

(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
2016年8月11日 (11.08.2016)



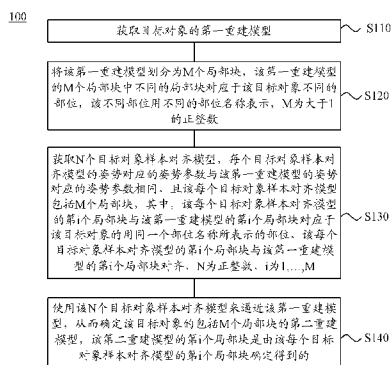
(10) 国际公布号
WO 2016/123913 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06T 17/00 (2006.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2015/084335
- (22) 国际申请日: 2015年7月17日 (17.07.2015)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
201510059955.9 2015年2月4日 (04.02.2015) CN
- (71) 申请人: 华为技术有限公司 (HUAWEI TECHNOLOGIES CO., LTD.) [CN/CN]; 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。
- (72) 发明人: 陈子冲 (CHEN, Zichong); 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。 章国锋 (ZHANG, Guofeng); 中国浙江省杭州市浙江大学紫金港校区 CAD&CG 国家重点实验室, Zhejiang 310058 (CN)。 王康侃 (WANG, Kangkan); 中国浙江省杭州市浙江大学紫金港校区 CAD&CG 国家重点实验室, Zhejiang 310058 (CN)。
- (74) 代理人: 北京龙双利达知识产权代理有限公司 (LONGSUN LEAD IP LTD.); 中国北京市海淀区丹棱街16号海兴大厦C座1108, Beijing 100080 (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, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JP, KE, KG, KN, KP, KR, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。
- (84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

[见续页]

(54) Title: DATA PROCESSING METHOD AND APPARATUS

(54) 发明名称: 数据处理的方法和装置



109

图1

S110 Acquiring a first reconstruction model of a target object

S120 Dividing the first reconstruction model into M local blocks, wherein different local blocks among the M local blocks of the first reconstruction model correspond to different parts of the target object, and the different parts are represented by different part names, where M is a positive integer greater than 1

S130 Acquiring N target object sample alignment models, wherein a posture parameter corresponding to a posture of each of the target object sample alignment models is the same as a posture parameter corresponding to a posture of the first reconstruction model, each of the target object sample alignment models comprises M local blocks, the i-th local block of each of the target object sample alignment models and the i-th local block of the first reconstruction model correspond to the same part represented by the same part name of the target object, and the i-th local block of each of the target object sample alignment models is aligned to the i-th local block of the first reconstruction model, where N is a positive integer and i is 1, ..., M

S140 Using the N target object sample alignment models to approximate the first reconstruction model, so as to determine a second reconstruction model comprising M local blocks of the target object, wherein the i-th local block of the second reconstruction model is determined and obtained by the i-th local block of each of the target object sample alignment models

(57) Abstract: A data processing method and apparatus. The method comprises: acquiring a first reconstruction model of a target object (S110); dividing the first reconstruction model into M local blocks (S120); acquiring N target object sample alignment models, wherein each of the target object sample alignment models and the first reconstruction model have the same corresponding posture parameter, each of the target object sample alignment models comprises M local blocks, the i-th local block of each of the target object sample alignment models and the i-th local block of the first reconstruction model correspond to the same part of the target object, and the i-th local block of each of the target object sample alignment models is aligned to the i-th local block of the first reconstruction model, where i is 1, ..., M (S130); and using N target object sample alignment models to approximate the first reconstruction model, so as to determine a second reconstruction model comprising M local blocks of the target object (S140). The data processing method and apparatus can effectively improve the accuracy of a model.

(57) 摘要: 一种数据处理的方法和装置, 该方法包括: 获取目标对象的第一重建模型 (S110); 将第一重建模型划分为 M 个局部块 (S120); 获取 N 个目标对象样本对齐模型, 每个目标对象样本对齐模型与第一重建模型对应的姿势参数相同, 且每个目标对象样本对齐模型包括 M 个局部块, 每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该目标对象的同一个部位, 每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与第一重建模型的第 i 个局部块对齐, i 为 1, ..., M (S130); 使用 N 个目标对象样本对齐模型来逼近第一重建模型, 从而确定该目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型 (S140)。该数据处理

的方法和装置, 能够有效提高模型的准确性。



WO 2016/123913 A1

本国际公布:

- 包括国际检索报告(条约第 21 条(3))。

数据处理的方法和装置

本申请要求于 2015 年 2 月 4 日提交中国专利局、申请号为 201510059955.9、发明名称为“数据处理的方法和装置”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。

