

(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
2022 年 6 月 2 日 (02.06.2022)



(10) 国际公布号
WO 2022/110855 A1

(51) 国际专利分类号:
G06T 17/00 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2021/108629

(22) 国际申请日: 2021 年 7 月 27 日 (27.07.2021)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
202011337942.0 2020 年 11 月 25 日 (25.11.2020) CN

(71) 申请人: 北京市商汤科技开发有限公司(BEIJING
SENSETIME TECHNOLOGY DEVELOPMENT CO.,
LTD.) [CN/CN]; 中国北京市海淀区北四环西路 58
号 11 层 1101-1117 室, Beijing 100080 (CN)。

(72) 发明人: 林纯泽(LIN, Chunze); 中国北京市海淀区
北四环西路 58 号 11 层 1101-1117 室, Beijing
100080 (CN)。 陈祖凯(CHEN, Zukai); 中国北京
市海淀区北四环西路 58 号 11 层 1101-1117 室,
Beijing 100080 (CN)。 王权(WANG, Quan); 中国
北京市海淀区北四环西路 58 号 11 层 1101-1117
室, Beijing 100080 (CN)。 徐胜伟(XU, Shengwei);
中国北京市海淀区北四环西路 58 号 11 层
1101-1117 室, Beijing 100080 (CN)。 钱晨(QIAN,
Chen); 中国北京市海淀区北四环西路 58 号 11
层 1101-1117 室, Beijing 100080 (CN)。

(74) 代理人: 北京博思佳知识产权代理
有限公司 (BEIJING BESTIPR INTELLECTUAL
PROPERTY LAW CORPORATION); 中国北京市

(54) Title: FACE RECONSTRUCTION METHOD AND APPARATUS, COMPUTER DEVICE, AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 人脸重建方法、装置、计算机设备及存储介质

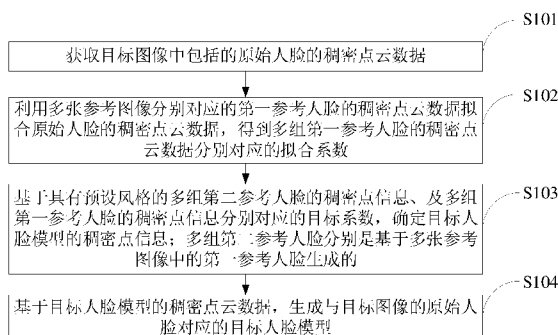


图 1

- S101 Obtain dense point cloud data of an original face comprised in a target image
- S102 Fit the dense point cloud data of the original face by using dense point cloud data of first reference faces respectively corresponding to a plurality of reference images to obtain fitting coefficients respectively corresponding to the dense point cloud data of the plurality of groups of first reference faces
- S103 Determine dense point information of a target face model on the basis of dense point information of a plurality of groups of second reference faces having a preset style and target coefficients respectively corresponding to dense point information of the plurality of groups of first reference faces, the plurality of groups of second reference faces being generated on the basis of the first reference faces in the plurality of reference images
- S104 On the basis of dense point cloud data of the target face model, generate the target face model corresponding to the original face in the target image

(57) Abstract: The present invention provides a face reconstruction method and apparatus, a computer device, and a storage medium. The method comprises: obtaining dense point cloud data of an original face comprised in a target image; fitting the dense point cloud data of the original face by using dense point cloud data of first reference faces respectively corresponding to a plurality of reference images to obtain fitting coefficients respectively corresponding to the dense point cloud data of the plurality of groups of first reference faces; determining dense point cloud data of a target face model on the basis of dense point cloud data of a plurality of groups of second

海淀区上地三街9号嘉华大厦B座409,
Beijing 100085 (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, 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, IT, 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, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, 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))。

reference faces having a preset style and the fitting coefficients respectively corresponding to the dense point cloud data of the plurality of groups of first reference faces, the plurality of groups of second reference faces being generated on the basis of the first reference faces in the plurality of reference images; and on the basis of the dense point cloud data of the target face model, generating the target face model corresponding to the original face in the target image.

(57) 摘要: 本公开提供了一种人脸重建方法、装置、计算机设备及存储介质, 其中, 该方法包括获取目标图像中包括的原始人脸的稠密点云数据; 利用多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合原始人脸的稠密点云数据, 得到多组第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数; 基于具有预设风格的多组第二参考人脸的稠密点云数据、及多组第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数, 确定目标人脸模型的稠密点云数据; 多组第二参考人脸是基于多张参考图像中的第一参考人脸生成的; 基于目标人脸模型的稠密点云数据, 生成与目标图像的原始人脸对应的目标人脸模型。

人脸重建方法、装置、计算机设备及存储介质

相关申请的交叉引用

[01]本专利申请要求于2020年11月25日提交的、申请号为202011337942.0、发明名称为“一种人脸重建方法、装置、计算机设备及存储介质”的中国专利申请的优先权，该申请以引用的方式并入本文中。

技术领域

[02]本公开涉及图像处理技术领域，具体而言，涉及一种人脸重建方法、装置、计算机设备及存储介质。

背景技术

[03]通常，能够根据真实人脸或自身喜好建立虚拟人脸三维模型，以实现人脸的重建，在游戏、动漫、虚拟社交等领域具有广泛应用。例如在游戏中，玩家可以通过游戏程序提供的人脸重建系统依照玩家提供的图像中包括的真实人脸生成虚拟人脸三维模型，并利用所生成的虚拟人脸三维模型更有代入感的参与游戏。

[04]目前，基于人脸重建方法得到的虚拟人脸三维模型与真实人脸之间的相似度较低。

发明内容

[05]本公开实施例至少提供一种人脸重建方法、装置、计算机设备及存储介质。

[06]第一方面，本公开实施例提供了一种人脸重建方法，包括：获取目标图像中包括的原始人脸的稠密点云数据；利用多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合所述原始人脸的稠密点云数据，得到多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数；基于具有预设风格的多组第二参考人脸的稠密点云数据、及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，确定目标人脸模型的稠密点云数据；所述多组第二参考人脸分别是基于所述多张参考图像中的第一参考人脸生成的；基于所述目标人脸模型的稠密点云数据，生成与所述目标图像的所述原始人脸对应的目标人脸模型。

[07]该实施方式中，利用拟合系数作为媒介，建立了原始人脸的稠密点云数据与多个第一参考人脸的稠密点云数据之间的关联关系，该关联关系，能够表征基于第一参考人脸的稠密点云数据确定的第二参考人脸的稠密点云数据、和基于原始人脸建立的目标人脸模型的稠密点云数据之间的关联，使得生成的目标人脸模型具有目标图像中原始人脸的特征（如形状特征等），与原始人脸之间具有更高的相似度，又能够使生成的目标人脸模型具有预设的风格。

[08]一种可选的实施方式中，所述基于具有预设风格的多组第二参考人脸的稠密点云数据、及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，确定目标人脸模型的稠密点云数据，包括：基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据，生成多组所述第二参考人脸的稠密点云数据的均值数据；基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据、所述均值数据、以及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，生成所述目标人脸模型的稠密点云数据。

[09]一种可选的实施方式中，所述基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据、所述均值数据、以及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，生成所述目

标人脸模型的稠密点云数据，包括：基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据中每组所述第二参考人脸的稠密点云数据、以及所述均值数据，确定每组所述第二参考人脸的稠密点云数据的差值数据；基于多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，对多组所述第二参考人脸的稠密点云数据分别对应的差值数据进行插值处理；基于所述插值处理的结果以及所述均值数据，生成所述目标人脸模型的稠密点云数据。

[10]该实施方式中，利用均值数据可以准确的表征多组第二参考人脸的稠密点云数据的平均特征；利用每组第二参考人脸的稠密点云数据的差值数据，可以准确的表征每组第二参考人脸的稠密点云数据分别与多组第二参考人脸的稠密点云数据平均特征的差异度，从而，利用较为准确的差异度数据对均值数据做出调整，更为简单的确定目标人脸模型的稠密点云数据。

[11]一种可选的实施方式中，所述获取目标图像中包括的原始人脸的稠密点云数据，包括：获取包括所述原始人脸的所述目标图像；利用预先训练的神经网络对所述目标图像进行处理，得到所述目标图像中所述原始人脸的稠密点云数据。

[12]该实施方式中，利用原始人脸的稠密点云数据可以更准确的表征目标图像中原始人脸的人脸特征。

[13]一种可选的实施方式中，所述方法通过以下方式获取所述多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据：获取包括第一参考人脸的多张参考图像；针对多张所述参考图像中的每张所述参考图像，利用预先训练的神经网络对每张所述参考图像进行处理，得到每张参考图像中的所述第一参考人脸的稠密点云数据。

[14]该实施方式中，利用第一参考人脸的稠密点云数据，可以更准确的表征参考图像中第一参考人脸分别对应的人脸特征。同时，利用多张包含第一参考人脸的参考图像，可以覆盖尽量广泛的人脸外形特征。

[15]一种可选的实施方式中，所述利用多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合所述原始人脸的稠密点云数据，得到多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，包括：对所述原始人脸的稠密点云数据以及所述第一参考人脸的稠密点云数据进行最小二乘处理，得到多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的中间系数；基于每组第一参考人脸的稠密点云数据对应的中间系数，确定每组所述第一参考人脸的稠密点云数据对应的拟合系数。

[16]该实施方式中，利用拟合系数，可以准确的表征在利用多个第一参考人脸的稠密点云数据拟合原始人脸的稠密点云数据时的拟合情况。

[17]一种可选的实施方式中，所述基于每组第一参考人脸的稠密点云数据对应的中间系数，确定每组所述第一参考人脸的稠密点云数据对应的拟合系数，包括：从每组所述第一参考人脸的稠密点云数据中确定表征所述第一参考人脸中与目标人脸模型的部位对应的第一类稠密点云数据；对所述第一参考人脸的稠密点云数据中所述第一类稠密点云数据对应的中间系数进行调整，得到第一拟合系数；将所述第一参考人脸的稠密点云数据中第二类稠密点云数据对应的中间系数，确定为第二拟合系数；所述第二类稠密点云数据为所述第一参考人脸的稠密点云数据中除所述第一类稠密点云数据以外的稠密点云数据；基于所述第一拟合系数和所述第二拟合系数，得到每组所述第一参考人脸的稠密点云数据的拟合系数。

[18]一种可选的实施方式中，所述方法通过以下方式获取所述具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据：对所述参考图像中第一参考人脸的稠密点云数据进行调整，得到所述具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据；或者，基于所述参考图像中的第一参考人脸，生成包括具有所述预设风格的第二参考人脸的虚拟人脸图像；利用预先训练

的神经网络生成所述虚拟人脸图像中所述第二参考人脸的稠密点云数据。

[19]该实施方式中，通过对部分人脸部位对应的拟合系数做出调整，可以使得基于拟合系数和多个对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合得到的稠密点云数据与目标图像对应的原始人脸的稠密点云数据相近，也即得到的拟合系数可以更准确的表征第一参考人脸稠密点云拟合原始人脸稠密点云时的系数。

[20]一种可选的实施方式中，训练所述神经网络，包括：获取样本图像集合；所述样本图像集合包括包含第一样本人脸的多张第一样本图像；所述多张第一样本图像划分为多个第一样本图像子集，每个第一样本图像子集中包括从多个预设采集角度分别采集得到的具有同种表情的第一样本人脸的图像；获取所述样本图像集合中的第一样本图像的第一样本人脸的稠密点云数据；利用所述神经网络，对所述样本图像集合中的第一样本图像进行特征学习，得到所述第一样本图像的第一样本人脸的预测稠密点云数据；利用所述第一样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据，对所述神经网络进行训练。

[21]一种可选的实施方式中，所述样本图像集合还包括包含第二样本人脸和背景的多张第二样本图像，所述训练所述神经网络还包括：获取每张所述第二样本图像的人脸关键点数据；利用第二样本图像的人脸关键点数据以及所述第二样本图像，拟合生成所述第二样本图像的第二样本人脸的稠密点云数据；利用所述神经网络，对所述样本图像集合中的第二样本图像进行特征学习，得到所述第二样本图像的第二样本人脸的预测稠密点云数据；利用所述第二样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据，对所述神经网络进行训练。

[22]一种可选的实施方式中，所述样本图像集合中还包括第三样本图像；所述第三样本图像为对所述第一样本图像进行数据增强处理得到；

所述训练所述神经网络还包括：

获取所述第三样本图像的第三样本人脸的稠密点云数据；利用所述神经网络对所述第三样本图像进行特征学习，得到所述第三样本图像的第三样本人脸的预测稠密点云数据；

利用所述第三样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据，对所述神经网络进行训练。

[23]一种可选的实施方式中，所述数据增强处理包括下述至少一种：随机遮挡处理、高斯噪声处理、运动模糊处理、以及颜色区域通道改变处理。

[24]该实施方式中，可以通过对第一样本图像、第二样本图像、以及第三样本图像的数量进行调整，得到不同优势的神经网络，以针对实际需求得到更优的神经网络；同时，由于第三样本图像是通过数据增强处理得到的，因此在样本图像中包括第三样本图像时，训练得到的神经网络对数据处理的能力更强。

