

人脸特征点的定位方法及装置

本申请要求在 2018 年 4 月 24 日提交中国专利局、申请号为 201810373871.6、申请名称为“人脸特征点的定位方法及装置”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本公开涉及计算机视觉技术领域，尤其涉及一种人脸特征点的定位方法及装置。

背景技术

人脸特征点定位是人脸相关的计算机视觉问题中重要的一类。人脸特征点定位的任务是计算出人脸图像中若干个人脸特征点的位置。例如，计算出人脸图像中眼角、嘴角、鼻尖等人脸特征点的位置。

人脸特征点定位的问题可以通过深度神经网络来解决。然而，随着深度神经网络的层数的加深，人脸结构信息的丢失变严重。在人脸图像中的人脸被严重遮挡、人脸为大角度的侧脸或者人脸的表情夸张等复杂情况下，人脸特征点定位的准确性严重下降。

发明内容

有鉴于此，本公开提出了一种人脸特征点的定位方法及装置。

根据本公开的一方面，提供了一种人脸特征点的定位方法，包括：

对人脸图像进行边缘检测，获取人脸特征线图像；

将所述人脸图像与所述人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息。

在一种可能的实现方式中，在所述将所述人脸图像与所述人脸特征线图像进行融合之前，还包括：

对所述人脸特征线图像进行有效性判别，得到优化的人脸特征线图像；

所述将所述人脸图像与所述人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息，包括：

将所述人脸图像与所述优化的人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息。

在一种可能的实现方式中，所述对人脸图像进行边缘检测，获取人脸特征线图像，包括：

对所述人脸图像进行特征线特征提取，获取特征线图像；

对所述特征线图像进行优化，获取所述人脸特征线图像。

在一种可能的实现方式中，所述对所述人脸图像进行特征线特征提取，获取特征线图像，包括：

对所述人脸图像依次执行卷积、残差运算、下采样和残差运算的操作，获取所述特征线图像。

在一种可能的实现方式中，所述对所述特征线图像进行优化，获取所述人脸特征线图像，包括：

将所述特征线图像经过至少一级优化网络，获取所述人脸特征线图像，其中，每级所述优化网络包括用于实现残差运算的沙漏型网络和用于实现特征线信息传递的信息传递层。

在一种可能的实现方式中，所述将所述人脸图像与所述人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息，包括：