5

技术领域

本发明实施例涉及数据处理领域，并且更具体地，涉及一种数据处理的方法和装置。

10

背景技术

人体建模在计算机图形学和计算机视觉领域有很多应用，比如电影特效，3D 游戏，虚拟现实和人机交互等等。

在当前的人体建模系统中，人体点云中存在的强噪声或漏洞被引入到重建的人体模型中，导致人体模型的准确性较低，目前，还没有较为有效的方法来解决上述问题。

15

发明内容

本发明实施例提供一种数据处理的方法和装置，能够有效提高模型的准确性。

20

第一方面提供了一种数据处理的方法，该方法包括：

获取目标对象的第一重建模型；

将该第一重建模型划分为 M 个局部块，该第一重建模型的 M 个局部块中不同的局部块对应于该目标对象不同的部位，该不同部位用不同的部位名称表示，M 为大于 1 的正整数；

25

获取 N 个目标对象样本对齐模型，每个目标对象样本对齐模型的姿势对应的姿势参数与该第一重建模型的姿势对应的姿势参数相同，且该每个目标对象样本对齐模型包括 M 个局部块，其中，该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该目标对象的用同一个部位名称所表示的部位，该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与

30

使用该 N 个目标对象样本对齐模型来逼近该第一重建模型，从而确定该

目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型, 该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的, i 为 1, ..., M。

- 5 结合第一方面, 在第一方面的第一种可能的实现方式中, 使用该 N 个目标对象样本对齐模型来逼近该第一重建模型, 从而确定该目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型, 包括:

根据以下公式, 获取该第二重建模型:

$$K_i = B_i c_i + \mu_i \quad (i=1, \dots, M)$$

- 10 其中, K_i 为该第二重建模型的 M 个局部块中的第 i 个局部块, B_i 为由该 N 个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块组成的基, μ_i 为该 N 个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块的顶点坐标的平均值, c_i 是 B_i 的系数向量, 其中, 获得 c_i 的公式包括:

$$\mathbf{C} \triangleq \arg \min_{\mathbf{c}} \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in \Gamma} \|B_{ij} c_i + \mu_{ij} - B_{ji} c_j - \mu_{ji}\|_2^2 \right), \text{ 或}$$

s.t. $c_i > 0 \quad (i=1, \dots, M)$

- 15 $\mathbf{C} \triangleq \operatorname{argmin}_{\mathbf{c}} \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in \Gamma} \|B_{ij} c_i + \mu_{ij} - B_{ji} c_j - \mu_{ji}\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^M \|c_i\|_1 \right);$
- s.t. $c_i > 0 \quad (i=1, \dots, M)$

- 20 其中, $\mathbf{C} = (c_1^T, c_2^T, \dots, c_M^T)^T$, V_i 为该第一重建模型的第 i 个局部块, Γ 为该每个目标对象样本对齐模型的 M 个局部块中相邻的局部块的集合, $(i, j) \in \Gamma$ 表示该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块为与该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块相邻的局部块, B_j 为由该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块组成的基, B_{ij} 用于表达该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与第 j 个局部块在彼此连接处的边界顶点, 且 B_{ij} 为 B_i 的子集, μ_{ij} 为 B_{ij} 的平均值, B_{ji} 用于表达该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块与第 i 个局部块在彼此连接处的边界顶点, B_{ji} 为 B_j 的子集, μ_{ji} 为 B_{ji} 的平均值, β 为权重, λ 为权重, $\|\cdot\|_1$ 为 L1 范式, $\|\cdot\|_2$ 为 L2 范式。

- 25 结合第一方面或第一方面的第一种可能的实现方式, 在第一方面的第二种可能的实现方式中, 该第一重建模型的 M 个局部块中相邻的局部块在彼此连接处具有共享的边界顶点。

结合第一方面或第一方面的第一种或第二种可能的实现方式，在第一方面的第三种可能的实现方式中，获取目标对象的第一重建模型，包括：

获取该目标对象的目标对象点云数据；

5 获取该目标对象的模板模型，该模板模型为描述该目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型；

确定该目标对象点云数据与该模板模型的点对应关系；

基于骨架驱动变形技术以及该点对应关系，估计该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数；

10 利用该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数，将该模板模型变形为与该目标对象点云数据具备相同姿势的该第一重建模型。

结合第一方面或第一方面的第一种或第二种可能的实现方式，在第一方面的第四种可能的实现方式中，获取目标对象的第一重建模型，包括：

获取该目标对象的目标对象点云数据；

15 获取该目标对象的模板模型，该模板模型为描述该目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型；

确定该目标对象点云数据与该模板模型的点对应关系；

基于骨架驱动变形技术以及该点对应关系，估计该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数；

20 利用该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数，将该模板模型变形为与该目标对象点云数据具备相同姿势的骨架变形模型，使得该骨架变形模型与该目标对象点云数据对齐；

基于网格变形技术对该骨架变形模型进行变形，获得该第一重建模型，使得该第一重建模型与该目标对象点云数据的形状匹配。

25 结合第一方面和第一方面的第一种至第四种可能的实现方式中的任何一种可能的实现方式，在第一方面的第五种可能的实现方式中，获取 N 个目标对象样本对齐模型，包括：