[25]同时，由于第二样本图像中包括的人脸可以覆盖尽量广泛的人脸外形特征，因此得到的神经网络可以具有较好的泛化能力。

[26]第二方面，本公开实施例还提供一种人脸重建装置，包括：

第一获取模块，用于获取目标图像中包括的原始人脸的稠密点云数据；

第一处理模块，用于利用多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合所述原始人脸的稠密点云数据，得到多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数；

确定模块，用于基于具有预设风格的多组第二参考人脸的稠密点云数据、及多组所

述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，确定目标人脸模型的稠密点云数据；所述多组第二参考人脸分别是基于所述多张参考图像中的第一参考人脸生成的；

生成模块，用于基于所述目标人脸模型的稠密点云数据，生成与所述目标图像的所述原始人脸对应的目标人脸模型。

[27]一种可选的实施方式中，所述确定模块在基于具有预设风格的多组第二参考人脸的稠密点云数据、及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，确定目标人脸模型的稠密点云数据时，用于：基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据，生成多组所述第二参考人脸的稠密点云数据的均值数据；基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据、所述均值数据、以及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，生成所述目标人脸模型的稠密点云数据。

[28]一种可选的实施方式中，所述确定模块在基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据、所述均值数据、以及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，生成所述目标人脸模型的稠密点云数据时，用于：基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据中每组所述第二参考人脸的稠密点云数据、以及所述均值数据，确定每组所述第二参考人脸的稠密点云数据的差值数据；基于多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，对多组所述第二参考人脸的稠密点云数据分别对应的差值数据进行插值处理；基于所述插值处理的结果以及所述均值数据，生成所述目标人脸模型的稠密点云数据。

[29]一种可选的实施方式中，所述第一获取模块在获取目标图像中包括的原始人脸的稠密点云数据时，用于：获取包括所述原始人脸的所述目标图像；利用预先训练的神经网络对所述目标图像进行处理，得到所述目标图像中所述原始人脸的稠密点云数据。

[30]一种可选的实施方式中，所述装置还包括第二处理模块，用于通过以下方式获取所述多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据：获取包括第一参考人脸的多张参考图像；针对多张所述参考图像中的每张所述参考图像，利用预先训练的神经网络对每张所述参考图像进行处理，得到每张参考图像中的所述第一参考人脸的稠密点云数据。

[31]一种可选的实施方式中，所述第一处理模块在利用多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合所述原始人脸的稠密点云数据，得到多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数时，用于：对所述原始人脸的稠密点云数据以及所述第一参考人脸的稠密点云数据进行最小二乘处理，得到多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的中间系数；基于每组第一参考人脸的稠密点云数据对应的中间系数，确定每组所述第一参考人脸的稠密点云数据对应的拟合系数。

[32]一种可选的实施方式中，所述第一处理模块在基于每组第一参考人脸的稠密点云数据对应的中间系数，确定每组所述第一参考人脸的稠密点云数据对应的拟合系数时，用于：从每组所述第一参考人脸的稠密点云数据中确定表征所述第一参考人脸中与目标人脸模型的部位对应的第一类稠密点云数据；对所述第一参考人脸的稠密点云数据中所述第一类稠密点云数据对应的中间系数进行调整，得到第一拟合系数；将所述第一参考人脸的稠密点云数据中第二类稠密点云数据对应的中间系数，确定为第二拟合系数；所述第二类稠密点云数据为所述第一参考人脸的稠密点云数据中除所述第一类稠密点云数据以外的稠密点云数据；基于所述第一拟合系数和所述第二拟合系数，得到每组所述第一参考人脸的稠密点云数据的拟合系数。

[33]一种可选的实施方式中，所述装置还包括调整模块，用于通过以下方式获取所述具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据：对所述参考图像中第一参考人脸的稠密点

云数据进行调整,得到所述具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据;或者,基于所述参考图像中的第一参考人脸,生成包括具有所述预设风格的第二参考人脸的虚拟人脸图像;利用预先训练的神经网络生成所述虚拟人脸图像中所述第二参考人脸的稠密点云数据。

[34]一种可选的实施方式中,所述装置还包括训练模块,在训练所述神经网络时,用于:获取样本图像集合;所述样本图像集合包括包含第一样本人脸的多张第一样本图像;所述多张第一样本图像划分为多个第一样本图像子集,每个第一样本图像子集中包括从多个预设采集角度分别采集得到的具有同种表情的第一样本人脸的图像;获取所述样本图像集合中的第一样本图像的第一样本人脸的稠密点云数据;利用神经网络,对所述样本图像集合中的第一样本图像进行特征学习,得到所述第一样本图像的第一样本人脸的预测稠密点云数据;利用所述第一样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据,对所述神经网络进行训练。

[35]一种可选的实施方式中,所述样本图像集合还包括包含第二样本人脸和背景的多张第二样本图像,所述训练模块还用于:获取每张所述第二样本图像的人脸关键点数据;利用第二样本图像的人脸关键点数据以及所述第二样本图像,拟合生成所述第二样本图像的第二样本人脸的稠密点云数据;利用所述神经网络,对所述样本图像集合中的第二样本图像进行特征学习,得到所述第二样本图像的第二样本人脸的预测稠密点云数据;利用所述第二样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据,对所述神经网络进行训练。

[36]一种可选的实施方式中,所述样本图像集合中还包括:第三样本图像;所述第三样本图像为对所述第一样本图像进行数据增强处理得到;

所述训练模块还用于:获取所述第三样本图像的第三样本人脸的稠密点云数据;利用所述神经网络对所述第三样本图像进行特征学习,得到所述第三样本图像的第三样本人脸的预测稠密点云数据;

利用所述第三样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据,对所述神经网络进行训练。

[37]一种可选的实施方式中,所述数据增强处理包括下述至少一种:随机遮挡处理、高斯噪声处理、运动模糊处理、以及颜色区域通道改变处理。

[38]第三方面,本公开可选实现方式还提供一种计算机设备,包括处理器和存储器,所述处理器用于执行所述存储器中存储的机器可读指令,所述机器可读指令被所述处理器执行时,所述机器可读指令被所述处理器执行时执行上述第一方面,或第一方面中任一种可能的实施方式中的步骤。

[39]第四方面,本公开可选实现方式还提供一种计算机可读存储介质,其上存储的计算机程序被运行时执行上述第一方面,或第一方面中任一种可能的实施方式中的步骤。

[40]关于上述人脸重建装置、计算机设备、及计算机可读存储介质的效果描述参见上述人脸重建方法的说明,这里不再赘述。

[41]为使本公开的上述目的、特征和优点能更明显易懂,下文特举较佳实施例,并配合所附附图,作详细说明如下。

附图说明

[42]为了更清楚地说明本公开实施例的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍。这些附图示出了符合本公开的实施例,并与说明书一起用于说明本公开的技术方案。应当理解,以下附图仅示出了本公开的某些实施例,因此不应被看作是对

范围的限定，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据这些附图获得其他相关的附图。

[43]图 1 示出了本公开实施例所提供的一种人脸重建方法的流程图；

[44]图 2 示出了本公开实施例所提供的一种训练神经网络具体方法的流程图；

[45]图 3 示出了本公开实施例所提供的第一样本图像、以及利用第一样本图像确定的第三样本图像的示意图；

[46]图 4 示出了本公开实施例所提供的一种获取第二样本图像的第二样本人脸的稠密点云数据的具体方法的流程图；

[47]图 5 示出了本公开实施例所提供的一种神经网络结构的具体示例图；

[48]图 6 示出了一种确定多张参考图像分别对应的拟合系数的方法的流程图；

[49]图 7 示出了本公开实施例所提供的一种确定每组第一参考人脸的稠密点云数据对应的拟合系数的具体方法的流程图；

[50]图 8 示出了本公开实施例所提供的一种确定目标人脸模型的稠密点云数据的具体方法的流程图；

[51]图 9 示出了本公开实施例所提供的一种生成目标人脸模型的稠密点云数据的具体方法的流程图；

[52]图 10 示出了本公开实施例所提供的一种人脸重建装置的示意图；

[53]图 11 示出了本公开实施例所提供的一种计算机设备的示意图。

具体实施方式

[54]为使本公开实施例的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合本公开实施例中附图，对本公开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公开一部分实施例，而不是全部的实施例。通常在此处描述和示出的本公开实施例的组件可以以各种不同的配置来布置和设计。因此，以下对本公开的实施例的详细描述并非旨在限制要求保护的本公开的范围，而是仅仅表示本公开的选定实施例。基于本公开的实施例，本领域技术人员在没有做出创造性劳动的前提下所获得的所有其他实施例，都属于本公开保护的范围。

[55]经研究发现，在基于人像图像中包括的人脸进行人脸重建得到虚拟人脸三维模型的时候，通常先基于人脸图像获取人脸对应的人脸稠密点云，再根据虚拟人脸三维模型的具体风格对人脸稠密点云进行多次调整，以生成虚拟图像。由于不同人脸对应的人脸稠密点云不同，即使要重建的虚拟人脸的风格相同，在依据确定的风格对不同人脸对应的人脸稠密点云进行人脸重建时进行的调整也不尽相同，且调整具有较大的不确定性，造成了在调整过程中很难控制调整的具体方向，造成所生成的虚拟人脸三维模型与真实人脸之间可能会存在较大的差异，导致虚拟人脸三维模型与真实人脸之间的相似度较低的问题。

[56]另外，对不同人脸进行人脸重建时，需要依据不同人脸对应的人脸稠密点云、及风格对人脸稠密点云的要求，设置针对不同人脸的调整方案，造成对基于不同调整方案对每个人脸的人脸稠密点云进行调整时，都会消耗较多的时间，导致人脸重建的效率较低。

[57]基于上述研究，本公开提供了一种人脸重建方法、装置、计算机设备及存储介质，利用拟合系数作为媒介，建立了原始人脸的稠密点云数据与多个第一参考人脸的稠密点

云数据之间的关联关系,该关联关系能够表征基于第一参考人脸的稠密点云数据确定的第二参考人脸的稠密点云数据、和基于原始人脸建立的目标人脸模型的稠密点云数据之间的关联,使得生成的目标人脸模型具有目标图像中原始人脸的特征(如形状特征等),与原始人脸之间具有更高的相似度,并且能够使生成的目标人脸模型具有预设的风格。

[58]此外,本方案针对不同的风格,只需要生成多张参考图像分别对应的第二参考人脸的稠密点云数据,并利用具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据,来为原始人脸生成目标人脸模型,无需对不同原始人脸针对性的确定调整方案,而是利用相同的第二参考人脸的稠密点云数据、以及不同原始人脸的拟合系数,确定不同原始人脸的目标人脸模型,具有更高的处理效率。

[59]针对以上方案所存在的缺陷,均是发明人在经过实践并仔细研究后得出的结果,因此,上述问题的发现过程以及下文中本公开针对上述问题所提出的解决方案,都应该是发明人在本公开过程中对本公开做出的贡献。

[60]应注意到:相似的标号和字母在下面的附图中表示类似项,因此,一旦某一项在一个附图中被定义,则在随后的附图中不需要对其进行进一步定义和解释。

[61]为便于对本实施例进行理解,首先对本公开实施例所公开的一种人脸重建方法进行详细介绍,本公开实施例所提供的人脸重建方法的执行主体一般为具有一定计算能力的计算机设备,该计算机设备例如包括:终端设备或服务器或其它处理设备,终端设备可以为用户设备(User Equipment, UE)、移动设备、用户终端、终端、蜂窝电话、无绳电话、个人数字助理(Personal Digital Assistant, PDA)、手持设备、计算设备、车载设备、可穿戴设备等。在一些可能的实现方式中,该人脸重建方法可以通过处理器调用存储器中存储的计算机可读指令的方式来实现。

[62]下面对本公开实施例提供的人脸重建方法加以说明。

[63]参见图1所示,本公开实施例提供一种人脸重建方法,所述方法包括步骤S101至S104,其中:

S101: 获取目标图像中包括的原始人脸的稠密点云数据;

S102: 利用多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合原始人脸的稠密点云数据,得到多组第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数;

S103: 基于具有预设风格的多组第二参考人脸的稠密点云数据、及多组第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数,确定目标人脸模型的稠密点云数据;多组第二参考人脸分别是基于多张参考图像中的第一参考人脸生成的;

S104: 基于目标人脸模型的稠密点云数据,生成与目标图像的原始人脸对应的目标人脸模型。

[64]本公开实施例利用多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合目标图像中原始人脸的稠密点云数据时所确定的拟合系数,以及基于参考图像中第一参考人脸生成的且具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据,得到目标人脸模型的稠密点云数据,并基于目标人脸模型的稠密点云数据,生成与目标图像对应的目标人脸模型,该过程利用拟合系数作为媒介,建立了原始人脸的稠密点云数据与多个第一参考人脸的稠密点云数据之间的关联关系,该关联关系能够表征基于第一参考人脸的稠密点云确定的第二参考人脸的稠密点云、和基于原始人脸的稠密点云数据建立的目标人脸模型的稠密点云数据之间的关联,使得生成的目标人脸模型的稠密点云数据具有目标图像中原始人脸的特征(如形状特征等),与原始人脸之间具有更高的相似度,并且能够使生成的目标人脸模型具有预设的风格。

[65]下面对上述步骤 S101 至 S104 加以详细说明。

[66]针对上述步骤 S101:

[67]目标图像例如为预先获取的包括人脸的图像,例如,在利用诸如相机等的拍摄设备对某一对象进行拍摄时获取的包括人脸的图像。此时,例如可以将图像中包括的任一张人脸确定为原始人脸,并将原始人脸作为人脸重建的对象。

[68]在将本公开实施例提供的人脸重建方法应用于不同的场景下时,目标图像的获取方法也有所区别。

[69]例如,在将该人脸重建方法应用于游戏中的情况下,可以通过游戏设备中安装的图像获取设备获取包括了游戏玩家的脸部的图像,或者可以从游戏设备中的相册中选择包括了游戏玩家的脸部的图像、并将获取的包括了游戏玩家的脸部的图像作为目标图像。

[70]又例如,在将人脸重建方法应用于手机等终端设备的情况下,可以由终端设备的摄像头采集包括用户脸部的图像,或者从终端设备的相册中选择包括了用户人脸的图像、或者从终端设备中安装的其他应用程序中接收包括用户脸部的图像。

[71]又例如,在将人脸重建方法应用于直播场景下,可以从直播设备获取的视频流中包括的多帧视频帧图像中获取包含人脸的视频帧图像;并将包含人脸的视频帧图像作为目标图像。此处,目标图像例如可以有多帧;多帧目标图像例如可以是对视频流中的多帧视频帧图像进行采样获得。

[72]在获取目标图像中包括的原始人脸的稠密点云数据时,例如可以采用下述方式:获取包括原始人脸的目标图像;利用预先训练的神经网络对目标图像进行处理,得到目标图像中原始人脸的稠密点云数据。

[73]此处,在利用预先训练的神经网络对目标图像进行处理,得到原始人脸的稠密点云数据时,预先训练的神经网络包括下述至少一种:卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)、反向传播神经网络(Back Propagation, BP)、骨干神经网络(Backbone)。

[74]在确定神经网络结构时,例如可以先确定神经网络的骨干网络(Backbone network),其作为神经网络的主体架构,示例性的,骨干网络例如可以包括下述至少一种:起始网络(Inception)、残差网络变体网络(the next dimension to RESNET, ResNeXt)、起始网络变体网络(Xception)、挤压和激励网络(Squeeze-and-Excitation Networks, SENet)、轻量化网络(MobileNet)、以及轻量级网络(ShuffleNet)。

[75]示例性的,神经网络包括卷积神经网络的情况下,还可选用轻量化网络作为卷积神经网络基础模型,在轻量化网络的基础上,增加其他网络结构,构成卷积神经网络,并对构成的卷积神经网络进行训练。该过程由于采用了轻量化网络作为卷积神经网络的一部分,且轻量化网络体积小、数据处理速度快,因此训练的速度也更快;此外,训练得到的神经网络还具有体积小、数据处理速度快的优势,更适于部署在嵌入式设备中。

[76]此处,上述神经网络的网络结构仅为一种示例;网络结构的具体构建方式和结构可以按照实际情况确定,在此不再赘述,上述示例也不构成对本公开实施例的限定。

[77]参见图2所示,本公开实施例提供了一种训练神经网络的具体方法,包括:

[78]S201:获取样本图像集合;样本图像集合包括包含第一样本人脸的多张第一样本图像;多张第一样本图像划分为多个第一样本图像子集,每个第一样本图像子集中包括从多个预设采集角度分别采集得到的具有同种表情的第一样本人脸的图像。

[79]其中,对于样本图像集合包括的第一样本人脸的多张第一样本图像,对应的第一样本人脸例如为预先确定的用于获取人脸图像以训练神经网络的至少一个个体对象的人

脸。

[80]在对第一样本人脸进行拍摄以确定第一样本图像子集时，例如可以针对多个不同的表情确定多个第一样本图像子集。其中，多个不同的表情例如为快乐、兴奋、失落、难过等。在对第一样本人脸进行拍摄以获取第一样本图像子集的情况下，以针对“快乐”表情对第一样本人脸进行拍摄为例，通过从不同角度对呈现出“快乐”表情的第一样本人脸进行拍摄，可以获取到在“快乐”表情下对应的多张第一样本图像，作为第一样本图像子集。此处，在获取第一样本图像时，不同的第一样本图像中第一样本人脸的背景可以相同。

[81]类似的，可以采用相似的方法，获取第一样本人脸在不同的表情下分别对应的第一样本图像子集，在此不再赘述。

[82]在确定多个不同表情分别对应的第一样本图像子集后，即可以确定第一样本人脸的多张第一样本图像。

[83]示例性的，在获取第一样本图像时，可以利用图像采集设备进行拍摄获取图像，其中，图像采集设备例如包括深度相机和彩色相机中至少一种。

[84]例如，可以对 I 个个体对象的人脸在 E 个表情下进行拍摄，以得到多张第一样本图像。例如，可以先确定某一个个体对象 A 的人脸作为第一样本人脸。在第一样本人脸在呈现“难过”的表情下，从 P (P 为大于 1 的整数) 个不同角度对第一样本人脸进行拍摄，得到在“难过”表情下的 P 个不同角度对应的多张图像，以作为“难过”的表情对应的第一样本图像子集。然后在第一样本人脸呈现其他表情 (例如包括 $E-1$ 个不同表情) 下获取 P 个角度对应的 P 张图像，作为其他表情对应的第一样本图像子集。相应地，可以针对个体对象 A 的 E 个不同表情确定 E 个不同的第一样本图像子集，相应地，可以获取到个体对象 A 的 $P \times E$ 张图像。然后，可对其余 $I-1$ 个个体对象进行拍摄，以获取其余 $I-1$ 个个体对象分别对应的 $P \times E$ 张图像，也即共获取 M ($M=I \times E \times P$) 张图像，作为多张第一样本图像。

[85]由于获取的多张第一样本图像呈现不同表情的多个拍摄个体对象对应的人脸，而背景等其他部分较少，因此利用第一样本图像可以训练神经网络对图像中多角度下的人脸对应的稠密点云数据的获取能力。

[86]第二样本图像可以针对不同的个体对象随机拍摄得到，也可以从预设的网络平台随机爬取多张包含人脸的图像，并将爬取得到的图像作为第二样本人脸图像。

[87]示例性的，在针对不同的个体对象随机拍摄得到第二样本图像的情况下，可以利用相机或者其他图像拍摄设备对多个第二样本人脸进行拍摄获取第二样本图像；或者，直接获取预先拍摄得到的多张第二样本图像。第二样本图像例如包括获取的 H 张包括背景的人脸图像；其中，第二样本图像中包含的背景等对识别人脸产生干扰的部分，用以训练神经网络在对目标图像中人脸进行识别以获取稠密点云数据的情况下，对除人脸以外其他部分的抗干扰能力。

[88]本公开另一实施例中，样本图像集合中还包括第三样本图像，第三样本图像例如可以通过对第一样本图像进行数据增强处理得到。其中，数据增强处理包括下述至少一种：随机遮挡处理、高斯噪声处理、模糊处理、以及颜色区域通道改变处理。利用数据增强处理的方法，可以将数据的特征集中，以减少神经网络对不相关特征的学习，从而提升神经网络在获取稠密点云数据时的性能。

[89]示例性的，在选取随机遮挡处理的情况下，可以对第一样本图像中的部分区域做遮挡处理得到第三样本图像；其中，遮挡部分的大小可以按照第一样本图像的大小和实际

需要进行确定，在此不做限定；在选取高斯噪声处理的情况下，例如可以选取包括起伏噪声、宇宙噪声、热噪声、及散粒噪声中至少一种加入第一样本图像，以使得得到第三样本图像中包含至少一种高斯噪声；在选取模糊处理的情况下，例如可以将图像中的至少部分像素点做运动模糊处理，以得到具有运动模糊效果的第三样本图像；在选取颜色区域通道改变处理的情况下，例如可以利用全局颜色区域通道改变处理，或者随机颜色区域通道改变处理对第一样本图像进行处理，得到全局或部分区域颜色区域通道改变的第三样本图像。

[90]图3为本公开实施例提供的第一样本图像、以及利用第一样本图像确定的第三样本图像的示意图；如图3所示，31表示第一样本图像；32表示对第一样本图像31进行模糊处理的数据增强处理得到的第三样本图像；33表示对第一样本图像31进行局部遮挡的数据增强处理得到的第三样本图像，其中，34表示局部遮挡的位置。

[91]在该种情况下，第三样本图像对应的样本人脸的稠密点云数据与生成第三样本图像的第一样本图像对应的样本人脸的稠密点云数据相同。

[92]承接上述S201，训练神经网络的具体方法还包括：

S202：获取样本图像集合中的第一样本图像的第一样本人脸的稠密点云数据。

[93]具体地，在获取样本图像集合中的第一样本图像的第一样本人脸的稠密点云数据以及第二样本图像的第二样本人脸的稠密点云数据时，例如可以采用下述方法：获取样本图像集合中第一样本图像的第一样本人脸的稠密点云数据、第二样本图像的第二样本人脸的稠密点云数据、以及第三样本图像的第三样本人脸的稠密点云数据。

[94]示例性的，针对样本图像集合中的第一样本图像，可以在对第一样本人脸进行拍摄获取对应的第一样本图像后，获取各张第一样本图像中第一样本人脸的稠密点云数据。在利用彩色相机获取第一样本图像的情况下，例如可以利用人脸3D形变统计模型（3D Morphable Model, 3DMM）等模型得到第一样本人脸的稠密点云数据；在利用深度相机获取第一样本图像的情况下，例如可以基于深度相机获取的深度图像，得到第一样本人脸的稠密点云数据。

[95]针对样本图像集合中的第二样本图像，参见图4所示，本公开实施例提供了一种获取第二样本图像的第二样本人脸的稠密点云数据的具体方法，包括：

S401：获取每张第二样本图像的人脸关键点数据；

S402：利用第二样本图像的人脸关键点数据以及第二样本图像，拟合生成第二样本图像的第二样本人脸的稠密点云数据；

S403：利用神经网络，对样本图像集合中的第二样本图像进行特征学习，得到第二样本图像的第二样本人脸的预测稠密点云数据；

S404：利用第二样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据，对神经网络进行训练。

[96]此处，第二样本图像例如包括获取的H张包括背景的人脸图像，且每张第二样本图像均包括确定的人脸关键点。其中，第二样本图像中包括的人脸关键点用于确定第二样本图像对应的样本人脸的稠密点云数据，例如包括在第二样本图像中直接标注的用于表征人脸特征的关键点，例如表征五官、颧骨、眉骨的多个关键点；或者，包括利用关键点检测方法确定的对应于人脸的关键点。其中，关键点检测方法包括下述至少一种：主动形状模型（Active Shape Model, ASM）、活动外观模型（Active Appearance Models, AAM）、级联姿势回归（Cascaded Pose Regression, CPR）。

[97]在获得第二样本图像的人脸关键点数据的情况下，可以利用拟合模型生成第二样本图像的预测人脸的稠密点云数据。其中，拟合模型例如包括人脸 3D 形变统计模型。

[98]承接上述 S202，训练神经网络的方法还包括：

S203：利用神经网络，对样本图像集中的第一样本图像进行特征学习，得到第一样本图像的预测人脸的稠密点云数据。

[99]具体地，在确定第一样本图像的预测人脸的稠密点云数据以及第二样本图像的预测人脸的稠密点云数据时，例如可以采用下述方法：利用初始神经网络，对样本图像集中的第一样本图像、第二样本图像、以及第三样本图像进行特征学习，得到第一样本图像的预测人脸的稠密点云数据、第二样本图像的预测人脸的稠密点云数据、以及第三样本图像的预测人脸的稠密点云数据。

[100]此时，需要注意的是，获取第一样本图像、第二样本图像、以及第三样本图像中至少一种样本图像的步骤可以与利用初始神经网络对第一样本图像、第二样本图像、以及第三样本图像中至少一种进行特征学习的步骤同步执行，也即可以直接得到利用初始神经网络对第一样本图像、第二样本图像、以及第三样本图像中至少一种进行特征学习后分别对应的预测人脸的稠密点云数据。

[101]此外，在利用初始神经网络对第一样本图像、第二样本图像、以及第三样本图像中至少一种进行特征学习时，可以同步地对第一样本图像、第二样本图像、以及第三样本图像中至少一种进行特征学习；或者，按照实际的需求对第一样本图像、第二样本图像、以及第三样本图像中至少一种按照顺序进行特征学习，以得到第一样本图像的预测人脸的稠密点云数据、第二样本图像的预测人脸的稠密点云数据、以及第三样本图像的预测人脸的稠密点云数据。

[102]本公开实施例不对上述样本处理过程的先后执行顺序进行限定，具体可以根据实际的需要进行设定。

[103]示例性的，对于样本图像集中包括的第一样本图像和第二样本图像，可以按照预设的比例选取不同数量的第一样本图像和第二样本图像，并将选取的第一样本图像和第二样本图像输入至初始神经网络中；在样本图像集合包括第一样本图像、第二样本图像和第三样本图像的情况下，可以按照预设的比例选取不同数量的第一样本图像、第二样本图像、和第三样本图像，并将选取的第一样本图像、第二样本图像和第三样本图像输入至初始神经网络中。比例选取不同时，对神经网络训练的侧重也有所差异。当第一样本图像和/或第三样本图像的占比较大时，训练得到的神经网络对图像中不同角度的人脸对应的人脸稠密点云获取能力较强；当第二样本图像的占比较大时，训练得到的神经网络对图像中人脸外的其他背景部分的抗干扰能力更强，从而满足不同的使用需求。