将所述人脸图像进行输入图像融合，得到第一融合图像；

将所述第一融合图像与所述人脸特征线图像进行至少一级边缘图像融合，得到第二融合图像；

将所述第二融合图像进行映射，得到特征点的位置向量，并将所述位置向量作为人脸特征点的位置信息。

在一种可能的实现方式中，在将所述第一融合图像与所述人脸特征线图像进行至少一级边缘图像融合之前，还包括：

对所述第一融合图像进行优化处理，得到优化后的第一融合图像，其中，所述优化处理依次包括卷积、下采样和残差运算。

在一种可能的实现方式中，所述将所述人脸图像进行输入图像融合，得到第一融合图像，包括：

将所述人脸图像与每个预定义的特征线图像逐像素相乘，得到多个与每个预定义的特征线图像一一对应的边界特征；

将多个所述边界特征与所述人脸图像叠加，得到第一融合图像。

在一种可能的实现方式中，所述将所述第一融合图像与所述人脸特征线图像进行至少一级边缘图像融合，得到第二融合图像，包括：

将所述第一融合图像与所述人脸特征线图像进行叠加，得到第三融合图像；

将所述第三融合图像进行残差运算，得到与所述人脸特征线图像大小相同的第四融合图像；

将所述第一融合图像与所述第四融合图像逐像素相乘，得到第五融合图像；

将所述第一融合图像与所述第五融合图像叠加，得到所述第二融合图像。

在一种可能的实现方式中，在每级所述边界图像融合之间，还包括：对每级边界融合的结果进行残差运算。

在一种可能的实现方式中，所述将所述第二融合图像进行映射，得到特征点的位置向量，包括：

将所述第二融合图像依次经过残差运算和全连接操作，得到所述特征点的位置向量。

根据本公开的另一方面，提供了一种人脸特征点的定位装置，包括：

边缘检测模块，用于对人脸图像进行边缘检测，获取人脸特征线图像；

融合模块，用于将所述人脸图像与所述人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息。

在一种可能的实现方式中，所述装置还包括：

判别模块，用于对所述人脸特征线图像进行有效性判别，得到优化的人脸特征线图像；

所述融合模块用于：

将所述人脸图像与所述优化的人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息。

在一种可能的实现方式中，所述边缘检测模块包括：

特征提取子模块，用于对所述人脸图像进行特征线特征提取，获取特征线图像；

第一优化子模块，用于对所述特征线图像进行优化，获取所述人脸特征线图像。

在一种可能的实现方式中，所述特征提取子模块用于：

对所述人脸图像依次执行卷积、残差运算、下采样和残差运算的操作，获取所述特征线图像。

在一种可能的实现方式中，所述第一优化子模块用于：

将所述特征线图像经过至少一级优化网络，获取所述人脸特征线图像，其中，每级所述优化网络包括用于实现残差运算的沙漏型网络和用于实现特征线信息传递的信息传递层。

在一种可能的实现方式中，所述融合模块包括：

第一融合子模块，用于将所述人脸图像进行输入图像融合，得到第一融合图像；

第二融合子模块，用于将所述第一融合图像与所述人脸特征线图像进行至少一级边缘图像融合，得到第二融合图像；

映射子模块，用于将所述第二融合图像进行映射，得到特征点的位置向量，并将所

述位置向量作为人脸特征点的位置信息。

在一种可能的实现方式中，所述融合模块还包括：

第二优化子模块，用于对所述第一融合图像进行优化处理，得到优化后的第一融合图像，其中，所述优化处理依次包括卷积、下采样和残差运算。

在一种可能的实现方式中，所述第一融合子模块包括：

第一相乘单元，用于将所述人脸图像与每个预定义的特征线图像逐像素相乘，得到多个与每个预定义的特征线图像一一对应的边界特征；

第一叠加单元，用于将多个所述边界特征与所述人脸图像叠加，得到第一融合图像。

在一种可能的实现方式中，所述第二融合子模块包括：

第二叠加单元，用于将所述第一融合图像与所述人脸特征线图像进行叠加，得到第三融合图像；

残差运算单元，用于将所述第三融合图像进行残差运算，得到与所述人脸特征线图像大小相同的第四融合图像；

第二相乘单元，用于将所述第一融合图像与所述第四融合图像逐像素相乘，得到第五融合图像；

第三叠加单元，用于将所述第一融合图像与所述第五融合图像叠加，得到所述第二融合图像。

在一种可能的实现方式中，所述融合模块还包括：

残差运算符模块，用于对每级边界融合的结果进行残差运算。

在一种可能的实现方式中，所述映射子模块用于：

将所述第二融合图像依次经过残差运算和全连接操作，得到所述特征点的位置向量。

根据本公开的另一方面，提供了一种电子设备，包括：处理器；用于存储处理器可执行指令的存储器；其中，所述处理器被配置为执行上述方法。

根据本公开的另一方面，提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序指令，其中，所述计算机程序指令被处理器执行时实现上述方法。

本公开的各方面的人脸特征点的定位方法及装置通过对人脸图像进行边缘检测，获取人脸特征线图像，并将人脸图像和人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息，由此结合人脸特征线进行人脸特征点的定位，能够提高人脸特征点定位的准确性，即使在人脸图像中的人脸被遮挡、人脸为较大角度的侧脸或者人脸的表情较夸张等复杂情况下，仍然能够准确地进行人脸特征点定位。

根据下面参考附图对示例性实施例的详细说明，本公开的其它特征及方面将变得清楚。

附图说明

包含在说明书中并且构成说明书的一部分的附图与说明书一起示出了本公开的示例性实施例、特征和方面，并且用于解释本公开的原理。

图1示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位方法的流程图；

图2示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位方法的一示例性的流程图；

图3示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位方法步骤S11的一示例性的流程图；

图4示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位方法步骤S12的一示例性的流程图；

图5示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位方法步骤S121的一示例性的流程图；

图6示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位方法步骤S122的一示例性的流程图；

图7示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位装置的框图；

图8示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位装置的一示例性的框图；

图9是根据一示例性实施例示出的一种用于人脸特征点的定位的装置800的框图；

图10是根据一示例性实施例示出的一种用于人脸特征点的定位的装置1900的框图。

具体实施方式

以下将参考附图详细说明本公开的各种示例性实施例、特征和方面。附图中相同的附图标记表示功能相同或相似的元件。尽管在附图中示出了实施例的各种方面，但是除非特别指出，不必按比例绘制附图。