从预设的目标对象数据库中获取 N 个目标对象样本模型；

30 基于骨架驱动变形技术，根据该第一重建模型的姿势参数，将该 N 个目标对象样本模型变形为与该第一重建模型对应于相同的姿势参数的 N 个目标对象样本骨架变形模型；

将每个目标对象样本骨架变形模型划分为 M 个局部块，该每个目标对

象样本骨架变形模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该目标对象的用同一个部位名称表示的部位;

通过对该每个目标对象样本骨架变形模型的第 i 个局部块进行旋转、平移和缩放中的至少一种变换,从而获得该 N 个目标对象样本对齐模型,其中,
5 每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块在经过该旋转、平移和缩放中的至少一种变换后与该第一重建模型的第 i 个局部块对齐, i 为 $1, 2, \dots, M$ 。

结合第一方面和第一方面的第一种至第五种可能的实现方式中的任何一种可能的实现方式,在第一方面的第六种可能的实现方式中,该方法还包括:
对该第二重建模型进行平滑优化处理。

10 第二方面提供了一种数据处理的装置,该装置包括:

第一获取模块,用于获取目标对象的第一重建模型;

划分模块,用于将该获取模块获取的该第一重建模型划分为 M 个局部块,该第一重建模型的 M 个局部块中不同的局部块对应于该目标对象不同的部位,该不同部位用不同的部位名称表示, M 为大于 1 的正整数;

15 第二获取模块,用于获取 N 个目标对象样本对齐模型,每个目标对象样本对齐模型的姿势对应的姿势参数与该第一获取模块获取的该第一重建模型的姿势对应的姿势参数相同,且该每个目标对象样本对齐模型包括 M 个局部块,其中,该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该目标对象的用同一个部位名称所表示的部位,

20 该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对齐, N 为正整数, i 为 $1, \dots, M$;

确定模块,用于使用该第二获取模块获取的该 N 个目标对象样本对齐模型来逼近该第一获取模块获取的该第一重建模型,从而确定该目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型,该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个
25 目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的, i 为 $1, \dots, M$ 。

结合第二方面,在第二方面的第一种可能的实现方式中,该确定模块具体用于,

根据以下公式,获取该第二重建模型:

$$K_i = B_i c_i + \mu_i \quad (i=1, \dots, M)$$

30 其中, K_i 为该第二重建模型的 M 个局部块中的第 i 个局部块, B_i 为由该 N 个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块组成的基, μ_i 为该 N 个目标对象

样本对齐模型的第 i 个局部块的顶点坐标的平均值, c_i 是 B_i 的系数向量, 其中, 获得 c_i 的公式包括:

$$\mathbf{C} \triangleq \arg \min_{\mathbf{c}} \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in \Gamma} \|B_{ij} c_i + \mu_{ij} - B_{ji} c_j - \mu_{ji}\|_2^2 \right), \text{ 或}$$

$$s.t. \quad c_i > 0 \quad (i=1, \dots, M)$$

$$\mathbf{C} \triangleq \operatorname{argmin}_{\mathbf{c}} \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in \Gamma} \|B_{ij} c_i + \mu_{ij} - B_{ji} c_j - \mu_{ji}\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^M \|c_i\|_1 \right);$$

$$s.t. \quad c_i > 0 \quad (i=1, \dots, M)$$

- 5 其中, $\mathbf{C} = (c_1^T, c_2^T, \dots, c_M^T)^T$, V_i 为该第一重建模型的第 i 个局部块, Γ 为该每个目标对象样本对齐模型的 M 个局部块中相邻的局部块的集合, $(i, j) \in \Gamma$ 表示该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块为与该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块相邻的局部块, B_j 为由该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块组成的基, B_{ij} 用于表达该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与第 j 个局部块在彼此连接处的边界顶点, 且 B_{ij} 为 B_i 的子集, μ_{ij} 为 B_{ij} 的平均值, B_{ji} 用于表达该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块与第 i 个局部块在彼此连接处的边界顶点, B_{ji} 为 B_j 的子集, μ_{ji} 为 B_{ji} 的平均值, β 为权重, λ 为权重, $\|\cdot\|_1$ 为 L1 范式, $\|\cdot\|_2$ 为 L2 范式。

- 10 结合第二方面或第二方面的第一种可能的实现方式, 在第二方面的第二种可能的实现方式中, 该第一获取模块获取的该第一重建模型的 M 个局部块中相邻的局部块在彼此连接处具有共享的边界顶点。

结合第二方面或第二方面的第一种或第二种可能的实现方式, 在第二方面的第三种可能的实现方式中, 该第一获取模块包括:

- 20 第一获取单元, 用于获取该目标对象的目标对象点云数据;
第二获取单元, 用于获取该目标对象的模板模型, 该模板模型为描述该目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型;

确定单元, 用于确定该第一获取单元获取的该目标对象点云数据与该第二获取单元获取的该模板模型的点对应关系;