[104]在将样本图像输入至初始神经网络后，初始神经网络能够对样本图像进行特征学习，并输出每张样本图像的预测人脸的稠密点云数据；利用预测人脸的稠密点云数据、和每张样本图像对应的样本人脸的稠密点云数据，确定神经网络的损失，该损失用于衡量神经网络在生成人脸的稠密点云数据时的准确性。

[105]利用神经网络得到的预测人脸的稠密点云数据例如可以包括在预设坐标系下表征人脸稠密点云的位置的坐标值，或者，包括在预设坐标系下表征人脸稠密点云的位置的 x 轴、 y 轴、 z 轴各自对应的坐标值。其中，预设的坐标系例如为预设的人脸坐标系。

[106]示例性的，对于任一预测人脸的稠密点云数据，在包括表征人脸稠密点云的位置坐标值的情况下，此预测人脸的稠密点云数据可以包括坐标值 (x, y, z) ，或者，包括在 x 轴上的坐标值 x 、 y 轴上的坐标值 y 、及 z 轴上的坐标值 z ，且不同的预测人脸的稠密

点云数据包含的在 x 轴、y 轴、及 z 轴上的坐标值在输出的预测人脸的稠密点云数据中具有预设的排列顺序。

[107] 参见图 5 所示，本公开实施例还提供了一种神经网络结构的具体示例图，其中，神经网络结构包括：骨干网络 51、第一全连接层 52、以及三组第二全连接层 53。

[108] 在利用此神经网络对样本图像进行处理，确定样本中人脸的预测人脸的稠密点云数据时，例如可以将样本图像输入至骨干网络，得到样本图像的特征数据，特征数据经过第一全连接层后，分别输入至三组第二全连接层；三组第二全连接层用于预测样本图像中人脸的稠密点云在人脸坐标系中的坐标值。例如，第一组第二全连接层能够输出稠密点云在人脸坐标系中 x 轴的坐标值，第二组第二全连接层能够输出稠密点云在人脸坐标系中 y 轴的坐标值，第三组第二全连接层能够输出稠密点云在人脸坐标系中 z 轴的坐标值。稠密点云在人脸坐标系中的坐标值，构成了样本图像中人脸的预测人脸的稠密点云数据。

[109] 在确定多张第一样本图像、及多张第二样本图像的情况下，按照第一样本图像选取比例为 40%、第二样本图像选取比例为 60% 的预设比例选取用于对神经网络进行训练的多张样本图像。例如，在利用 100 张样本图像训练神经网络的情况下，选取 40 张第一样本图像、及 60 张第二样本图像作为多张样本图像。

[110] 其中，选取卷积神经网络作为初始神经网络进行训练，并将轻量化网络 t 作为基础模型、分割网络 (split FC) 作为输出层构建卷积神经网络，可以得到多张样本图像分别对应的预测人脸的稠密点云数据，且得到的预测人脸的稠密点云数据包括稠密点云中的点分别在 x 轴、y 轴、及 z 轴上的多个坐标值。

[111] 此时，针对任一样本图像对应的预测人脸的稠密点云数据，在人脸稠密点云包含 R 个不同人脸部位的情况下，输出的预测人脸的稠密点云数据例如可以以矩阵的形式输出，表示为 $[x_1, x_2, \dots, x_R]$ 、 $[y_1, y_2, \dots, y_R]$ 、及 $[z_1, z_2, \dots, z_R]$ ，也即 R 个不同人脸部位中任一部位对应的预测人脸的稠密点云数据包含的坐标值 $(x_i, y_i, z_i), i \in [1, R]$ 被拆分为在 x 轴、y 轴、及 z 轴上的坐标值 x_i 、 y_i 、及 z_i ，并分别作为三个不同矩阵中第 i 个元素输出。

[112] 承接上述 S203，训练神经网络的方法还包括：

S204：利用第一样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据，对神经网络进行训练。

[113] 具体地，在对初始神经网络进行训练以得到已训练的神经网络时，可以采用下述方法：利用第一样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据、第二样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据、以及第三样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据，对神经网络进行训练，训练完成后得到已训练的神经网络。

[114] 示例性的，可以基于预测人脸的稠密点云数据、以及样本人脸的稠密点云数据的差值确定神经网络的损失，并利用损失对神经网络进行训练，训练的方向为使得损失减小的方向，以使神经网络在对图像进行处理时，得到的预测人脸的稠密点云数据，足够与真实人脸的稠密点云数据接近。

[115] 在得到已训练的神经网络的情况下，即可将目标图片输入神经网络，得到目标图片中原始人脸对应的稠密点云数据。

[116] 针对上述步骤 S102：

[117] 参考图像例如可以为不同个体对象分别对应的人脸，不同个体对象对应的人脸不

同；示例性的，可以确定性别、年龄、肤色、胖瘦程度等中至少一项不同的多个人，针对多个人中的每个人，获取每个人的人脸图像，并将获取的人脸图像作为第二样本图像。这样，基于第二样本图像生成的第二样本人脸的稠密点云数据，能够覆盖到尽量广泛的人脸外形特征。

[118] 在获取多张参考图像对应的多个第一参考人脸的稠密点云数据时，例如可以采用下述方式：获取包括第一参考人脸的多张参考图像；针对多张参考图像中的每张参考图像，利用预先训练的神经网络获取每张参考图像中第一参考人脸的稠密点云数据。其中，利用预先训练的神经网络获取多个第一参考人脸稠密点云的方式与上述利用预先训练的神经网络获取原始人脸稠密点云的方式相似，在此不再赘述。

[119] 在确定原始人脸的稠密点云数据、及第一参考人脸的稠密点云数据的情况下，可以利用第一参考人脸的稠密点云数据拟合原始人脸的稠密点云数据，以获取与多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据的拟合系数。其中，拟合系数可以作为媒介，建立目标图像中的原始人脸的稠密点云数据与多张参考图片分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据之间的关联关系。

[120] 参见图 6 所示，本公开实施例提供了一种确定多张参考图像分别对应的拟合系数的方法，包括以下步骤 S601 至 S602。

[121] S601：对原始人脸的稠密点云数据以及第一参考人脸的稠密点云数据进行最小二乘处理，得到多组第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的中间系数。

[122] 示例性的，将原始人脸的稠密点云数据表示为 IN^{mesh} ，第一参考人脸的稠密点云数据表示为 $BASE^{mesh}$ 。其中，由于第一参考人脸稠密点云是由多个参考图像确定的，因此在存在 N 张参考图像的情况下，第一参考人脸的稠密点云数据 $BASE^{mesh}$ 中对应的包含有 N 组人脸的稠密点云数据，表示为 $BASE_i^{mesh}, i \in [1, N]$ ，其中， $BASE_i^{mesh}$ 表示第 i 张参考图像对应的人脸的稠密点云数据。

[123] 利用 IN^{mesh} 和 $BASE_1^{mesh}$ 至 $BASE_N^{mesh}$ 进行最小二乘处理，可以得到 N 个拟合值，表示为 $\alpha_i (i \in [1, N])$ 。其中， α_i 表征第 i 组第一参考人脸的稠密点云数据对应的拟合值。通过 N 个拟合值，可以确定拟合系数 Alpha，例如可以用系数矩阵表示，也即 $Alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]$ 。

[124] 此处，在通过第一参考人脸的稠密点云数据拟合原始人脸的稠密点云数据的过程中，要使得通过拟合系数对第一参考人脸的稠密点云数据进行加权求和后的数据，与原始人脸的稠密点云数据的数据尽可能的接近。

[125] 该拟合系数又可视为用多个参考图像对应的第一参考人脸的稠密点云数据表达原始人脸的稠密点云数据时，每个第一参考人脸的稠密点云数据的表达系数。

[126] S602：基于多组第一参考人脸的稠密点云数据中每组第一参考人脸的稠密点云数据对应的中间系数，确定每组第一参考人脸的稠密点云数据对应的拟合系数。

[127] 具体地，参见图 7 所示，本公开实施例还提供了一种确定每组第一参考人脸的稠密点云数据对应的拟合系数的具体方法，包括以下步骤 S701 至 S704。

[128] S701：从每组第一参考人脸的稠密点云数据中确定表征第一参考人脸中与目标人脸模型的部位对应的第一类稠密点云数据。

[129] 针对多组第一参考人脸的稠密点云数据中的任一组稠密点云数据 $BASE_i^{mesh}$ ，由于 $BASE_i^{mesh}$ 是基于第 i 张参考图像得到的，因此 $BASE_i^{mesh}$ 中包含表征第 i 张参考图像中人脸部位对应的稠密点云数据。其中，人脸部位例如包括眉部、鼻部、眼部、嘴部、颧骨部位、下颌部位。针对每一人脸部位，还可以有进一步的详细划分，例如眉部还可以划分为眉尖部位、眉心部位、及眉峰部位。

[130] 在一种可能的实施方式中，为了使得拟合系数可以更准确的表征第一参考人脸的稠密点云数据拟合原始人脸的稠密点云数据的情况，可以对部分人脸部位对应的拟合系数做出调整，以使得基于拟合系数和多个对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合得到的稠密点云数据与目标图像对应的原始人脸的稠密点云数据相近。此时，需要调整拟合系数对应的部分人脸部位即为目标人脸模型部位，例如可以包括眼部、嘴部。具体的目标人脸模型部位可以根据具体情况或者经验确定，在此不再赘述。

[131] 在确定第一参考人脸的稠密点云数据表征的第一参考人脸中目标人脸模型目标对应的第一类稠密点云数据的情况下，以一组第一参考人脸的稠密点云数据 $BASE_i^{mesh}$ 为例，人脸部位例如可以划分为 R 个，此时对应于 R 个人脸部位的稠密点云数据例如可以表示为 $BASE_{i-1}^{mesh}$ 、 $BASE_{i-2}^{mesh}$ 、...、 $BASE_{i-R}^{mesh}$ 。在 R 个人脸部位中的目标人脸部位包括眼部、嘴部的情况下，目标人脸模型部位对应的稠密点云数据例如包括 $BASE_{i-1}^{mesh}$ 和 $BASE_{i-2}^{mesh}$ ，也即第一类稠密点云数据。

[132] S702：对第一参考人脸的稠密点云数据中第一类稠密点云数据对应的中间系数进行调整，得到第一拟合系数。

[133] 在确定第一类稠密点云数据的情况下，可以确定目标人脸模型对应的部分部位对应的第一拟合系数，也即需要做出调整以达到更好拟合效果的部分中间系数。同时，对于中间系数中的任一拟合值 α_i ，由于 α_i 是利用 IN^{mesh} 和 $BASE_i^{mesh}$ 进行最小二乘处理得到的，因此 α_i 中也包含有多个分别与多个目标人脸模型对应的部分部位的中间系数。

[134] 示例性的，在目标人脸模型部位分别为眼部、嘴部的情况下， α_i 中对应于多个目标人脸模型部位的中间系数例如可以表示为 α_{i-1} 和 α_{i-2} ，也即为第一类稠密点云数据 $BASE_{i-1}^{mesh}$ 和 $BASE_{i-2}^{mesh}$ 对应的中间系数。对中间系数 α_{i-1} 和 α_{i-2} 进行数值调整，可以使得基于调整后得到的第一拟合系数在对原始人脸的稠密点云数据进行拟合后，拟合结果与原始人脸的稠密点云数据更加相似。其中，数值调整例如包括数值增加和/或数值减少。

[135] S703：将第一参考人脸的稠密点云数据中第二类稠密点云数据对应的中间系数确定为第二拟合系数；第二类稠密点云数据为第一参考人脸的稠密点云数据中除第一类稠密点云数据以外的稠密点云数据。

[136] 此时，可以将第一参考人脸的稠密点云数据中第二类稠密点云数据对应的中间系数确定为第二拟合系数。并且，还可以将每组第一参考人脸的稠密点云数据中除第一类稠密点云数据外的稠密点云数据作为第二类稠密点云数据。由于第二类稠密点云数据对应的拟合系数对拟合结果的影响较小，或者，在拟合时拟合结果较优，因此可以不对第二类稠密点云数据对应的拟合系数做出调整，在保证拟合效果的情况下提高效率。

[137] S704：基于第一拟合系数和第二拟合系数，得到每组第一参考人脸的稠密点云数据的拟合系数。

[138] 由于第一拟合系数对应目标人脸模型部位，第二拟合系数对应多个人脸部位中除目标人脸模型部位的其他人脸部位，因此将第一拟合系数、以及第二拟合系数进行组合可以确定对应于多个人脸部位的拟合系数，也即每组第一参考人脸的稠密点云数据的拟合系数。

[139] 针对上述步骤 S103:

[140] 预设风格例如可以为卡通风格、古代风格或抽象风格等，具体可以根据实际的需要进行设定。示例性的，针对预设风格为卡通风格的情况，具有预设风格的第二参考人脸可以为卡通人脸。

[141] 在利用第一参考人脸生成具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据时，例如可以采用下述方式：对参考图像中第一参考人脸的稠密点云数据进行调整，得到具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据；或者，基于参考图像中的第一参考人脸，生成包括具有预设风格的第二参考人脸的虚拟人脸图像，并利用预先训练的神经网络生成虚拟人脸图像中第二参考人脸的稠密点云数据。