在这里专用的词“示例性”意为“用作例子、实施例或说明性”。这里作为“示例性”所说明的任何实施例不必解释为优于或好于其它实施例。

另外，为了更好的说明本公开，在下文的具体实施方式中给出了众多的具体细节。本领域技术人员应当理解，没有某些具体细节，本公开同样可以实施。在一些实例中，对于本领域技术人员熟知的方法、手段、元件和电路未作详细描述，以便于凸显本公开的主旨。

图1示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位方法的流程图。如图1所示，该方法包括步骤S11和步骤S12。

在步骤S11中，对人脸图像进行边缘检测，获取人脸特征线图像。

在本实施例中，人脸图像可以指包含人脸的图像，或者，人脸图像可以指需要进行人脸特征点定位的图像。

本公开实施例可以采用相关技术中的Sobel算子或者Canny算子等进行边缘检测，在此不作限定。

在一种可能的实现方式中，通过卷积神经网络对人脸图像进行边缘检测，获取人脸特征线图像。

在步骤S12中，将人脸图像与人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息。

在本实施例中，基于人脸特征线图像提供的鲁棒的人脸结构信息，能够对人脸图像进行精准的人脸特征点的定位。

在本实施例中，人脸特征点可以包括人脸轮廓特征点、眉毛特征点、眼睛特征点、鼻子特征点和嘴唇特征点等中的一种或多种。其中，眼睛特征点可以包括眼睑线特征点；眼睑线特征点可以包括眼角特征点；鼻子特征点可以包括鼻梁特征点；嘴唇特征点可以包括唇线特征点。

在一种可能的实现方式中，通过特征点预测网络将人脸图像与人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息。

在本公开实施例中，将人脸图像与人脸特征线图像进行融合，可以表示将人脸图像中的信息与人脸特征线图像中的信息相结合。例如，可以表示将人脸图像中的像素和/或特征与人脸特征线图像中的像素和/或特征以某种方式相结合。

本实施例通过对人脸图像进行边缘检测，获取人脸特征线图像，并将人脸图像和人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息，由此结合人脸特征线进行人脸特征点的定位，能够提高人脸特征点定位的准确性，即使在人脸图像中的人脸被遮挡、人脸为较大角度的侧脸或者人脸的表情较夸张等复杂情况下，仍然能够准确地进行人脸特征点定位。

图2示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位方法的一示例性的流程图。如图2所示，该方法可以包括步骤S21至步骤S23。

在步骤S21中，对人脸图像进行边缘检测，获取人脸特征线图像。

其中，对步骤S21参见上文对步骤S11的描述。

在步骤S22中，对人脸特征线图像进行有效性判别，得到优化的人脸特征线图像。

在一种可能的实现方式中，采用基于对抗生成模型的卷积神经网络对人脸特征线图像进行有效性判别，得到优化的人脸特征线图像。在该实现方式中，对抗生成模型中的判别模型可以用于对人脸特征线图像进行有效性判别，即，判别模型可以用于判别人脸特征线图像是否有效；对抗生成模型中的生成模型可以用于生成优化的人脸特征线图像。

在步骤S23中，将人脸图像与优化的人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息。

在本实施例中，人脸特征线图像的检测结果对最终的人脸特征点定位的准确性的影响较大。因此，通过对人脸特征线图像进行有效性判别，得到优化的人脸特征线图像，并将人脸图像与优化的人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息，由此能够大大提高人脸特征线图像的质量，从而能够进一步提高人脸特征点定位的准确性。

图3示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位方法步骤S11的一示例性的流程图。如图3所示，步骤S11可以包括步骤S111和步骤S112。