- 25 估计单元, 用于基于骨架驱动变形技术以及该确定单元确定的该点对应关系, 估计该第一获取单元确定的该目标对象点云数据相对于该第二获取单元确定的该模板模型的姿势变化参数;

第一变形单元, 利用该估计单元估计的该目标对象点云数据相对于该模

板模型的姿势变化参数,将该模板模型变形为与该目标对象点云数据具备相同姿势的该第一重建模型。

结合第二方面或第二方面的第一种或第二种可能的实现方式,在第二方面的第四种可能的实现方式中,该第一获取模块包括:

5 第一获取单元,用于获取该目标对象的目标对象点云数据;

第二获取单元,用于获取该目标对象的模板模型,该模板模型为描述该目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型;

确定单元,用于确定该第一获取单元获取的该目标对象点云数据与该第二获取单元获取的该模板模型的点对应关系;

10 估计单元,用于基于骨架驱动变形技术以及该确定单元确定的该点对应关系,估计该第一获取单元确定的该目标对象点云数据相对于该第二获取单元确定的该模板模型的姿势变化参数;

15 第二变形单元,用于利用该估计单元估计的该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数,将该模板模型变形为与该目标对象点云数据具备相同姿势的骨架变形模型,使得该骨架变形模型与该目标对象点云数据对齐;

第三变形单元,用于基于网格变形技术对该第二变形单元得到的该骨架变形模型进行变形,获得该第一重建模型,使得该第一重建模型与该目标对象点云数据的形状匹配。

20 结合第二方面和第二方面的第一种至第四种可能的实现方式中的任一种可能的实现方式,在第二方面的第五种可能的实现方式中,该第二获取模块包括:

第三获取单元,用于从预设的目标对象数据库中获取 N 个目标对象样本模型;

25 第四变形单元,用于基于骨架驱动变形技术,根据该第一重建模型的姿势参数,将该第三获取单元获取的该 N 个目标对象样本模型变形为与该第一重建模型对应于相同的姿势参数的 N 个目标对象样本骨架变形模型;

30 划分单元,用于将该第四变形单元得到的每个目标对象样本骨架变形模型划分为 M 个局部块,该每个目标对象样本骨架变形模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该目标对象的用同一个部位名称表示的部位;

第四获取单元,用于通过对该划分单元得到的该每个目标对象样本骨架变形模型的第*i*个局部块进行旋转、平移和缩放中的至少一种变换,从而获得该*N*个目标对象样本对齐模型,其中,每个目标对象样本对齐模型的第*i*个局部块在经过该旋转、平移和缩放中的至少一种变换后与该第一重建模型的第*i*个局部块对齐,*i*为1,2,...,M。

结合第二方面和第二方面的第一种至第五种可能的实现方式中的任何一种可能的实现方式,在第二方面的第六种可能的实现方式中,该装置还包括:优化模块,用于对该第二重建模型进行平滑优化处理。

基于上述技术方案,本发明实施例提供的数据处理的方法和装置,通过将目标对象的第一重建模型划分为*M*个局部块,并通过利用*N*个目标对象样本对齐模型来逼近该第一重建模型,来确定该目标对象的包括*M*个局部块的第二重建模型,其中该第二重建模型的第*i*个局部块是由该每个目标对象样本对齐模型的第*i*个局部块确定得到的,通过本发明实施例提供的方法,能够有效提高模型的准确度。

15

附图说明

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

20

图1示出了本发明实施例提供的数据处理的方法的示意性流程图。

图2示出了本发明实施例涉及的人体模型的示意图。

图3示出了本发明实施例提供的数据处理的方法的示意图。

图4示出了本发明实施例提供的数据处理的方法的另一示意图。

25

图5示出了本发明实施例提供的数据处理的装置的示意性框图。

图6示出了本发明实施例提供的数据处理的装置的另一示意性框图。

具体实施方式

下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创

30

造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本发明保护的范围。

本发明实施例提出一种数据处理的方法，具体地，一种确定目标对象的重建模型的方法，其中，该目标对象可以指人体，也可以指其他动物，或者其他动态物体。

5 以下，为了便于理解和说明，作为示例而非限定，以该目标对象为人体为例进行说明。

为了便于理解本发明实施例提供的数据处理的方案，首先介绍以下概念：

Kinect RGB-D 相机

10 在大部分人体建模系统中，利用一系列的摄像机或者三维扫描技术（例如激光和结构光相机）采集深度图像数据。但是昂贵的设备，复杂而繁琐的用户交互接口，限制了这些建模系统的应用。自从微软推出 Kinect RGB-D 相机，因为其价格便宜和易操作的特性，Kinect RGB-D 相机被广泛应用在人体建模系统中。

15 在本发明实施例提供的数据处理的方法中，采用 Kinect RGB-D 相机来采集人体的深度图像数据，进而获得该人体的人体点云数据。例如在人体附件固定一个或多个 Kinect RGB-D 相机，同时拍摄人体的深度图像数据序列。利用同一时刻采集的深度图像数据，建立该时刻（当前帧）的人体模型（对应于图 1 所示流程图中的第二重建模型），从而实现整个时间序列的动态人
20 体建模。

