能增益。DA 模块通过用少量训练样本有效地扩展类内多样性来实现 5.52%@FAR=1e-6 的改进。此外，对贝塞尔曲线的改进还通过引入更合理的掌纹线分布而实现更好的性能。

最后，在性能验证中，还可以包括针对 LFEB 的有效性验证。图 10 是示出根据本申请实施例的针对线能量特征增强块的有效性验证的结果图。

图 10 中可视化了在具有和不具有 LFEB 的情况下 MobileFaceNet 中层 1 块的特征，其中，图 10(a)为输入的掌纹图像，图 10(b)为经过 LFEB 的掌纹图像，图 10(c)对应于不具有 LFEB 的情况下的特征可视化，图 10(d)对应于具有 LFEB 的情况下的特征可视化。因此，可以看出，模型在不具有 LFEB 的情况下关注于掌纹线和非线条区域两者，而通过添加 LFEB 组件，模型可以偏向于关注于掌纹线。

如上所述，通过本申请掌纹图像生成方法，可以利用从预先确定的掌纹曲线模板中确定的控制点来生成贝塞尔曲线，并将该贝塞尔曲线转换为具有皱褶信息的掌纹线能量图，其中该皱褶信息包括与贝塞尔曲线相同的线条分布但不同的线型，其线型由每个像素的线能量特征确定，继而进一步基于具有该皱褶信息的掌纹线能量图生成具有纹理信息的掌纹图像，该掌纹图像的掌纹线与掌纹线能量图的皱褶信息一致，从而生成具有逼真皱褶和纹理的拟真掌纹图像。其中，通过引入掌纹线能量域作为连接贝塞尔掌纹域和掌纹图像域的中间域，避免从贝塞尔曲线直接生成具有皱褶信息和纹理信息的掌纹图像，降低了掌纹图像的生成难度，并且在从掌纹线能量图生成掌纹图像的过程中，在保证掌纹图像具有一致掌纹线的同时生成细节纹理信息，使得能够在保留相同的身份信息的情况下生成具有多样化纹理的拟真掌纹图像，因此降低了对真实数据的依赖，适用于缺乏大规模掌纹数据集的掌纹识别训练。

图 11 是示出根据本申请实施例的掌纹图像生成装置 1100 的示意图。

根据本申请实施例，所述掌纹图像生成装置 1100 可以包括曲线生成模块 1101、皱褶生成模块 1102、和纹理生成模块 1103。

曲线生成模块 1101 可以被配置为基于预先确定的掌纹曲线模板，确定多个控制点，并基于所述多个控制点生成贝塞尔曲线。可选地，曲线生成模块 1101 可以执行如上参考步骤 S201 所描述的操作。

皱褶生成模块 1102 可以被配置为基于所述贝塞尔曲线，生成具有皱褶信息的掌纹线能量图，所述掌纹线能量图包括与所述贝塞尔曲线具有相同线条分布、但不同线型的掌纹线，其中，所述线型用于描述所述皱褶信息、并与所述掌纹线上各个像素的线方向能量相对应。可选地，皱褶生成模块 1102 可以执行如上参考步骤 S202 所描述的操作。

纹理生成模块 1103 可以被配置为基于所述掌纹线能量图，生成具有细节纹理信息的拟真掌纹图像。可选地，纹理生成模块 1103 可以执行如上参考步骤 S203 所描述的操作。

可选地，皱褶生成模块 1102 被配置为，对所述贝塞尔曲线进行特征提取，获得所述贝塞尔曲线的多通道特征图；基于所述多通道特征图，确定每个通道特征图中每个像素的线能量特征；对各个像素的所述线能量特征进行增强，生成增强后的多通道特征图；及，基于所述增强后的多通道特征图，生成所述掌纹线能量图。

可选地，皱褶生成模块 1102 被配置为，对于每个通道特征图，执行以下处理：

利用线状卷积层，从该通道特征图中提取每个像素的线方向能量，其中，所述线状卷积层包括沿着多个预定方向的高斯改进有限拉东变换核，所述线方向能量包括该像素沿着所述多个预定方向上的线方向能量；