[142] 在对第一参考人脸稠密点云进行调整得到具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据的情况下，示例性的，可以依据预设的风格对第一参考人脸的稠密点云数据中的全部稠密点云数据或者部分稠密点云数据做出调整，以使得到的第二参考人脸的稠密点云数据反应出的人脸具有预设的风格。

[143] 以预设风格为卡通风格为例，在一种可能的实施方式中，卡通风格例如包括对眼部有放大，则在第一参考人脸的稠密点云数据进行调整时，对眼部对应的稠密点云数据做出上眼睑部位对应的稠密点云的位置坐标上移和/或下眼睑部位对应的稠密点云的位置坐标下移的调整，以使得到的第二参考人脸的稠密点云数据中眼部对应的稠密点云数据体现出眼部被放大。

[144] 在基于第一参考人脸生成虚拟人脸图像，并利用预先训练得到的神经网络生成第二参考人脸的稠密点云数据的情况下，示例性的，可以依据预设风格对参考图像中的第一参考人脸进行图形图像处理，以生成具有预设风格的第二参考人脸的虚拟人脸图像。其中，图形图像处理例如可以包括图片编辑、图片绘图、图片设计。

[145] 在获得具有预设风格的第二参考人脸的虚拟人脸图像的情况下，可以利用预先训练得到的神经网络确定对应的第二参考人脸的稠密点云数据。其中，利用预先训练得到的神经网络确定第二参考人脸的稠密点云数据的方法，与上述利用预先训练的神经网络确定原始人脸的稠密点云数据、及第一参考人脸的稠密点云数据的方法相似，在此不再赘述。

[146] 此时，例如可以将得到的第二参考人脸的稠密点云数据表示为 $CART^{mesh}$ 。

[147] 在确定了具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据、及多组第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数后，即可以确定目标人脸模型的稠密点云数据。

[148] 参见图 8 所示，本公开实施例还提供了一种确定目标人脸模型的稠密点云数据的具体方法，包括以下步骤 S801 至 S802。

[149] S801: 基于多组第二参考人脸的稠密点云数据，生成多组第二参考人脸的稠密点云数据的均值数据。

[150] 在一种可能的实施方式中，可以基于第二参考人脸的稠密点云数据 $CART^{mesh}$ 中对应部位的坐标值进行求均值处理，以生成第二参考人脸的稠密点云数据的均值数据。其中，均值数据用于表征多组第二参考人脸的稠密点云数据的平均特征。示例性的，在第

二参考人脸的稠密点云数据中包含 N 组人脸稠密点云的情况下,可以将对于第二参考人脸的稠密点云数据中的多组人脸的稠密点云数据表示为 $CART_1^{mesh}$ 、 $CART_2^{mesh}$ 、...、 $CART_N^{mesh}$ 。

[151] 其中,针对任一组第二参考人脸的稠密点云数据 $CART_i^{mesh}, i \in [1, N]$,可以确定对应于不同部位位置的多个个人脸稠密点云,在包括 W 个不同的人脸稠密点云的情况下,例如可以将 W 个不同的人脸稠密点云表示为 P_1 、 P_2 、...、 P_W ,分别对应的坐标值表示为 $CART_{i-P_1}^{mesh}$ 、 $CART_{i-P_2}^{mesh}$ 、...、 $CART_{i-P_W}^{mesh}$ 。利用每一组 $CART_i^{mesh}$ 中对应部位位置的坐标值求取均值,可以得到对应部位位置的均值数据。此时,针对不同部位位置的第一个个人脸稠密点云 P_1 ,例如可以采用下述公式 (1) 得到均值数据 $\overline{P_1}$:

$$\overline{P_1} = \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R CART_{i-P_1}^{mesh} \quad (1)。$$

[152] 其他不同部位位置的人脸稠密点云确定均值数据的方式与上述对第一个人脸稠密点云求均值数据的方式相似,在此不再赘述。

[153] 此时,即可得到不同部位位置的均值数据 $\overline{P_1}$ 、 $\overline{P_2}$ 、...、 $\overline{P_W}$,也即第二参考人脸的稠密点云数据的均值数据,可以表示为 $MEAN^{mesh} = [\overline{P_1}, \overline{P_2}, \dots, \overline{P_W}]$ 。

[154] S802: 基于多组第二参考人脸的稠密点云数据、均值数据、以及多组第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数,生成目标人脸模型的稠密点云数据。

[155] 具体地,参见图 9 所示,本公开实施例还提供了一种生成目标人脸模型的稠密点云数据的具体方法,包括:

[156] S901: 基于多组第二参考人脸的稠密点云数据中每组第二参考人脸的稠密点云数据、以及均值数据,确定每组第二参考人脸的稠密点云数据的差值数据。

[157] 示例性的,可以将每组第二参考人脸的稠密点云数据与均值数据中对应不同部位位置的坐标值做差值,确定每组第二参考人脸的稠密点云数据的差值数据,表示为 Δ^{mesh} ,也即 $\Delta^{mesh} = CART^{mesh} - MEAN^{mesh}$ 。其中,差值数据可以表征每组第二参考人脸的稠密点云数据分别与多组第二参考人脸的稠密点云数据平均特征的差异度。

[158] 其中,由于存在多个第二参考人脸的稠密点云数据,因此差值数据 Δ^{mesh} 中包含分别对应于多个第二参考人脸的稠密点云数据的多个子差值数据。示例性的,在存在 N 组第二参考人脸的稠密点云数据的情况下,对应的差值数据 Δ^{mesh} 例如可以包括与 N 组第二参考人脸的稠密点云数据中包含的 $CART_1^{mesh}$ 、 $CART_2^{mesh}$ 、...、 $CART_N^{mesh}$ 分别对应的子差值数据 Δ_1^{mesh} 、 Δ_2^{mesh} 、...、 Δ_N^{mesh} ,也即差值数据 Δ^{mesh} 中包含 N 个子差值数据,可以表示为 $\Delta^{mesh} = [\Delta_1^{mesh}, \Delta_2^{mesh}, \dots, \Delta_N^{mesh}]$ 。

[159] S902: 基于多组第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数,对多组第二参考人脸的稠密点云数据分别对应的差值数据进行插值处理。

[160] 示例性的,可以将拟合系数作为多组第二参考人脸的稠密点云数据对应的权重,对多组第二参考人脸的稠密点云数据分别对应的差值数据进行加权求和处理,实现插值

处理的过程。

[161] 在拟合系数包括 $Alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]$ 的情况下, 与多张参考图像分别对应的第二参考人脸的第二参考人脸的稠密点云数据的权值即为 α_1 、 α_2 、...、 α_N 。利用拟合系数对多组第二参考人脸的稠密点云数据分别对应的差值数据进行加权求和, 得到的结果可以表示为 AIM^{mesh} , 用于将原始人脸的稠密点云与第一参考人脸的稠密点云之间的关联关系转移至原始人脸的稠密点云与第二参考人脸的稠密点云之间, 以使得得到的人脸稠密点云即具有原始人脸的稠密点云的特征, 又具有第二参考人脸的稠密点云的风格; 在该种情况下, 对多组第二参考人脸的稠密点云数据分别对应的差值数据进行加权求和得到的结果 AIM^{mesh} 满足下述公式 (2):

$$AIM^{mesh} = \lambda_1 \alpha_1 \Delta_1^{mesh} + \lambda_2 \alpha_2 \Delta_2^{mesh} + \dots + \lambda_N \alpha_N \Delta_N^{mesh} \quad (2)。$$

[162] 其中, $\lambda_i, i \in [1, N]$ 表示与第二参考人脸的稠密点云数据的权值 α_1 、 α_2 、...、 α_N 和/或多组第二参考人脸的稠密点云数据分别对应的差值数据 Δ_1^{mesh} 、 Δ_2^{mesh} 、...、 Δ_N^{mesh} 分别对应的权值, 用于表征不同差值数据对加权求和所得到的结果的贡献度和/或重要性, 可以预先设定或调整, 具体的设定及调整方法在此不再赘述。

[163] S903: 基于插值处理的结果以及均值数据, 生成目标人脸模型的稠密点云数据。

[164] 在一种可能的实施方式中, 可以直接将加权求和的结果叠加至均值数据以生成目标人脸模型的稠密点云数据, 并表示为 OUT^{mesh} , 也即可以利用下述公式 (3) 得到目标人脸模型的稠密点云数据 OUT^{mesh} :

$$OUT^{mesh} = AIM^{mesh} + MEAN^{mesh} \quad (3)。$$

[165] 此时, 即可以得到既包含目标图像中的人脸特征, 又包含第二参考人脸的稠密点云数据反应出的预设风格的目标人脸模型的稠密点云数据 OUT^{mesh} 。

[166] 针对上述步骤 S104, 利用目标人脸模型的稠密点云数据, 可以生成与目标图像对应的目标人脸模型。

[167] 示例性的, 可以基于目标人脸模型的稠密点云数据 OUT^{mesh} , 利用渲染的方式生成对应的目标人脸模型, 或者, 确定与目标人脸模型的稠密点云数据 OUT^{mesh} 具有关联关系的蒙皮, 并利用目标人脸模型的稠密点云数据 OUT^{mesh} 生成与目标图像对应的目标人脸模型。具体的方法可以根据实际情况选取, 在此不再赘述。

[168] 本公开实施例还提供了一种利用本公开实施例提供的人脸重建方法, 获取目标图像 Pic_A 中的原始人脸 A 对应的目标虚拟人脸模型 Mod_{Aim} 的具体过程的说明。

[169] 确定目标虚拟人脸模型 Mod_{Aim} 的步骤包括下述 (1) 至 (4)。

[170] (1) 准备素材; 获取多张参考图像 Pic_{cons} 。

[171] (2) 稠密点云数据准备; 其中, 包括下述 (2-1) 以及 (2-2)。

[172] (2-1) 利用神经网络确定目标图像 Pic_A 中的原始人脸 A 对应的稠密点云数据 IN^{mesh} 。

[173] (2-2) 利用神经网络确定多张参考图像 Pic_{cons} 分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据 $BASE^{mesh}$ 。

[174] (3) 确定拟合系数 Alpha; 其中, 包括下述 (3-1) 至 (3-4)。

[175] (3-1) 确定目标人脸模型的部位对应的第一类稠密点云数据 BAS_{i-1}^{mesh} 以及 BAS_{i-2}^{mesh} 。

[176] (3-2) 利用目标人脸模型对应的稠密点云数据拟合原始人脸的稠密点云数据, 确定中间系数;

[177] (3-3) 对第一类稠密点云数据对应的中间系数中的 α_{i-1} 以及 α_{i-2} 调整, 得到第一拟合系数;

[178] (3-4) 将第一参考人脸的稠密点云数据中除第一类稠密点云数据外的第二类稠密点云对应的中间系数, 确定为第二拟合系数, 并利用第一拟合系数、以及第二拟合系数确定拟合系数 Alpha。

[179] (4) 确定目标人脸模型 Mod_{Aim} ; 其中, 包括下述 (4-1) 至 (4-3)。

[180] (4-1) 确定多组第二参考人脸的稠密点云数据的均值数据 $MEAN^{mesh}$ 。

[181] (4-2) 确定目标人脸模型的稠密点云数据; 基于多组第二参考人脸的稠密点云数据 $CART^{mesh}$ 、均值数据 $MEAN^{mesh}$ 、以及多组第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数 Alpha, 生成目标人脸模型的稠密点云数据 AIM^{mesh} 。

[182] (4-3) 利用生成的目标人脸模型的稠密点云数据 AIM^{mesh} , 确定目标人脸模型 Mod_{Aim} 。

[183] 此处, 值得注意的是, 上述 (1) 至 (4) 仅是完成人脸重建方法一个具体示例, 不对本公开实施例提供的人脸重建方法造成限定。

[184] 本领域技术人员可以理解, 在具体实施方式的上述方法中, 各步骤的撰写顺序并不意味着严格的执行顺序而对实施过程构成任何限定, 各步骤的具体执行顺序应当以其功能和可能的内在逻辑确定。

[185] 基于同一发明构思, 本公开实施例中还提供了与人脸重建方法对应的人脸重建装置, 由于本公开实施例中的装置解决问题的原理与本公开实施例上述人脸重建方法相似, 因此装置的实施可以参见方法的实施, 重复之处不再赘述。

[186] 参照图 10 所示, 为本公开实施例提供的一种人脸重建装置的示意图, 所述装置包括: 第一获取模块 10、第一处理模块 20、确定模块 30、及生成模块 40; 其中,

第一获取模块 10, 用于获取目标图像中包括的原始人脸的稠密点云数据;

第一处理模块 20, 用于利用多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合所述原始人脸的稠密点云数据, 得到多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数;

确定模块 30, 用于基于具有预设风格的多组第二参考人脸的稠密点云数据、及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数, 确定目标人脸模型的稠密点云数据; 所述多组第二参考人脸分别是基于所述多张参考图像中的第一参考人脸生成的;

生成模块 40, 用于基于所述目标人脸模型的稠密点云数据, 生成与所述目标图像的所述原始人脸对应的目标人脸模型。

[187] 一种可选的实施方式中, 所述确定模块 30 在基于具有预设风格的多组第二参考人脸的稠密点云数据、及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数, 确定目标人脸模型的稠密点云数据时, 用于: 基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据, 生成多组所述第二参考人脸的稠密点云数据的均值数据; 基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据、所述均值数据、以及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数, 生成所述目标人脸模型的稠密点云数据。