可选地，在本发明实施例中，采用一个或多个 Kinect RGB-D 相机来采集人体的深度图像数据。

为了便于理解和描述，下文针对当前帧的人体建模过程进行描述。

图 1 示出了本发明实施例提供的数据处理的方法 100 的示意性流程图，
25 该方法 100 包括：

S110，获取目标对象的第一重建模型；

具体地，该第一重建模型可以是基于人体的人体点云数据而重建的用于描述该人体点云数据的模型，其中该人体点云数据是从人体的深度图像数据中提取的数据点，下文将在 S111 中介绍该人体点云数据的提取过程。其中，
30 该第一重建模型具体指的是预设的人体数据库中的人体样本模型对齐到该人体的人体点云数据以后所确定的模型，这里的对齐指的是该第一重建模型

与人体点云数据具有点对齐关系，具体来说，该第一重建模型包括的每个顶点在该人体的人体点云数据中具有对应的点，每对对应点中的两个点为最邻近的点。

5 由于人体点云数据是基于照相机所拍摄的该人体的深度图像数据所采集的数据，因此该人体点云数据中通常包含有强噪音，因此，基于人体点云数据所得的该第一重建模型中也包含了噪音，模型精度较差，需要对其作进一步地处理，以提高模型的精度。

10 S120，将该第一重建模型划分为 M 个局部块，该第一重建模型的 M 个局部块中不同的局部块对应于该目标对象不同的部位，该不同部位用不同的部位名称表示， M 为大于 1 的正整数；

具体地，假设该第一重建模型如图 2(a)所示的人体模型，将该模型划分为 16 个局部块，其中每个局部块对应于人体不同的部位，且不同的部位用不同的部位名称来表示，如图 2(a)所示，利用一组数字序列来表示不同的局部块。

15 S130，获取 N 个目标对象样本对齐模型，每个目标对象样本对齐模型的姿势对应的姿势参数与该第一重建模型的姿势对应的姿势参数相同，且该每个目标对象样本对齐模型包括 M 个局部块，其中，该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该目标对象的用同一个部位名称所表示的部位，该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个
20 局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对齐， N 为正整数， i 为 $1, \dots, M$ ，其中， i 为 $1, \dots, M$ 指的是， i 的赋值依次为 $1, \dots, M$ 。

具体地，以该目标对象为人体为例，该目标对象样本对齐模型即人体样本对齐模型，具体指的是预设的人体数据库中标准的人体样本模型经过一定处理后的模型。例如人体样本模型经过姿势变换，使得姿势变化后的人体样本模型（即该人体样本对齐模型）与该人体的第一重建模型对应的姿势参数
25 相同，换句话说与第一重建模型具有一致的姿势。例如，如果该人体的第一重建模型的姿势为下蹲，该人体样本对齐模型也具有下蹲的姿势，这样有利于保证后续模型重建过程中的边界一致约束条件。

30 该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该人体的用同一个部位名称所表示的部位，指的是，假设人体的第一重建模型如图 2(a)所示的划分为 16 个局部块，该人体样本对齐模型也

划分为如图 2(a)所示的 16 个局部块,且该人体样本对齐模型的第 i 个局部块与第一重建模型的第 i 个局部块指示该人体的同一个部位,例如该人体样本对齐模型的第 i 个局部块与第一重建模型的第 i 个局部块均对应于如 2(a)中所示的局部块 3。

5 该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对齐,其中对齐指的是,该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块与第一重建模型的第 i 个局部块之间无需经过刚性变换来使得彼此对齐,换句话说,每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块与第一重建模型的第 i 个局部块处于相同的坐标体系中。

10 S140,使用该 N 个目标对象样本对齐模型来逼近该第一重建模型,从而确定该目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型,该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的, i 为 $1, \dots, M$,其中, i 为 $1, \dots, M$ 指的是, i 的赋值依次为 $1, \dots, M$ 。

15 具体地,以该目标对象为人体为例,根据每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块的线性组合来确定该第二重建模型的第 i 个局部块,其中,该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块的线性组合,是通过利用该 N 个人体样本对齐模型去逼近该第一重建模型的过程中确定的,下文将结合公式(3)~(6)进行详细说明。

20 因此,本发明实施例提供的数据处理的方法,通过将人体的第一重建模型划分为 M 个局部块,并通过利用 N 个人体样本对齐模型来逼近该第一重建模型,来确定该人体的包括 M 个局部块的第二重建模型,其中该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的,通过本发明实施例提供的方法,能够有效提高模型的准确度。

25 在本发明实施例提供的方法中,基于 N 个人体样本对齐模型的组合,来确定该人体的第二重建模型,其中该 N 个人体样本对齐模型的组合是通过利用该 N 个人体样本对齐模型来逼近该第一重建模型的途径所确定的。这样得到的该第二重建模型,不仅较高相似度地还原该人体的第一重建模型,而且保持了人体样本模型的光滑度和准确度,从而能够较大幅度地消除该第一重建模型可能包含的噪音。因此,根据本发明实施例提供的数据处理的方法,
30 能够有效提高模型的准确度。