根据所述线方向能量，获得每个像素的所述线能量特征，所述线能量特征包括该像素在所述多个预定方向上的最大线方向能量以及与所述最大线方向能量相对应的预定方向。

所述纹理生成模块 1103 被配置为，使用多个控制向量，基于所述掌纹线能量图，生成具有多个细节纹理信息的所述拟真掌纹图像。

可选地，所述掌纹线能量图中的掌纹线，作为身份信息，用于指示所述拟真掌纹图像的身份。

可选地，所述控制向量为随机噪声向量，并且所述细节纹理信息包括光线信息、阴影信息以及皮肤纹理信息中的一种或多种。

可选地，所述皱褶生成模块 1102 被配置为，基于所述贝塞尔曲线，利用预先训练的第一生成器，生成所述掌纹线能量图；

所述纹理生成模块 1103 被配置为，基于所述掌纹线能量图，利用预先训练的第二生成器，生成所述拟真掌纹图像；

其中，所述第一生成器和所述第二生成器是利用真实掌纹图像联合训练的。

可选地，在所述联合训练中，

所述第一生成器以贝塞尔曲线样本为输入，以掌纹线能量图样本为输出，所述掌纹线能量图样本包括皱褶信息；

所述第二生成器以真实掌纹图像的真实掌纹线能量图为输入，以与所述真实掌纹图像相对应的拟真掌纹图像为输出，所述拟真掌纹图像包括细节纹理信息；

利用掌纹线能量提取器，从所述真实掌纹图像中提取出所述真实掌纹线能量图；

基于所述真实掌纹线能量图，对所述第一生成器和所述第二生成器进行监督；

所述掌纹线能量提取器与所述第一生成器和所述第二生成器联合训练。

可选地，所述利用掌纹线能量提取器，从所述真实掌纹图像中提取出所述真实掌纹线能量图，包括：

利用所述掌纹线能量提取器，提取所述真实掌纹图像中的真实掌纹线，并确定所述真实掌纹线中每个像素的线能量特征；

基于所述真实掌纹线和所述真实掌纹线中每个像素的线能量特征，通过二值化处理，获得所述真实掌纹线能量图。

可选地，所述第一生成器包括线能量特征增强块，用于对所述贝塞尔曲线样本的多通道特征图的线能量特征进行增强。

可选地，所述联合训练的损失函数包括与所述第一生成器相关的第一损失函数以及与所述第二生成器相关的第二损失函数；

其中，所述第一损失函数包括：用于保持所述掌纹线能量图样本与所述贝塞尔曲线样本之间结构一致性的对比损失、以及用于使所述掌纹线能量图样本与所述真实掌纹线能量图之间相似的对抗损失；

所述第二损失函数包括：用于使控制向量的分布接近标准正态分布的分布控制损失、所述拟真掌纹图像的身份与所述真实掌纹图像的身份之间的身份一致性损失、所述拟真掌纹图像的失真损失、以及强化所述拟真掌纹图像的真实性的损失。

可选地，所述掌纹曲线模板是基于人类真实掌纹线得到的统计信息预先确定的；

其中，所述曲线生成模块 1101 被配置为，基于所述掌纹曲线模板，确定生成所述多个控制点的区域范围；在所述区域范围内进行采样，得到所述多个控制点。

根据本申请又一方面，还提供了一种电子设备。图 12 示出了根据本申请实施例的电子设备 2000 的示意图。

如图 12 所示，所述电子设备 2000 可以包括一个或多个处理器 2010，和一个或多个存储器 2020。其中，所述存储器 2020 中存储有计算机可读代码，所述计算机可读代码当由所述一个或多个处理器 2010 运行时，可以执行如上所述的掌纹图像生成方法。

本申请实施例中的处理器可以是一种集成电路芯片，具有信号的处理能力。上述处理器可以是通用处理器、数字信号处理器 (DSP)、专用集成电路 (ASIC)、现成可编程门阵列 (FPGA) 或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件。可以实现或者执行本申请实施例中的公开的各方法、步骤及逻辑框图。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等，可以是 X86 架构或 ARM 架构的。

一般而言，本申请各种示例实施例可以在硬件或专用电路、软件、固件、逻辑，或其任何组合中实施。某些方面可以在硬件中实施，而其他方面可以在可以由控制器、微处理器或其他计算设备执行的固件或软件中实施。当本申请实施例的各方面被图示或描述为框图、流程图或使用某些其他图形表示时，将理解此处描述的方框、装置、系统、技术或方法可以作为非限制性的示例在硬件、软件、固件、专用电路或逻辑、通用硬件或控制器或其他计算设备，或其某些组合中实施。