[188] 一种可选的实施方式中, 所述确定模块 30 在基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据、所述均值数据、以及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数, 生成所述目标人脸模型的稠密点云数据时, 用于: 基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据中每组所述第二参考人脸的稠密点云数据、以及所述均值数据, 确定每组所述第二参考人脸的稠密点云数据的差值数据; 基于多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数, 对多组所述第二参考人脸的稠密点云数据分别对应的差值数据进行插值处理; 基于所述插值处理的结果以及所述均值数据, 生成所述目标人脸模型的稠密点云数据。

[189] 一种可选的实施方式中, 所述第一获取模块 10 在获取目标图像中包括的原始人脸的稠密点云数据时, 用于: 获取包括所述原始人脸的所述目标图像; 利用预先训练的神经网络对所述目标图像进行处理, 得到所述目标图像中所述原始人脸的稠密点云数据。

[190] 一种可选的实施方式中, 所述装置还包括第二处理模块 50, 用于通过以下方式获取所述多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据: 获取包括第一参考人脸的多张参考图像; 针对多张所述参考图像中的每张所述参考图像, 利用预先训练的神经网络对每张所述参考图像进行处理, 得到每张参考图像中的所述第一参考人脸的稠密点云数据。

[191] 一种可选的实施方式中, 所述第一处理模块 20 在利用多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合所述原始人脸的稠密点云数据, 得到多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数时, 用于: 对所述原始人脸的稠密点云数据以及所述第一参考人脸的稠密点云数据进行最小二乘处理, 得到多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的中间系数; 基于每组第一参考人脸的稠密点云数据对应的中间系数, 确定每组所述第一参考人脸的稠密点云数据对应的拟合系数。

[192] 一种可选的实施方式中, 所述第一处理模块 20 在基于每组第一参考人脸的稠密点云数据对应的中间系数, 确定每组所述第一参考人脸的稠密点云数据对应的拟合系数时, 用于: 从每组所述第一参考人脸的稠密点云数据中确定表征所述第一参考人脸中与目标人脸模型的部位对应的第一类稠密点云数据; 对所述第一参考人脸的稠密点云数据中所述第一类稠密点云数据对应的中间系数进行调整, 得到第一拟合系数; 将所述第一参考人脸的稠密点云数据中第二类稠密点云数据对应的中间系数, 确定为第二拟合系数; 所述第二类稠密点云数据为所述第一参考人脸的稠密点云数据中除所述第一类稠密点云数据以外的稠密点云数据; 基于所述第一拟合系数和所述第二拟合系数, 得到每组所述第一参考人脸的稠密点云数据的拟合系数。

[193] 一种可选的实施方式中, 所述装置还包括调整模块 60, 用于通过以下方式获取所述具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据: 对所述参考图像中第一参考人脸的稠密点云数据进行调整, 得到所述具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据; 或者, 基于所述参考图像中的第一参考人脸, 生成包括具有所述预设风格的第二参考人脸的虚拟人脸图像; 利用预先训练的神经网络生成所述虚拟人脸图像中所述第二参考人脸的稠

密点云数据。

[194] 一种可选的实施方式中，所述装置还包括训练模块 70，在训练所述神经网络时，用于：获取样本图像集合；所述样本图像集合包括包含第一样本人脸的多张第一样本图像；所述多张第一样本图像划分为多个第一样本图像子集，每个第一样本图像子集中包括从多个预设采集角度分别采集得到的具有同种表情的第一样本人脸的图像；获取所述样本图像集合中的第一样本图像的第一样本人脸的稠密点云数据；利用初始神经网络，对所述样本图像集合中的第一样本图像进行特征学习，得到所述第一样本图像的第一样本人脸的预测稠密点云数据；利用所述第一样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据，对所述神经网络进行训练。

[195] 一种可选的实施方式中，所述样本图像集合还包括包含第二样本人脸和背景的多张第二样本图像，所述训练模块 70 还用于：获取每张所述第二样本图像的人脸关键点数据；利用第二样本图像的人脸关键点数据以及所述第二样本图像，拟合生成所述第二样本图像的第二样本人脸的稠密点云数据；利用所述神经网络，对所述样本图像集合中的第二样本图像进行特征学习，得到所述第二样本图像的第二样本人脸的预测稠密点云数据；利用所述第二样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据，对所述神经网络进行训练。

[196] 一种可选的实施方式中，所述样本图像集合中还包括：第三样本图像；所述第三样本图像为对所述第一样本图像进行数据增强处理得到；

所述训练模块 70 还用于：获取所述第三样本图像的第三样本人脸的稠密点云数据；利用所述初始神经网络对第三样本图像进行特征学习，得到所述第三样本图像的第三样本人脸的预测稠密点云数据；

利用所述第三样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据，对所述神经网络进行训练。

[197] 一种可选的实施方式中，所述数据增强处理包括下述至少一种：随机遮挡处理、高斯噪声处理、运动模糊处理、以及颜色区域通道改变处理。

[198] 关于装置中的各模块的处理流程、以及各模块之间的交互流程的描述可以参照上述方法实施例中的相关说明，这里不再详述。

[199] 如图 11 所示，本公开实施例还提供了一种计算机设备，包括处理器 11 和存储器 12；处理器 11 用于执行存储器 12 中存储的机器可读指令，所述机器可读指令被处理器 11 执行时，处理器 11 执行下述步骤：

获取目标图像中包括的原始人脸的稠密点云数据；利用多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合原始人脸的稠密点云数据，得到多组第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数；基于具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据、及多组第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，确定目标人脸模型的稠密点云数据；第二参考人脸是基于参考图像中的第一参考人脸生成的；基于目标人脸模型的稠密点云数据，生成与目标图像的原始人脸对应的目标人脸模型。

[200] 上述存储器 12 包括内存 121 和外部存储器 122；这里的内存 121 也称内存储器，用于暂时存放处理器 11 中的运算数据，以及与硬盘等外部存储器 122 交换的数据，处理器 11 通过内存 121 与外部存储器 122 进行数据交换。

[201] 上述指令的具体执行过程可以参考本公开实施例所述的人脸重建方法的步骤，此处不再赘述。

[202] 本公开实施例还提供一种计算机可读存储介质，该计算机可读存储介质上存储有

计算机程序,该计算机程序被处理器运行时执行上述方法实施例中所述的人脸重建方法的步骤。其中,该存储介质可以是易失性或非易失的计算机可读取存储介质。

[203] 本公开实施例还提供一种计算机程序产品,该计算机程序产品承载有程序代码,所述程序代码包括的指令可用于执行上述方法实施例中所述的人脸重建方法的步骤,具体可参见上述方法实施例,在此不再赘述。

[204] 其中,上述计算机程序产品可以具体通过硬件、软件或其结合的方式实现。在一个可选实施例中,所述计算机程序产品具体体现为计算机存储介质,在另一个可选实施例中,计算机程序产品具体体现为软件产品,例如软件开发包(Software Development Kit, SDK)等等。

[205] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统 and 装置的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。在本公开所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的系统、装置和方法,可以通过其它的方式实现。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,又例如,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通信接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[206] 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。

[207] 另外,在本公开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。

[208] 所述功能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,可以存储在一个处理器可执行的非易失的计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本公开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一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本公开各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(Read-Only Memory, ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory, RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[209] 最后应说明的是:以上所述实施例,仅为本公开的具体实施方式,用以说明本公开的技术方案,而非对其限制,本公开的保护范围并不局限于此,尽管参照前述实施例对本公开进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:任何熟悉本技术领域的技术人员在本公开揭露的技术范围内,其依然可以对前述实施例所记载的技术方案进行修改或可轻易想到变化,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改、变化或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本公开实施例技术方案的精神和范围,都应涵盖在本公开的保护范围之内。因此,本公开的保护范围应所述以权利要求的保护范围为准。

权利要求书

1、一种人脸重建方法，包括：

获取目标图像中包括的原始人脸的稠密点云数据；

利用多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合所述原始人脸的稠密点云数据，得到多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数；

基于具有预设风格的多组第二参考人脸的稠密点云数据、及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，确定目标人脸模型的稠密点云数据；所述多组第二参考人脸分别是基于所述多张参考图像中的第一参考人脸生成的；

基于所述目标人脸模型的稠密点云数据，生成与所述目标图像的所述原始人脸对应的目标人脸模型。

2、根据权利要求1所述的人脸重建方法，其特征在于，所述基于具有预设风格的多组第二参考人脸的稠密点云数据、及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，确定目标人脸模型的稠密点云数据，包括：

基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据，生成多组所述第二参考人脸的稠密点云数据的均值数据；

基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据、所述均值数据、以及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，生成所述目标人脸模型的稠密点云数据。

3、根据权利要求2所述的人脸重建方法，其特征在于，所述基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据、所述均值数据、以及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，生成所述目标人脸模型的稠密点云数据，包括：

基于多组所述第二参考人脸的稠密点云数据中每组所述第二参考人脸的稠密点云数据、以及所述均值数据，确定每组所述第二参考人脸的稠密点云数据的差值数据；

基于多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，对多组所述第二参考人脸的稠密点云数据分别对应的差值数据进行插值处理；

基于所述插值处理的结果以及所述均值数据，生成所述目标人脸模型的稠密点云数据。

4、根据权利要求1至3任一所述的人脸重建方法，其特征在于，所述获取目标图像中包括的原始人脸的稠密点云数据，包括：

获取包括所述原始人脸的所述目标图像；

利用预先训练的神经网络对所述目标图像进行处理，得到所述目标图像中所述原始人脸的稠密点云数据。

5、根据权利要求1至4任一项所述的人脸重建方法，其特征在于，通过以下方式获取所述多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据：

获取包括第一参考人脸的多张参考图像；

针对多张所述参考图像中的每张所述参考图像，利用预先训练的神经网络对每张所述参考图像进行处理，得到每张所述参考图像中的所述第一参考人脸的稠密点云数据。

6、根据权利要求1至5任一项所述的人脸重建方法，其特征在于，所述利用多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合所述原始人脸的稠密点云数据，得到多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，包括：

对所述原始人脸的稠密点云数据以及所述第一参考人脸的稠密点云数据进行最小二乘处理，得到多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的中间系数；

基于每组第一参考人脸的稠密点云数据对应的中间系数，确定每组所述第一参考人脸的稠密点云数据对应的拟合系数。

7、根据权利要求6所述的人脸重建方法，其特征在于，所述基于每组第一参考人脸的稠密点云数据对应的中间系数，确定每组所述第一参考人脸的稠密点云数据对应的拟合系数，包括：

从每组所述第一参考人脸的稠密点云数据中确定表征所述第一参考人脸中与目标人脸模型的部位对应的第一类稠密点云数据；

对所述第一参考人脸的稠密点云数据中所述第一类稠密点云数据对应的中间系数进行调整，得到第一拟合系数；

将所述第一参考人脸的稠密点云数据中第二类稠密点云数据对应的中间系数，确定为第二拟合系数；所述第二类稠密点云数据为所述第一参考人脸的稠密点云数据中除所述第一类稠密点云数据以外的稠密点云数据；

基于所述第一拟合系数和所述第二拟合系数，得到每组所述第一参考人脸的稠密点云数据的拟合系数。

8、根据权利要求1至7任一项所述的人脸重建方法，其特征在于，通过以下方式获取所述具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据：

对所述参考图像中第一参考人脸的稠密点云数据进行调整，得到所述具有预设风格的第二参考人脸的稠密点云数据；或者，

基于所述参考图像中的第一参考人脸，生成包括具有所述预设风格的第二参考人脸的虚拟人脸图像；利用预先训练的神经网络生成所述虚拟人脸图像中所述第二参考人脸的稠密点云数据。

9、根据权利要求4、5、和8中任一项所述的人脸重建方法，其特征在于，训练所述神经网络，包括：

获取样本图像集合；所述样本图像集合包括包含第一样本人脸的多张第一样本图像；所述多张第一样本图像划分为多个第一样本图像子集，每个第一样本图像子集中包括从多个预设采集角度分别采集得到的具有同种表情的第一样本人脸的图像；

获取所述样本图像集合中的第一样本图像的第一样本人脸的稠密点云数据；

利用所述神经网络，对所述样本图像集合中的第一样本图像进行特征学习，得到所述第一样本图像的第一样本人脸的预测稠密点云数据；

利用所述第一样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据，对所述神经网络进行训练。

10、根据权利要求9所述的人脸重建方法，其特征在于，所述样本图像集合还包括包含第二样本人脸和背景的多张第二样本图像，所述训练所述神经网络还包括：

获取每张所述第二样本图像的人脸关键点数据；

利用所述第二样本图像的人脸关键点数据以及所述第二样本图像，拟合生成所述第二样本图像的第二样本人脸的稠密点云数据；

利用所述神经网络，对所述样本图像集合中的第二样本图像进行特征学习，得到所述第二样本图像的第二样本人脸的预测稠密点云数据；

利用所述第二样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据，对所述神经网络进行训练。

11、根据权利要求9或10所述的人脸重建方法，其特征在于，所述样本图像集合中还包括第三样本图像；所述第三样本图像为对所述第一样本图像进行数据增强处理得到；所述训练所述神经网络还包括：