应理解,单个人体部位相对于整个人体来说,姿势变化空间相对较小,

而在本发明实施例中，是根据每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块来确定该第二重建模型的第 i 个局部块的，在本发明实施例中，能够基于较小规模的人体样本数据库，获取与该第一重建模型较大程度逼近的该第二重建模型。因此，本发明实施例提供的数据处理的方法，能够有效提高模型的准确度，同时也能够降低对人体样本数据库中模型数量和姿态变化的要求，具有更加广阔的应用前景。

可选地，在本发明实施例中，S110 获取目标对象的第一重建模型，包括：S111，获取该目标对象的目标对象点云数据；

10 以该目标对象为人体为例，具体地，分为采集人体的深度图像和提取人体点云数据两个步骤：

1)采集人体的深度图像。

下面以两个 RGB-D 相机为例而非限定进行描述。

15 两个 RGB-D 相机分别固定在被拍摄人体的前面和后面，使得两个相机能够拍到整个人体，例如位于前面和后面的相机各自距离人体大约 2.5m 至 3m，本发明实施例对此不作限定。

可以使两个相机同步采集数据，具体地，可以通过标准流程标定 RGB-D 相机的内部参数和两个 RGB-D 相机之间的外部参数，以达到两个相机实现同步采集数据的目的。相机标定之后，可以将两个相机在同一时刻采集的两个深度图像对齐到同一个坐标系下。

20 在深度图像采集过程中，被拍摄人体可以摆出不同的姿势。

两个相机连续拍摄一段时间后，采集到人体动态变化的两个深度图像同步序列。

25 应理解，还可以采用三个 RGB-D 相机采集深度图像数据，例如两个相机拍摄人体上部分和下部分，另外一个从相反方向拍摄中间部分，每个 Kinect 的视角没有重叠区域，避免相互红外干扰数据丢失。

2)提取人体点云数据

(1)通过平面检测的方法，将地面检测出来，把深度图像中的地面部分删除；

30 盒之外的其他部分删除；

(3)使用统计方法将地面剩余的点删除；

(4)利用上一帧的人体点云数据提取结果作为先验知识,确定当前帧中人体的像素范围,将多余的点删除,获取到当前帧最终的人体点云数据。

应理解,在第一帧的人体点云数据的提取过程中,没有上述步骤(4)。

S112,获取该目标对象的模板模型,该模板模型为描述该目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型。

以该目标对象为人体为例,该预设的标准姿势指的是,标准人体站立姿势,具体地,该预设的标准人体站立姿势指的是人体数据库中规定的标准站立姿势。

首先获取该人体在该预设的标准人体站立姿势下的标准人体点云数据;然后将人体数据库中的任一个人体样本模型对齐到该人体的标准人体点云数据,该人体样本模型经过对齐步骤之后所得的模型即为该人体的模板模型。该模板模型的每个顶点在该标准人体点云数据中均具有对应的点,且每一对对应点中的两个点为最近邻的点。

换句话说,该模板模型是由人体数据库中的人体样本模型通过对齐到该人体的标准人体点云数据,而变形得到的模型。获取该模板模型主要分为以下两个步骤:

第一步,稀疏的点对应

获取该人体在该预设的标准人体站立姿势下的标准人体点云数据;假设将人体数据库中的样本模型 A 作为该模板模型的基础模型。

向下采样样本模型 A 和该人体的标准人体点云数据。例如采用文献“Point Set Registration: Coherent Point Drift. Andriy Myronenko, etc. PAMI 2010.”提出的对齐方法,将样本模型 A 初始对齐到该标准人体点云数据。具体地,例如将标准人体点云数据或样本模型 A 经过平移、旋转以及缩放中的至少一种的变化,最终使得标准人体点云数据中尽量多的数据点与样本模型 A 的顶点对齐,并尽量重合。

根据初始对齐的样本模型 A 和标准人体点云数据,确定二者之间的对应点。例如,针对与该标准人体点云数据对齐之后的样本模型 A 的顶点 a_1 ,基于三维距离在整个人体点云上找一个距离最近点,作为顶点 a_1 在标准人体点云数据中的对应点 p_1 。

基于这些稀疏的点对应,例如 (a_1, p_1) ,将样本模型 A 初始对齐到该标准人体点云数据,具体地,将样本模型 A 经过平移、旋转以及缩放中的至少一

种的变化，使之初步地对齐到该标准人体点云数据。为了便于理解和描述，将通过上述初始对齐而变形的样本模型 A 记为样本模型 A'。

第二步，稠密的点对应

根据样本模型 A'和标准人体点云数据，利用最近邻找对应点的方法，在
5 样本模型 A'和标准人体点云数据之间，建立稠密的对应点。基于该稠密的对应点，将该样本模型 A'进一步对齐到该标准人体点云数据，具体地，将样本模型 A'经过平移、旋转以及缩放中的至少一种的变化，使之进一步对齐到标准人体点云数据。