在步骤S111中，对人脸图像进行特征线特征提取，获取特征线图像。

在本实施例中，特征线可以包括人脸轮廓特征线、左眉毛特征线、右眉毛特征线、鼻梁特征线、左眼上眼睑特征线、左眼下眼睑特征线、右眼上眼睑特征线、右眼下眼睑特征线、上嘴唇的上边缘特征线、上嘴唇的下边缘特征线、下嘴唇的上边缘特征线和下嘴唇的下边缘特征线等中的一项或多项。

在一种可能的实现方式中，采用卷积神经网络对人脸图像进行特征线特征提取，获取特征线图像。例如，可以采用ResNet18对人脸图像进行特征线特征提取，获取特征线图像。

在一种可能的实现方式中，对人脸图像进行特征线特征提取，获取特征线图像，包括：对人脸图像依次执行卷积、残差运算、下采样和残差运算的操作，获取特征线图像。

在步骤S112中，对特征线图像进行优化，获取人脸特征线图像。

在一种可能的实现方式中，对特征线图像进行优化，获取人脸特征线图像，包括：将特征线图像经过至少一级优化网络，获取人脸特征线图像，其中，每级优化网络包括用于实现残差运算的沙漏型网络和用于实现特征线信息传递的信息传递层。例如，若包含一级优化网络，则将特征线图像依次通过沙漏型网络和信息传递层进行优化处理，获取人脸特征线图像。若包含二级优化网络，则将特征线图像依次通过第一沙漏型网络、第一信息传递层、第二沙漏型网络和第二信息传递层进行优化处理，获取人脸特征线图

像。在其他实施例中，若包含三级及以上优化网络，则按照前述方式以此类推。

图4示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位方法步骤S12的一示例性的流程图。如图4所示，步骤S12可以包括步骤S121至步骤S123。

在步骤S121中，将人脸图像进行输入图像融合，得到第一融合图像。

在本实施例中，第一融合图像可以体现人脸图像中各条特征线的边界特征。

在步骤S122中，将第一融合图像与人脸特征线图像进行至少一级边缘图像融合，得到第二融合图像。

在步骤S123中，将第二融合图像进行映射，得到特征点的位置向量，并将位置向量作为人脸特征点的位置信息。

在一种可能的实现方式中，将第二融合图像进行映射，得到特征点的位置向量，包括：将第二融合图像依次经过残差运算和全连接操作，得到特征点的位置向量。

在一种可能的实现方式中，在将第一融合图像与人脸特征线图像进行至少一级边缘图像融合之前，还包括：对第一融合图像进行优化处理，得到优化后的第一融合图像，其中，优化处理依次包括卷积、下采样和残差运算。

在一种可能的实现方式中，在每级边界图像融合之间，还包括：对每级边界融合的结果进行残差运算。

图5示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位方法步骤S121的一示例性的流程图。如图5所示，步骤S121可以包括步骤S1211和步骤S1212。

在步骤S1211中，将人脸图像与每个预定义的特征线图像逐像素相乘，得到多个与每个预定义的特征线图像一一对应的边界特征。

在步骤S1212中，将多个边界特征与人脸图像叠加，得到第一融合图像。

在一种可能的实现方式中，可以采用式1得到第一融合图像 F ，

$$F=I\oplus(M_1\otimes I)\oplus\cdots\oplus(M_i\otimes I)\cdots\oplus(M_K\otimes I) \quad \text{式1,}$$

其中， I 表示人脸图像， M_i 表示第 i 个预定义的特征线图像， K 表示预定义的特征线图像的个数。 $M_i\otimes I$ 表示将 M_i 与 I 逐像素相乘， $\oplus$ 表示叠加操作。

该实现方式通过将人脸图像与每个预定义的特征线图像逐像素相乘，得到多个与每个预定义的特征线图像一一对应的边界特征，并将多个边界特征与人脸图像叠加，得到第一融合图像，由此得到的第一融合图像仅关注人脸图像中结构丰富的部分和特征部分，忽略人脸图像中的背景部分和结构不丰富的部分，从而能够大大提高第一融合图像作为后续网络的输入的有效性。该实现方式还考虑了原始的人脸图像，从而能够利用人脸图