例如，根据本申请实施例的方法或装置也可以借助于图 13 所示的计算设备 3000 的架构来实现。如图 13 所示，计算设备 3000 可以包括总线 3010、一个或多个 CPU 3020、只读存储器 (ROM) 3030、随机存取存储器 (RAM) 3040、连接到网络的通信端口 3050、输入/输出组件 3060、硬盘 3070 等。计算设备 3000 中的存储设备，例如 ROM 3030 或硬盘 3070 可以存储本申请提供的掌纹图像生成方法的处理和/或通信使用的各种数据或文件以及 CPU 所执行的程序指令。计算设备 3000 还可以包括用户界面 3080。当然，图 13 所示的架构只是示例性的，在实现不同的设备时，根据实际需要，可以省略图 13 示出的计算设备中的一个或多个组件。

根据本申请又一方面，还提供了一种计算机可读存储介质。所述计算机存储介质上存储有计算机可读指令。当所述计算机可读指令由处理器运行时，可以执行参照以上附图描述的根据本申请实施例的掌纹图像生成方法。本申请实施例中的计算机可读存储介质可以是易失性存储器或非易失性存储器，或可包括易失性和非易失性存储器两者。非易失性存储器可以是只读存储器 (ROM)、可编程只读存储器 (PROM)、可擦除可编程只读存储器 (EPROM)、电可擦除可编程只读存储器 (EEPROM) 或闪存。易失性存储器可以是随机存取存储器 (RAM)，其用作外部高速缓存。通过示例性但不是限制性说明，许多形式的 RAM 可用，例如静态随机存取存储器 (SRAM)、动态随机存取存储器 (DRAM)、同步动态随机存取存储器 (SDRAM)、双倍数据速率同步动态随机存取存储器 (DDRSDRAM)、增强型同步动态随机存取存储器 (ESDRAM)、同步连接动态随机存取存储器 (SLDRAM) 和直接内存总线随机存取存储器 (DR RAM)。应注意，本文描述的方法的存储器旨在包括但不限于这些和任意其它适合类型的存储器。应注意，本文描述的方法的存储器旨在包括但不限于这些和任意其它适合类型的存储器。

本申请实施例还提供了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根据本申请实施例的掌纹图像生成方法。

本申请实施例提供了一种掌纹图像生成方法、装置、设备和计算机可读存储介质。

本申请实施例所提供的方法相比于传统的掌纹生成方法而言，能够通过引入掌纹线能量域来对掌纹的皱褶和纹理的生成进行解耦，以通过将贝塞尔掌纹域的贝塞尔曲线转换至掌纹线能量域的掌纹线

能量图来生成逼真的皱褶，并通过将掌纹线能量域的掌纹线能量图转换至掌纹图像域的掌纹图像来生成逼真的纹理，从而降低了从贝塞尔曲线生成拟真掌纹图像的难度，实现了多样化的拟真掌纹图像生成。

本申请实施例所提供的方法利用从预先确定的掌纹曲线模板中确定的控制点来生成贝塞尔曲线，并将该贝塞尔曲线转换为具有皱褶信息的掌纹线能量图，其中该皱褶信息包括与贝塞尔曲线相同的线条分布但不同的线型，其线型由每个像素的线能量特征确定，继而进一步基于具有该皱褶信息的掌纹线能量图生成具有纹理信息的掌纹图像，该掌纹图像的掌纹线与掌纹线能量图的皱褶信息一致，从而生成具有逼真皱褶和纹理的拟真掌纹图像。本申请实施例所提供的方法通过引入掌纹线能量域作为连接贝塞尔掌纹域和掌纹图像域的中间域，避免从贝塞尔曲线直接生成具有皱褶信息和纹理信息的掌纹图像，降低了掌纹图像的生成难度，并且在从掌纹线能量图生成掌纹图像的过程中，在保证掌纹图像具有一致掌纹线的同时生成细节纹理信息，使得能够在保留相同的身份信息的情况下生成具有多样化纹理的拟真掌纹图像，因此降低了对真实数据的依赖，适用于缺乏大规模掌纹数据集的掌纹识别训练。

需要说明的是，附图中的流程图和框图，图示了按照本申请各种实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上，流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段、或代码的一部分，所述模块、程序段、或代码的一部分包含至少一个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意，在有些作为替换的实现中，方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如，两个接连地表示的方框实际上可以基本并行地执行，它们有时也可以按相反的顺序执行，这依所涉及的功能而定。也要注意的，框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合，可以用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现，或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