将样本模型 A'经过上述二次对齐之后的变形模型确定为该人体的模板
10 模型，即该模板模型较为准确地描述了该人体在标准站立姿势下的标准人体点云数据。

应理解，在最近邻方法建立对应点时，如果两个点之间的法向量角度小于 90 度并且距离小于 0.1m，我们认为最近邻方法找到的这个对应点是合理的。使用法向量之间角度的判断条件，为避免表面前面的点和表面后面的点
15 之间错误的匹配。

应理解，通过以上两步的点对应步骤，获得了与该具有标准站立姿势的标准人体点云数据具有点对应关系的模板模型。

应理解，上述确定模板模型的过程，可以看作为：人体数据库中的样本模型 A，向着标准站立姿势的标准人体点云数据，不断变形以尽量与该标准
20 人体点云数据对齐的过程，最终生成一个与标准站立姿势的人体点云相吻合的人体模型，即该模板模型。

S113，确定该目标对象点云数据与该模板模型的点对应关系；

具体地，可以采用采用文献“Point Set Registration: Coherent Point Drift. Andriy Myronenko, etc. PAMI 2010.”提出的对齐方法，确定该人体点云数据
25 与该模板模型的点对应关系。例如将该模板模型的顶点 a2 在该人体点云数据中的对应点为 p2，该对对应点 (a2,p2) 为最邻近点。

例如还可以参考上一帧的第一重建模型来建立该模板模型与当前帧的人体点云数据之间的点对应关系。

应理解，还可以采用其他的对齐方法，确定该人体点云数据与该模板模
30 型的点对应关系，本发明实施例对此不作限定。

S114，基于骨架驱动变形技术以及该点对应关系，估计该目标对象点云

数据相对于该模板模型的姿势变化参数;

S115, 利用该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数, 将该模板模型变形为与该目标对象点云数据具备相同姿势的该第一重建模型。

具体地, 该骨架驱动技术采用一个骨架运动模型(Skeletal Motion Model)表示人体的运动, 基于人体每一个小部分近似刚性运动的特性, 通过皮肤权重(Skinning Weight)和线性融合技术(Linear Blend Skinning)实现光滑的人体变形。其中, 骨架运动模型由一个网格化的人体模型和植入模型的人体骨架组成。人体骨架包含一些节点(Joint)和骨块(Bone)。节点之间的连接是有序的, 可以用树结构来表示。每个节点定义一个旋转轴, 连接该节点的骨块可以绕着这个节点的旋转轴进行任意旋转, 其中, 骨块的运动受到由根节点到该骨块连接的节点的整个链条(Kinematic Chain)上所有节点的运动的影响。模板模型中的每个顶点的运动可以由人体骨架中所有骨块的刚性运动的线性组合表达。模板模型中的每个顶点的运动和人体骨架中每个骨块的运动之间的相关性用一个皮肤权重(Skinning Weight)来表示, 具体方法请参见现有方法“Baran, etc, Automatic rigging and animation of 3d characters. SIGGRAPH 2007, page 72.”。

具体地, 图 2(b)示出了骨架运动模型的示意图。该骨架运动模型包括 22 个节点, 每个节点定义一个节点角度 θ_n , 即骨块绕着节点旋转轴旋转的角度。骨架运动模型的整体刚性变换用参数 $\theta_0 \hat{\xi}$ 表示, 该骨架运动模型的骨架姿势可以由向量 $\chi = (\theta_0 \hat{\xi}, \theta_1, \dots, \theta_n)$ 表示, 该骨架姿势的自由度为 $22+6=28$ 。

可选地, 在本发明实施例中, 根据如下公式, 估计该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数以及与该目标对象点云数据具备相同姿势的该第一重建模型:

$$q_i(\chi) = \sum_{g=1}^R \left(w_i^g \prod_{j=0}^{j_g} \exp(\theta_{\varphi_g(j)} \hat{\xi}_{\varphi_g(j)}) \right) q_i' \quad (1)$$

$$E(\chi) = \text{Min} \sum_{(q_i, p_i) \in C} \|q_i(\chi) - p_i\|^2 \quad (2)$$

其中, $q_i(\chi)$ 为该第一重建模型的第 i 个顶点, q_i' 为该模板模型的第 i 个顶点, R 为该骨架驱动技术中采用的骨架模型包括的骨块的总个数, w_i^g 是该模板模型的第 i 个顶点关于骨块 g 的运动权重, j_g 是该骨架模型中影响骨块 g 运动的节点的个数, $\varphi_g(j)$ 是影响骨块 g 的第 j 个节点在该骨架模型中的索