像中有价值的信息进行后续的特征点预测。

在一种可能的实现方式中，该方法还包括：对于训练图像集中的任意一个训练图像，在训练图像中标注人脸特征点；对训练图像中的人脸特征点进行插值，得到训练图像中的人脸特征线信息；根据训练图像集中的各个训练图像，以及各个训练图像中的人脸特征线信息，训练用于获取预定义的特征线图像的卷积神经网络。在该实现方式中，训练图像集可以包括多个训练图像，可以在各个训练图像中分别标注106个人脸特征点。在该实现方式中，可以在训练图像中相邻的人脸特征点之间进行插值得到曲线，并可以将插值得到的曲线作为该训练图像中的人脸特征线。该实现方式通过对于训练图像集中的任意一个训练图像，在训练图像中标注人脸特征点，对训练图像中的人脸特征点进行插值，得到训练图像中的人脸特征线信息，并根据训练图像集中的各个训练图像，以及各个训练图像中的人脸特征线信息，训练用于获取预定义的特征线图像的卷积神经网络，由此利用标注的人脸特征点插值成人脸特征线作为监督进行训练用于获取预定义的特征线图像的卷积神经网络。

图6示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位方法步骤S122的一示例性的流程图。如图6所示，步骤S122可以包括步骤S1221至步骤S1224。

在步骤S1221中，将第一融合图像与人脸特征线图像进行叠加，得到第三融合图像。

在步骤S1222中，将第三融合图像进行残差运算，得到与人脸特征线图像大小相同的第四融合图像。

在步骤S1223中，将第一融合图像与第四融合图像逐像素相乘，得到第五融合图像。

在步骤S1224中，将第一融合图像与第五融合图像叠加，得到第二融合图像。

在一种可能的实现方式中，可以采用式2得到第二融合图像 H ，

$$H = F \oplus (F \otimes T(M \oplus F)) \quad \text{式2,}$$

其中， F 表示第一融合图像， M 表示人脸特征线图像， $M \oplus F$ 表示将第一融合图像与人脸特征线图像进行叠加， $M \oplus F$ 为第三融合图像。 $T(M \oplus F)$ 表示将第三融合图像进行残差运算， $T(M \oplus F)$ 为第四融合图像。在本实施例中，由于人脸特征线图像 M 的通道数根据预定义的特征线的数量决定，因此，需要通过转换结构 T 使人脸特征线图像 M 与第一融合图像 F 的通道数相同。其中，转换结构 T 可以采用沙漏型网络。 $F \otimes T(M \oplus F)$ 表示将第一融合图像 F 与第四融合图像 $T(M \oplus F)$ 逐像素相乘， $F \otimes T(M \oplus F)$ 为第五融合图像。 $F \oplus (F \otimes T(M \oplus F))$ 表示将第一融合图像 F 与第五融合图像 $F \otimes T(M \oplus F)$ 叠加。

在一种可能的实现方式中，该方法还包括：将训练图像集中的各个训练图像和各个训练图像中的人脸特征线信息作为特征点预测网络的输入，将各个训练图像中人脸特征点的位置信息作为特征点预测网络的输出，训练特征点预测网络。其中，每个训练图像中的人脸特征点的数量可以均为106个。该实现方式通过将训练图像集中的各个训练图像和各个训练图像中的人脸特征线信息作为特征点预测网络的输入，将各个训练图像中人脸特征点的位置信息作为特征点预测网络的输出，训练特征点预测网络，由此融合人脸特征线信息，并采用人脸图像中的人脸特征点进行监督训练。训练得到的特征点预测网络由于融合了人脸特征线信息，因此可以得到精度更高的人脸特征点的定位结果。

图7示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位装置的框图。如图7所示，该装置包括：边缘检测模块71，用于对人脸图像进行边缘检测，获取人脸特征线图像；融合模块72，用于将人脸图像与人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息。

图8示出根据本公开一实施例的人脸特征点的定位装置的一示例性的框图。如图8所示：

在一种可能的实现方式中，该装置还包括：判别模块73，用于对人脸特征线图像进行有效性判别，得到优化的人脸特征线图像；融合模块72用于：将人脸图像与优化的人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息。

在一种可能的实现方式中，边缘检测模块71包括：特征提取子模块711，用于对人脸图像进行特征线特征提取，获取特征线图像；第一优化子模块712，用于对特征线图像进行优化，获取人脸特征线图像。