一般而言，本申请各种示例实施例可以在硬件或专用电路、软件、固件、逻辑，或其任何组合中实施。某些方面可以在硬件中实施，而其他方面可以在可以由控制器、微处理器或其他计算设备执行的固件或软件中实施。当本申请实施例的各方面被图示或描述为框图、流程图或使用某些其他图形表示时，将理解此处描述的方框、装置、系统、技术或方法可以作为非限制性的示例在硬件、软件、固件、专用电路或逻辑、通用硬件或控制器或其他计算设备，或其某些组合中实施。

在上面详细描述的本申请示例实施例仅仅是说明性的，而不是限制性的。本领域技术人员应该理解，在不脱离本申请原理和精神的情况下，可对这些实施例或其特征进行各种修改和组合，这样的修改应落入本申请范围内。

权利要求书

1. 一种掌纹图像生成方法，由电子设备执行，包括：
基于预先确定的掌纹曲线模板，确定多个控制点，并基于所述多个控制点生成贝塞尔曲线；
基于所述贝塞尔曲线，生成具有皱褶信息的掌纹线能量图，所述掌纹线能量图包括与所述贝塞尔曲线具有相同线条分布、但不同线型的掌纹线，其中，所述线型用于描述所述皱褶信息、并与所述掌纹线上各个像素的线方向能量相对应；及，
基于所述掌纹线能量图，生成具有细节纹理信息的拟真掌纹图像。
2. 如权利要求1所述的方法，其中，所述基于所述贝塞尔曲线，生成具有皱褶信息的掌纹线能量图，包括：
对所述贝塞尔曲线进行特征提取，获得所述贝塞尔曲线的多通道特征图；
基于所述多通道特征图，确定每个通道特征图中每个像素的线能量特征；
对各个像素的所述线能量特征进行增强，生成增强后的多通道特征图；及
基于所述增强后的多通道特征图，生成所述掌纹线能量图。
3. 如权利要求2所述的方法，其中，所述基于所述多通道特征图，确定每个通道特征图中每个像素的线能量特征，包括：
对于每个通道特征图，执行以下处理：
利用线状卷积层，从该通道特征图中提取每个像素的线方向能量，其中，所述线状卷积层包括沿着多个预定方向的高斯改进有限拉东变换核，所述线方向能量包括该像素沿着所述多个预定方向上的线方向能量；
根据所述线方向能量，获得每个像素的所述线能量特征，所述线能量特征包括该像素在所述多个预定方向上的最大线方向能量以及与所述最大线方向能量相对应的预定方向。
4. 如权利要求1-3中任一项所述的方法，其中，所述基于所述掌纹线能量图，生成具有细节纹理信息的拟真掌纹图像，包括：
使用多个控制向量，基于所述掌纹线能量图，生成具有多个细节纹理信息的所述拟真掌纹图像。
5. 如权利要求4所述的方法，其中，所述掌纹线能量图中的掌纹线，作为身份信息，用于指示所述拟真掌纹图像的身份。
6. 如权利要求4或者5所述的方法，其中，所述控制向量为随机噪声向量，并且所述细节纹理信息包括光线信息、阴影信息以及皮肤纹理信息中的一种或多种。
7. 如权利要求4-6中任一项所述的方法，其中，所述基于所述贝塞尔曲线，生成具有皱褶信息的掌纹线能量图，包括：
基于所述贝塞尔曲线，利用预先训练的第一生成器，生成所述掌纹线能量图；
所述基于所述掌纹线能量图，生成具有细节纹理信息的拟真掌纹图像，包括：
基于所述掌纹线能量图，利用预先训练的第二生成器，生成所述拟真掌纹图像；
其中，所述第一生成器和所述第二生成器是利用真实掌纹图像联合训练的。
8. 如权利要求7所述的方法，其中，在所述联合训练中，
所述第一生成器以贝塞尔曲线样本为输入，以掌纹线能量图样本为输出，所述掌纹线能量图样本包括皱褶信息；