获取所述第三样本图像的第三样本人脸的稠密点云数据；

利用所述神经网络对所述第三样本图像进行特征学习，得到所述第三样本图像的第三样本人脸的预测稠密点云数据；

利用所述第三样本人脸的稠密点云数据和预测稠密点云数据，对所述神经网络进行训练。

12、根据权利要求11所述的人脸重建方法，其特征在于，所述数据增强处理包括下述至少一种：随机遮挡处理、高斯噪声处理、运动模糊处理、以及颜色区域通道改变处理。

13、一种人脸重建装置，包括：

第一获取模块，用于获取目标图像中包括的原始人脸的稠密点云数据；

第一处理模块，用于利用多张参考图像分别对应的第一参考人脸的稠密点云数据拟合所述原始人脸的稠密点云数据，得到多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数；

确定模块，用于基于具有预设风格的多组第二参考人脸的稠密点云数据、及多组所述第一参考人脸的稠密点云数据分别对应的拟合系数，确定目标人脸模型的稠密点云数据；所述多组第二参考人脸分别是基于所述多张参考图像中的第一参考人脸生成的；

生成模块，用于基于所述目标人脸模型的稠密点云数据，生成与所述目标图像的所述原始人脸对应的目标人脸模型。

14、一种计算机设备，包括处理器和存储器，所述存储器存储有所述处理器可执行的机器可读指令，所述处理器用于执行所述存储器中存储的机器可读指令，所述机器可读指令被所述处理器执行时，所述处理器执行如权利要求 1 至 12 任一项所述的人脸重建方法的步骤。

15、一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，所述计算机程序被计算机设备运行时，所述计算机设备执行如权利要求 1 至 12 任一项所述的人脸重建方法的步骤。