在一种可能的实现方式中，特征提取子模块711用于：对人脸图像依次执行卷积、残差运算、下采样和残差运算的操作，获取特征线图像。

在一种可能的实现方式中，第一优化子模块712用于：将特征线图像经过至少一级优化网络，获取人脸特征线图像，其中，每级优化网络包括用于实现残差运算的沙漏型网络和用于实现特征线信息传递的信息传递层。

在一种可能的实现方式中，融合模块72包括：第一融合子模块721，用于将人脸图像进行输入图像融合，得到第一融合图像；第二融合子模块722，用于将第一融合图像与人脸特征线图像进行至少一级边缘图像融合，得到第二融合图像；映射子模块723，用于将第二融合图像进行映射，得到特征点的位置向量，并将位置向量作为人脸特征点的位置信息。

在一种可能的实现方式中，融合模块72还包括：第二优化子模块724，用于对第一融合图像进行优化处理，得到优化后的第一融合图像，其中，优化处理依次包括卷积、下采样和残差运算。

在一种可能的实现方式中，第一融合子模块721包括：第一相乘单元，用于将人脸图像与每个预定义的特征线图像逐像素相乘，得到多个与每个预定义的特征线图像一一对应的边界特征；第一叠加单元，用于将多个边界特征与人脸图像叠加，得到第一融合图像。

在一种可能的实现方式中，第二融合子模块722包括：第二叠加单元，用于将第一融合图像与人脸特征线图像进行叠加，得到第三融合图像；残差运算单元，用于将第三融合图像进行残差运算，得到与人脸特征线图像大小相同的第四融合图像；第二相乘单元，用于将第一融合图像与第四融合图像逐像素相乘，得到第五融合图像；第三叠加单元，用于将第一融合图像与第五融合图像叠加，得到第二融合图像。

在一种可能的实现方式中，融合模块72还包括：残差运算子模块725，用于对每级边界融合的结果进行残差运算。

在一种可能的实现方式中，映射子模块723用于：将第二融合图像依次经过残差运算和全连接操作，得到特征点的位置向量。

本实施例通过对人脸图像进行边缘检测，获取人脸特征线图像，并将人脸图像和人脸特征线图像进行融合，得到人脸特征点的位置信息，由此结合人脸特征线进行人脸特征点的定位，能够提高人脸特征点定位的准确性，即使在人脸图像中的人脸被遮挡、人脸为较大角度的侧脸或者人脸的表情较夸张等复杂情况下，仍然能够准确地进行人脸特征点定位。

图9是根据一示例性实施例示出的一种用于人脸特征点的定位的装置800的框图。例如，装置800可以是移动电话，计算机，数字广播终端，消息收发设备，游戏控制台，平板设备，医疗设备，健身设备，个人数字助理等。

参照图9，装置800可以包括以下一个或多个组件：处理组件802，存储器804，电源组件806，多媒体组件808，音频组件810，输入/输出（I/O）的接口812，传感器组件814，以及通信组件816。

处理组件802通常控制装置800的整体操作，诸如与显示，电话呼叫，数据通信，相机操作和记录操作相关联的操作。处理组件802可以包括一个或多个处理器820来执行指

令，以完成上述的方法的全部或部分步骤。此外，处理组件802可以包括一个或多个模块，便于处理组件802和其他组件之间的交互。例如，处理组件802可以包括多媒体模块，以方便多媒体组件808和处理组件802之间的交互。

存储器804被配置为存储各种类型的数据以支持在装置800的操作。这些数据的示例包括用于在装置800上操作的任何应用程序或方法的指令，联系人数据，电话簿数据，消息，图片，视频等。存储器804可以由任何类型的易失性或非易失性存储设备或者它们的组合实现，如静态随机存取存储器（SRAM），电可擦除可编程只读存储器（EEPROM），可擦除可编程只读存储器（EPROM），可编程只读存储器（PROM），只读存储器（ROM），磁存储器，快闪存储器，磁盘或光盘。