所述第二生成器以真实掌纹图像的真实掌纹线能量图为输入，以与所述真实掌纹图像相对应的拟真掌纹图像为输出，所述拟真掌纹图像包括细节纹理信息；

利用掌纹线能量提取器，从所述真实掌纹图像中提取出所述真实掌纹线能量图；

基于所述真实掌纹线能量图，对所述第一生成器和所述第二生成器进行监督；及，

所述掌纹线能量提取器与所述第一生成器和所述第二生成器联合训练。

9. 如权利要求8所述的方法，其中，所述利用掌纹线能量提取器，从所述真实掌纹图像中提取出所述真实掌纹线能量图，包括：

利用所述掌纹线能量提取器，提取所述真实掌纹图像中的真实掌纹线，并确定所述真实掌纹线中每个像素的线能量特征；

基于所述真实掌纹线和所述真实掌纹线中每个像素的线能量特征，通过二值化处理，获得所述真实掌纹线能量图。

10. 如权利要求7-9中任一项所述的方法，其中，所述第一生成器包括线能量特征增强块，用于对所述贝塞尔曲线样本的多通道特征图的线能量特征进行增强。

11. 如权利要求8-10中任一项所述的方法，其中，所述联合训练的损失函数包括与所述第一生成器相关的第一损失函数以及与所述第二生成器相关的第二损失函数；

其中，所述第一损失函数包括：用于保持所述掌纹线能量图样本与所述贝塞尔曲线样本之间结构一致性的对比损失、以及用于使所述掌纹线能量图样本与所述真实掌纹线能量图之间相似的对抗损失；

所述第二损失函数包括：用于使控制向量的分布接近标准正态分布的分布控制损失、所述拟真掌纹图像的身份与所述真实掌纹图像的身份之间的身份一致性损失、所述拟真掌纹图像的失真损失、以及强化所述拟真掌纹图像的真实性的损失。

12. 如权利要求1-11中任一项所述的方法，其中，所述掌纹曲线模板是基于人类真实掌纹线得到的统计信息预先确定的；

其中，所述基于预先确定的掌纹曲线模板，确定多个控制点，包括：

基于所述掌纹曲线模板，确定生成所述多个控制点的区域范围；

在所述区域范围内进行采样，得到所述多个控制点。

13. 一种掌纹图像生成装置，包括：

曲线生成模块，被配置为基于预先确定的掌纹曲线模板，确定多个控制点，并基于所述多个控制点生成贝塞尔曲线；

褶皱生成模块，被配置为基于所述贝塞尔曲线，生成具有褶皱信息的掌纹线能量图，所述掌纹线能量图包括与所述贝塞尔曲线具有相同线条分布、但不同线型的掌纹线，其中，所述线型用于描述所述褶皱信息、并与所述掌纹线上各个像素的线方向能量相对应；及，

纹理生成模块，被配置为基于所述掌纹线能量图，生成具有细节纹理信息的拟真掌纹图像。

14. 如权利要求13所述的装置，其中，所述褶皱生成模块被配置为，对所述贝塞尔曲线进行特征提取，获得所述贝塞尔曲线的多通道特征图；基于所述多通道特征图，确定每个通道特征图中每个像素的线能量特征；对各个像素的所述线能量特征进行增强，生成增强后的多通道特征图；及，基于所述增强后的多通道特征图，生成所述掌纹线能量图。

15. 如权利要求13或14所述的装置，其中，所述纹理生成模块被配置为，使用多个控制向量，基于所述掌纹线能量图，生成具有多个细节纹理信息的所述拟真掌纹图像。

16. 如权利要求 13 所述的装置，其中，所述皱褶生成模块被配置为，基于所述贝塞尔曲线，利用预先训练的第一生成器，生成所述掌纹线能量图；

所述纹理生成模块被配置为，基于所述掌纹线能量图，利用预先训练的第二生成器，生成所述拟真掌纹图像；

其中，所述第一生成器和所述第二生成器是利用真实掌纹图像联合训练的。

17. 如权利要求 13-16 中任一项所述的装置，其中，所述掌纹曲线模板是基于人类真实掌纹线得到的统计信息预先确定的；

其中，所述曲线生成模块被配置为，基于所述掌纹曲线模板，确定生成所述多个控制点的区域范围；在所述区域范围内进行采样，得到所述多个控制点。

18. 一种电子设备，包括：

一个或多个处理器；以及

一个或多个存储器，其中存储有计算机可执行程序，当由所述处理器执行所述计算机可执行程序时，执行权利要求 1-12 中任一项所述的方法。

19. 一种计算机程序产品，所述计算机程序产品存储在计算机可读存储介质上，并且包括计算机指令，所述计算机指令在由处理器运行时，使得计算机设备执行权利要求 1-12 中任一项所述的方法。

20. 一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机可执行指令，所述指令在被处理器执行时用于实现如权利要求 1-12 中任一项所述的方法。