1 / 4

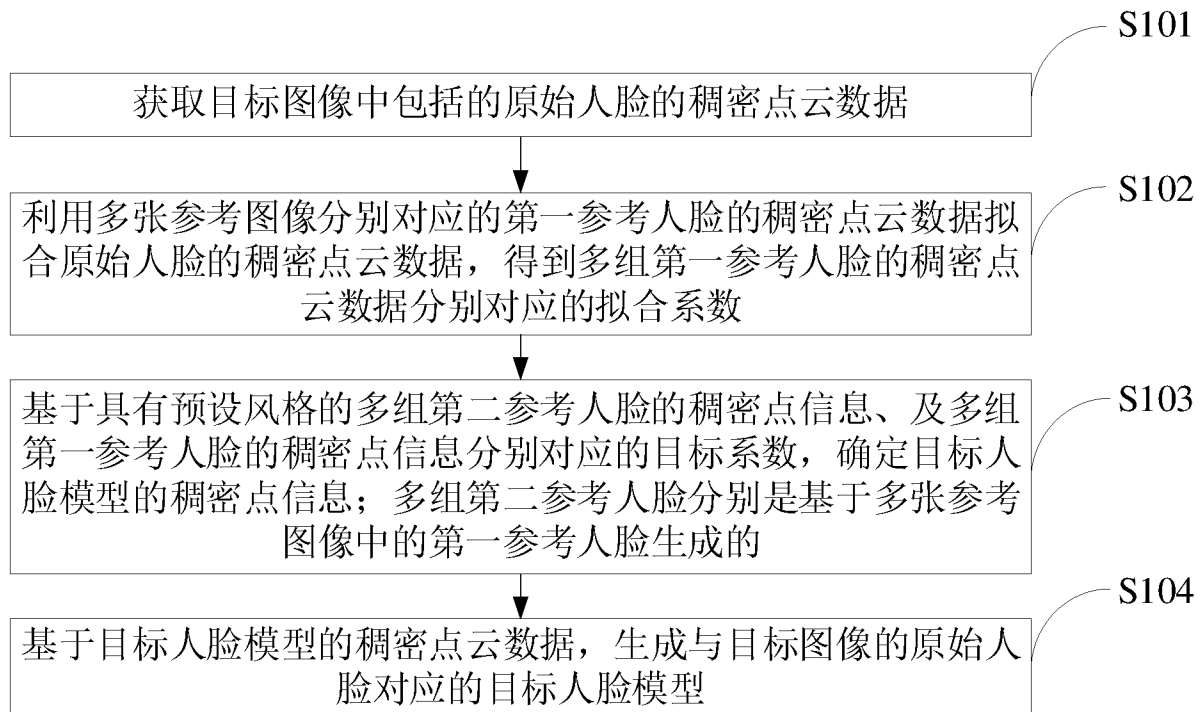


图 1

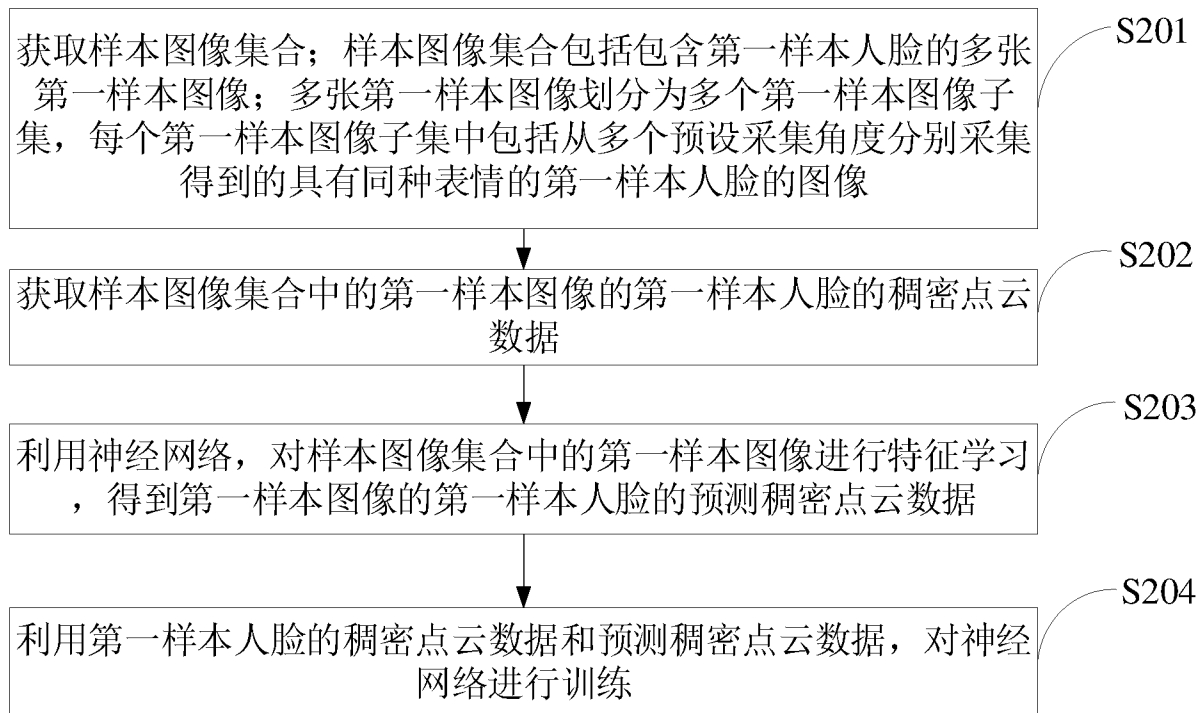


图 2

2 / 4

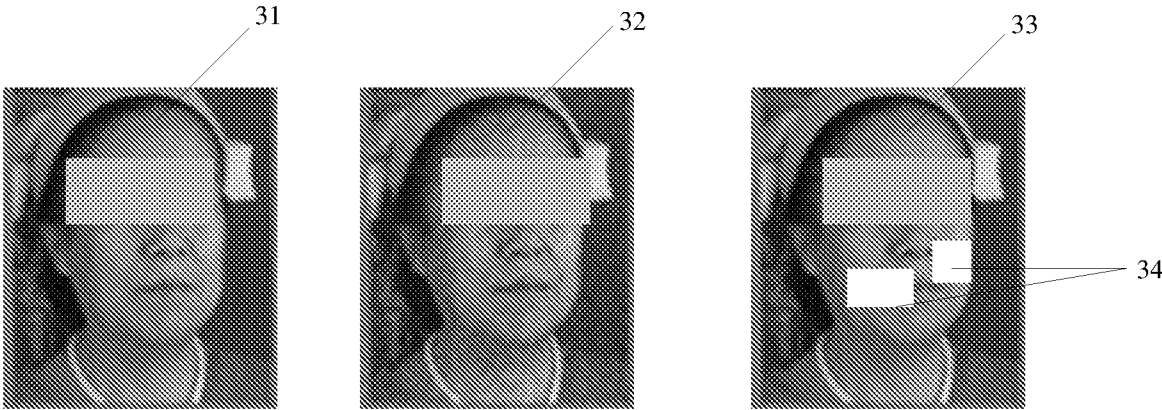


图 3

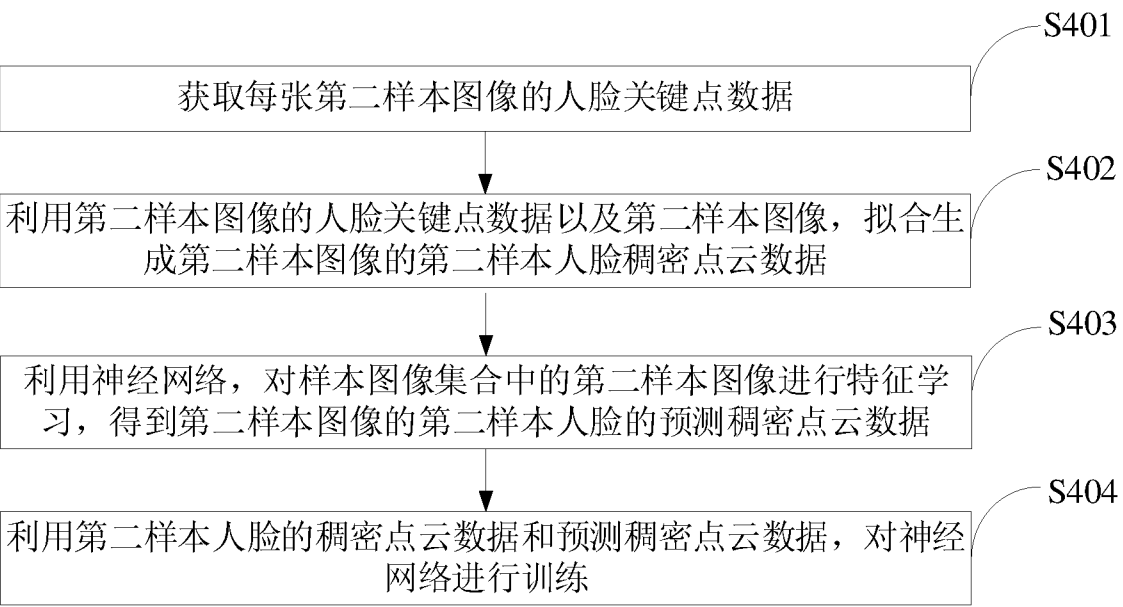


图 4

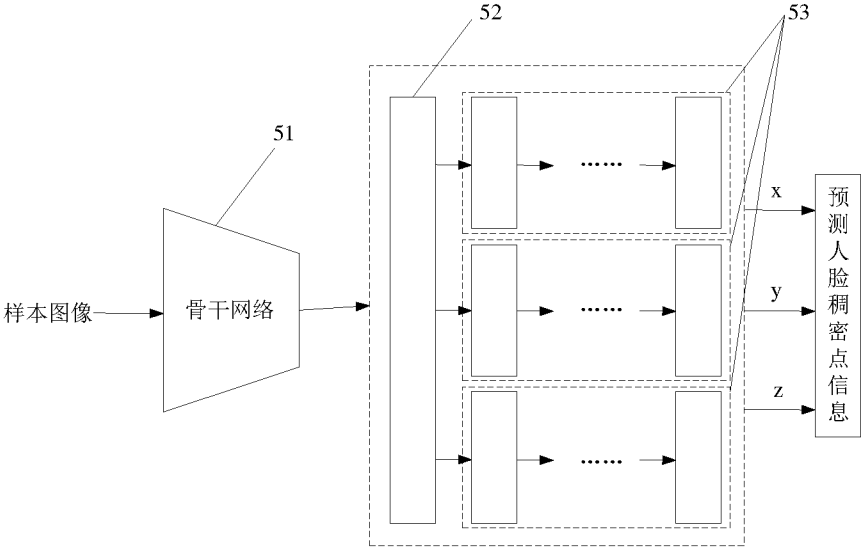


图 5

3 / 4

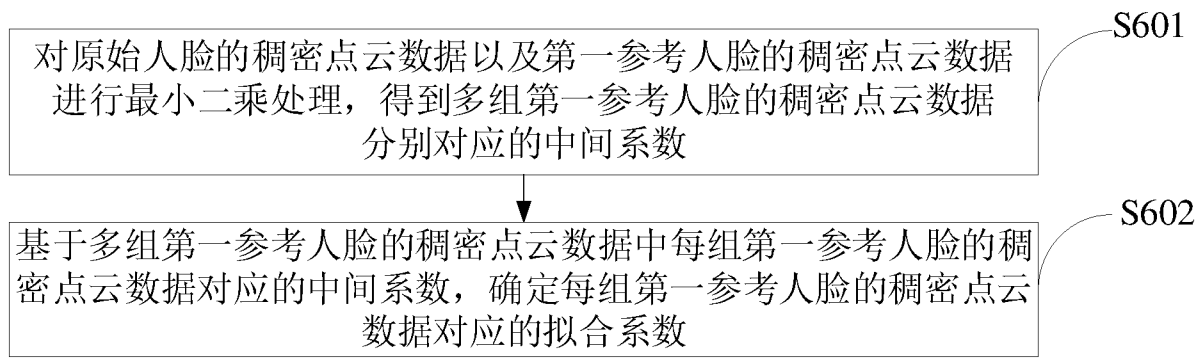


图 6

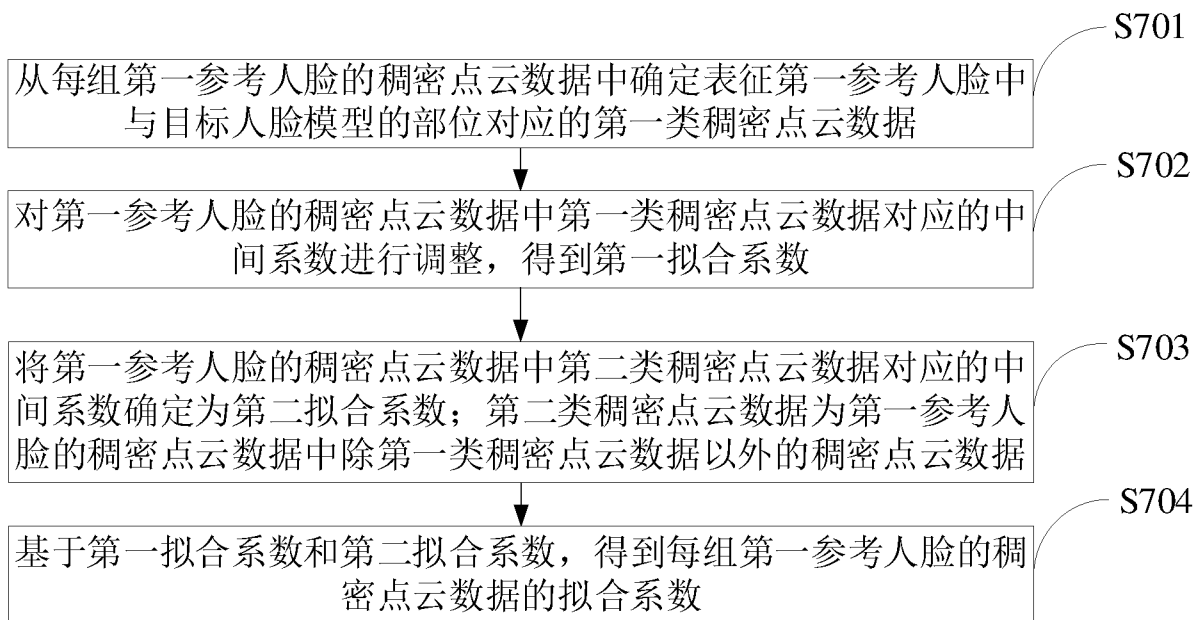


图 7

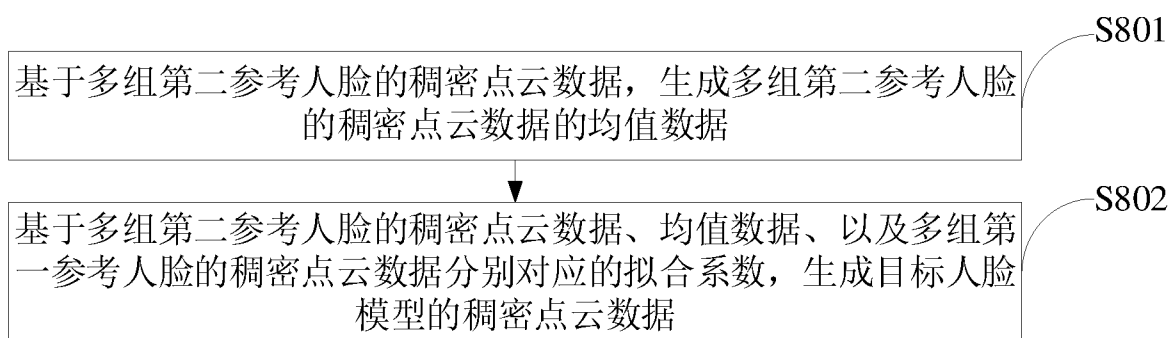


图 8

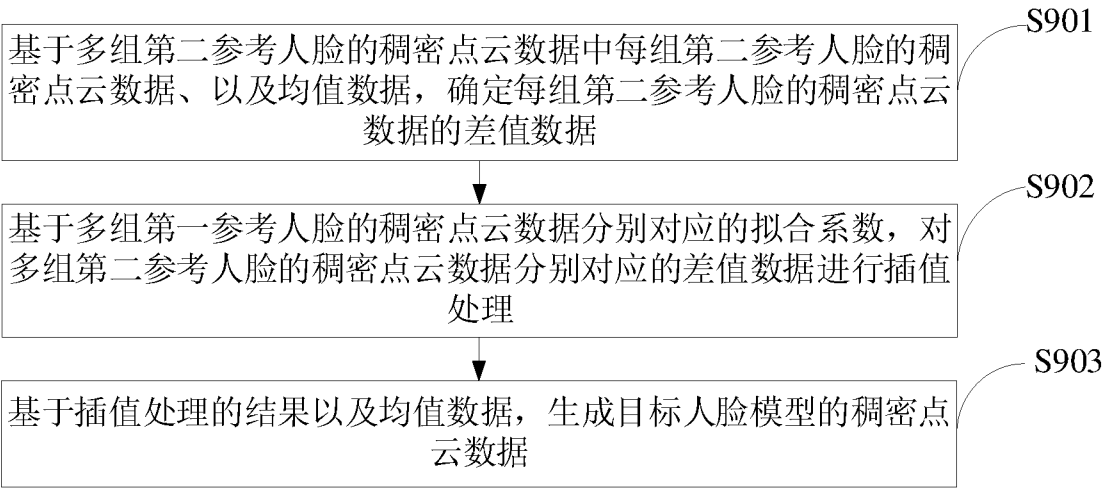


图 9

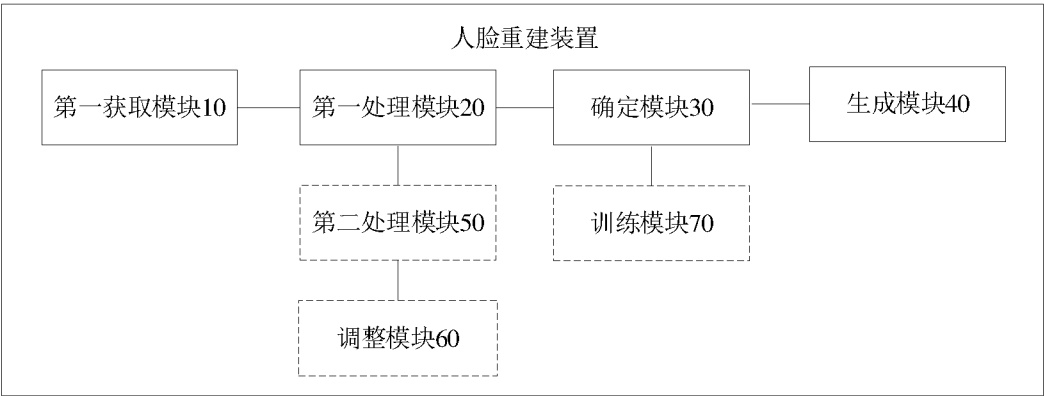


图 10

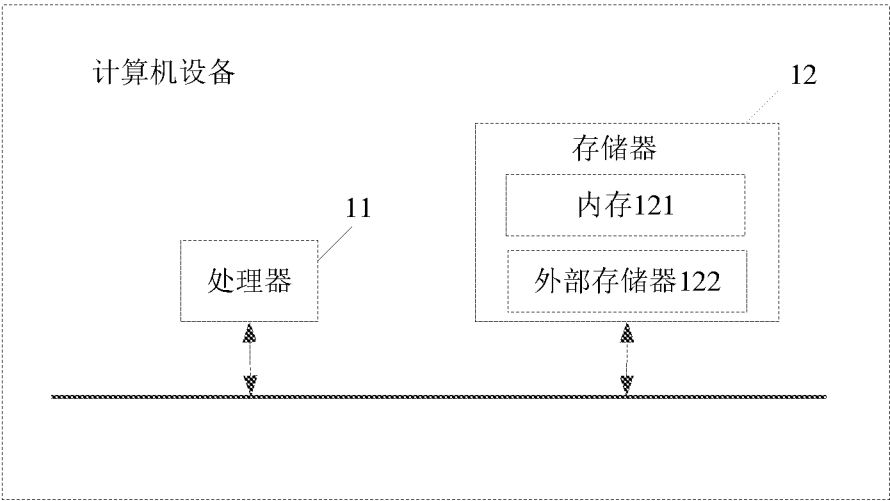


图 11

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2021/108629

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 17/00(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)

G06T

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; TWABS; TWTXT; VEN; USTXT; EPTXT; WOTXT; CNKI: 人脸, 面部, 脸部, 重建, 建模, 模型, 稠密, 密集, 点云; face, reconstruct, rebuild, model, dense, point cloud

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 112396692 A (BEIJING SENSETIME TECHNOLOGY DEVELOPMENT CO., LTD.) 23 February 2021 (2021-02-23) claims 1-15, description paragraphs 70-234	1-15
PX	CN 112396693 A (SHANGHAI SHANGTANG INTELLIGENT TECHNOLOGY CO., LTD.) 23 February 2021 (2021-02-23) description paragraphs 68-161	1-15
Y	CN 109636886 A (NETEASE (HANGZHOU) NETWORK CO., LTD.) 16 April 2019 (2019-04-16) description paragraphs 27-129	1-15
Y	CN 109376698 A (BEIJING SENSETIME TECHNOLOGY DEVELOPMENT CO., LTD.) 22 February 2019 (2019-02-22) description, paragraphs 68-114	1-15
Y	CN 109087340 A (CHENGDU TOPPLUSVISION SCIENCE & TECHNOLOGY CO., LTD.) 25 December 2018 (2018-12-25) description paragraphs 62-121	1-15
A	US 2015123967 A1 (MICROSOFT CORPORATION) 07 May 2015 (2015-05-07) entire document	1-15



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

08 October 2021

Date of mailing of the international search report

22 October 2021

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/CN2021/108629

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	112396692	A	23 February 2021	None			
CN	112396693	A	23 February 2021	None			
CN	109636886	A	16 April 2019	US	2020202111	A1	25 June 2020
				US	11093733	B2	17 August 2021
				CN	109636886	B	12 May 2020
CN	109376698	A	22 February 2019	None			
CN	109087340	A	25 December 2018	None			
US	2015123967	A1	07 May 2015	US	9508197	B2	29 November 2016
				US	2017039752	A1	09 February 2017
				US	9697635	B2	04 July 2017
				WO	2015065928	A1	07 May 2015

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2021/108629

A. 主题的分类

G06T 17/00 (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)

G06T

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; TWABS; TWTXT; VEN; USTXT; EPTXT; WOTXT; CNKI: 人脸, 面部, 脸部, 重建, 建模, 模型, 稠密, 密集, 点云; face, reconstruct, rebuild, model, dense, point cloud

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
PX	CN 112396692 A (北京市商汤科技开发有限公司) 2021年 2月 23日 (2021 - 02 - 23) 权利要求1-15, 说明书第70-234段	1-15
PX	CN 112396693 A (上海商汤智能科技有限公司) 2021年 2月 23日 (2021 - 02 - 23) 说明书第68-161段	1-15
Y	CN 109636886 A (网易杭州网络有限公司) 2019年 4月 16日 (2019 - 04 - 16) 说明书第27-129段	1-15
Y	CN 109376698 A (北京市商汤科技开发有限公司) 2019年 2月 22日 (2019 - 02 - 22) 说明书第68-114段	1-15
Y	CN 109087340 A (成都通甲优博科技有限责任公司) 2018年 12月 25日 (2018 - 12 - 25) 说明书第62-121段	1-15
A	US 2015123967 A1 (MICROSOFT CORPORATION) 2015年 5月 7日 (2015 - 05 - 07) 全文	1-15

☐ 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

2021年 10月 8日

国际检索报告邮寄日期

2021年 10月 22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

授权官员

彭玉静

电话号码 86-(20)-28958030

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2021/108629

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	112396692	A	2021年 2月 23日	无			
CN	112396693	A	2021年 2月 23日	无			
CN	109636886	A	2019年 4月 16日	US	2020202111	A1	2020年 6月 25日
				US	11093733	B2	2021年 8月 17日
				CN	109636886	B	2020年 5月 12日
CN	109376698	A	2019年 2月 22日	无			
CN	109087340	A	2018年 12月 25日	无			
US	2015123967	A1	2015年 5月 7日	US	9508197	B2	2016年 11月 29日
				US	2017039752	A1	2017年 2月 9日
				US	9697635	B2	2017年 7月 4日
				WO	2015065928	A1	2015年 5月 7日