电源组件806为装置800的各种组件提供电力。电源组件806可以包括电源管理系统，一个或多个电源，及其他与为装置800生成、管理和分配电力相关联的组件。

多媒体组件808包括在所述装置800和用户之间的提供一个输出接口的屏幕。在一些实施例中，屏幕可以包括液晶显示器（LCD）和触摸面板（TP）。如果屏幕包括触摸面板，屏幕可以被实现为触摸屏，以接收来自用户的输入信号。触摸面板包括一个或多个触摸传感器以感测触摸、滑动和触摸面板上的手势。所述触摸传感器可以不仅感测触摸或滑动动作的边界，而且还检测与所述触摸或滑动操作相关的持续时间和压力。在一些实施例中，多媒体组件808包括一个前置摄像头和/或后置摄像头。当装置800处于操作模式，如拍摄模式或视频模式时，前置摄像头和/或后置摄像头可以接收外部的多媒体数据。每个前置摄像头和后置摄像头可以是一个固定的光学透镜系统或具有焦距和光学变焦能力。

音频组件810被配置为输出和/或输入音频信号。例如，音频组件810包括一个麦克风（MIC），当装置800处于操作模式，如呼叫模式、记录模式和语音识别模式时，麦克风被配置为接收外部音频信号。所接收的音频信号可以被进一步存储在存储器804或经由通信组件816发送。在一些实施例中，音频组件810还包括一个扬声器，用于输出音频信号。

I/O接口812为处理组件802和外围接口模块之间提供接口，上述外围接口模块可以是键盘，点击轮，按钮等。这些按钮可包括但不限于：主页按钮、音量按钮、启动按钮和锁定按钮。

传感器组件814包括一个或多个传感器，用于为装置800提供各个方面的状态评估。例如，传感器组件814可以检测到装置800的打开/关闭状态，组件的相对定位，例如所述组件为装置800的显示器和小键盘，传感器组件814还可以检测装置800或装置800一个组

件的位置改变,用户与装置800接触的存在或不存在,装置800方位或加速/减速和装置800的温度变化。传感器组件814可以包括接近传感器,被配置用来在没有任何的物理接触时检测附近物体的存在。传感器组件814还可以包括光传感器,如CMOS或CCD图像传感器,用于在成像应用中使用。在一些实施例中,该传感器组件814还可以包括加速度传感器,陀螺仪传感器,磁传感器,压力传感器或温度传感器。

通信组件816被配置为便于装置800和其他设备之间有线或无线方式的通信。装置800可以接入基于通信标准的无线网络,如WiFi, 2G或3G,或它们的组合。在一个示例性实施例中,通信组件816经由广播信道接收来自外部广播管理系统的广播信号或广播相关信息。在一个示例性实施例中,所述通信组件816还包括近场通信(NFC)模块,以促进短程通信。例如,在NFC模块可基于射频识别(RFID)技术,红外数据协会(IrDA)技术,超宽带(UWB)技术,蓝牙(BT)技术和其他技术来实现。

在示例性实施例中,装置800可以被一个或多个应用专用集成电路(ASIC)、数字信号处理器(DSP)、数字信号处理设备(DSPD)、可编程逻辑器件(PLD)、现场可编程门阵列(FPGA)、控制器、微控制器、微处理器或其他电子元件实现,用于执行上述方法。

在示例性实施例中,还提供了一种非易失性计算机可读存储介质,例如包括计算机程序指令的存储器804,上述计算机程序指令可由装置800的处理器820执行以完成上述方法。

图10是根据一示例性实施例示出的一种用于人脸特征点的定位的装置1900的框图。例如,装置1900可以被提供为一服务器。参照图10,装置1900包括处理组件1922,其进一步包括一个或多个处理器,以及由存储器1932所代表的存储器资源,用于存储可由处理组件1922的执行的指令,例如应用程序。存储器1932中存储的应用程序可以包括一个或一个以上的每一个对应于一组指令的模块。此外,处理组件1922被配置为执行指令,以执行上述方法。

装置1900还可以包括一个电源组件1926被配置为执行装置1900的电源管理,一个有线或无线网络接口1950被配置为将装置1900连接到网络,和一个输入输出(I/O)接口1958。装置1900可以操作基于存储在存储器1932的操作系统,例如Windows Server™, Mac OS X™, Unix™, Linux™, FreeBSD™或类似。

在示例性实施例中,还提供了一种非易失性计算机可读存储介质,例如包括计算机程序指令的存储器1932,上述计算机程序指令可由装置1900的处理组件1922执行以完成

上述方法。

本公开可以是系统、方法和/或计算机程序产品。计算机程序产品可以包括计算机可读存储介质，其上载有用于使处理器实现本公开的各个方面的计算机可读程序指令。

计算机可读存储介质可以是保持和存储由指令执行设备使用的指令的有形设备。计算机可读存储介质例如可以是一——但不限于——电存储设备、磁存储设备、光存储设备、电磁存储设备、半导体存储设备或者上述的任意合适的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子（非穷举的列表）包括：便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器（RAM）、只读存储器（ROM）、可擦式可编程只读存储器（EPROM或闪存）、静态随机存取存储器（SRAM）、便携式压缩盘只读存储器（CD-ROM）、数字多功能盘（DVD）、记忆棒、软盘、机械编码设备、例如其上存储有指令的打孔卡或凹槽内凸起结构、以及上述的任意合适的组合。这里所使用的计算机可读存储介质不被解释为瞬时信号本身，诸如无线电波或者其他自由传播的电磁波、通过波导或其他传输媒介传播的电磁波（例如，通过光纤电缆的光脉冲）、或者通过电线传输的电信号。

这里所描述的计算机可读程序指令可以从计算机可读存储介质下载到各个计算/处理设备，或者通过网络、例如因特网、局域网、广域网和/或无线网下载到外部计算机或外部存储设备。网络可以包括铜传输电缆、光纤传输、无线传输、路由器、防火墙、交换机、网关计算机和/或边缘服务器。每个计算/处理设备中的网络适配卡或者网络接口从网络接收计算机可读程序指令，并转发该计算机可读程序指令，以供存储在各个计算/处理设备中的计算机可读存储介质中。

用于执行本公开操作的计算机程序指令可以是汇编指令、指令集架构（ISA）指令、机器指令、机器相关指令、微代码、固件指令、状态设置数据、或者以一种或多种编程语言的任意组合编写的源代码或目标代码，所述编程语言包括面向对象的编程语言—诸如Smalltalk、C++等，以及常规的过程式编程语言—诸如“C”语言或类似的编程语言。计算机可读程序指令可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中，远程计算机可以通过任意种类的网络—包括局域网（LAN）或广域网（WAN）—连接到用户计算机，或者，可以连接到外部计算机（例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接）。在一些实施例中，通过利用计算机可读程序指令的状态信息来个性化定制电子电路，例如可编程逻辑电路、现场可编程门阵列（FPGA）或可编程逻辑阵列（PLA），该电子电路可以执行计算机可读程序指令，从而实现本公开的各个方面。

这里参照根据本公开实施例的方法、装置（系统）和计算机程序产品的流程图和/或框图描述了本公开的各个方面。应当理解，流程图和/或框图的每个方框以及流程图和/或框图中各方框的组合，都可以由计算机可读程序指令实现。

这些计算机可读程序指令可以提供给通用计算机、专用计算机或其它可编程数据处理装置的处理器，从而生产出一种机器，使得这些指令在通过计算机或其它可编程数据处理装置的处理器执行时，产生了实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的装置。也可以把这些计算机可读程序指令存储在计算机可读存储介质中，这些指令使得计算机、可编程数据处理装置和/或其他设备以特定方式工作，从而，存储有指令的计算机可读介质则包括一个制造品，其包括实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的各个方面的指令。

也可以把计算机可读程序指令加载到计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上，使得在计算机、其它可编程数据处理装置或其它设备上执行一系列操作步骤，以产生计算机实现的过程，从而使得在计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上执行的指令实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作。

附图中的流程图和框图显示了根据本公开的多个实施例的系统、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、程序段或指令的一部分，所述模块、程序段或指令的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。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，两个连续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，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动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。

以上已经描述了本公开的各实施例，上述说明是示例性的，并非穷尽性的，并且也不限于所披露的各实施例。在不偏离所说明的各实施例的范围和精神的情况下，对于本技术领域的普通技术人员来说许多修改和变更都是显而易见的。本文中所用术语的选择，旨在最好地解释各实施例的原理、实际应用或对市场中的技术改进，或者使本技术领域的其它普通技术人员能理解本文披露的各实施例。