引, $\exp(\theta_{\varphi_g(j)} \hat{\xi}_{\varphi(j)})$ 是该第 j 个节点的刚性变化矩阵, C 为该第一重建模型与该人体点云数据之间的对应点的集合, (v_i, p_i) 为该第一重建模型与该人体点云数据之间的对应点的集合 C 中的一对对应点。

5 应理解, 本发明实施例中的该人体点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数对应于公式(1)和(2)中的骨架姿势向量 $\chi = (\theta_0 \hat{\xi}, \theta_1, \dots, \theta_n)$ 。

具体地, 基于上述公式(1)和(2)的多次优化迭代, 例如迭代优化 8 次, 以使得模板模型变形后所得的第一重建模型与当前帧的人体点云数据具有较好的对齐关系。可选地, 可以采用 Levenberg-Marquardt 算法进行优化迭代。

10 更具体地, 在上述多次优化迭代中, 可以将上一帧的骨架姿势 χ^{t-1} 和上一帧的第一重建模型和当前帧的人体点云数据之间的对应点作为初始迭代条件, 最终得到当前帧的骨架姿势 χ^t 。

综上所述, 通过公式(1)和(2)的多次迭代, 可以估计到该人体点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数, 即公式(1)和(2)中的骨架姿势向量 χ 。然后将该骨架姿势向量 χ 带到公式(1)里边, 就可以计算得到该第一重建模型中的每个顶点的坐标 (对应于公式(1)中的 $q_i(\chi)$), 从而获得该第一重建模型。

15 应理解, 通过上述在 S114 估计的该人体点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数 (对应于公式(1)和(2)中的骨架姿势向量 $\chi = (\theta_0 \hat{\xi}, \theta_1, \dots, \theta_n)$), 可以确定该第一重建模型的姿势参数, 具体地, 将该姿势变化参数 (对应于公式(1)和(2)中的骨架姿势向量 $\chi = (\theta_0 \hat{\xi}, \theta_1, \dots, \theta_n)$) 确定为该第一重建模型的姿势参数, 即该第一重建模型的姿势参数描述了该第一重建模型相对于该模板模型的姿势变化。

25 为了更好地体现人体细节的变形, 比如肢体的局部变形和细节变形, 可以在基于骨架驱动变形的基础上, 进一步实现细节化的变形, 使得所得的第一重建模型更加接近真实的人体。

可选地, 在本发明实施例中, S110 获取目标对象的第一重建模型, 包括: S111, 获取该目标对象的目标对象点云数据;

具体过程同上文, 为了简洁, 这里不再赘述。

30 S112, 获取该目标对象的模板模型, 该模板模型为描述该目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型;

具体过程同上文, 为了简洁, 这里不再赘述。

S113, 确定该目标对象点云数据与该模板模型的点对应关系;

具体过程同上文, 为了简洁, 这里不再赘述。

S114, 基于骨架驱动变形技术以及该点对应关系, 估计该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数;

- 5 S115A, 利用该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数, 将该模板模型变形为与该目标对象点云数据具备相同姿势的骨架变形模型, 使得该骨架变形模型与该目标对象点云数据对齐;

具体地, 利用上述公式(1)和(2)的多次迭代, 估计估计该人体点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数 (对应于公式(1)和(2)中的骨架姿势向量

- 10 $\chi = (\theta_0 \hat{\xi}, \theta_1, \dots, \theta_n)$)。将公式(1)中的 $q_i(\chi)$ 看作该骨架变形模型的第 i 个顶点。

然后将该骨架姿势向量 χ 带到公式(1)里边, 就可以计算得到该第一重建模型中的每个顶点的坐标 (对应于公式(1)中的 $q_i(\chi)$), 从而获得该骨架变形模型的每个顶点的坐标 (对应于公式(1)中的 $q_i(\chi)$), 从而获得该骨架变形模型。

- 15 S115B, 基于网格变形技术对该骨架变形模型进行变形, 获得该第一重建模型, 使得该第一重建模型与该目标对象点云数据的形状匹配。

具体地, 为骨架变形模型的每一个顶点分配一个仿射变换 X_i , 将骨架变形模型的每一个顶点变形到该顶点在人体点云中的对应点。所有顶点的变换整合在一起, 得到一个 $4n*3$ 的矩阵, 变形的能量函数如下,

- 20
$$E(X) = \|W(DX - U)\|_F^2 + \alpha \sum_{i,j \in \varepsilon} \|X_i - X_j\|_F^2 \quad (3)$$

其中, X 为每个顶点的变换组成的矩阵; D 是每个顶点变形之前坐标组成的矩阵; U 是人体点云的对应点坐标矩阵; W 是每个对应点的权重值构成的权重矩阵, ε 为该骨架变形模型的所有边的集合, i, j 是骨架变形模型上的一条边(骨架变形模型中任意两个相邻顶点之间的连接称为一条边)的两个顶点的索引; α 为光滑项权重。

- 25 式(3)中的第一项是数据项, 表示骨架变形模型上的顶点经过变形后和人体点云数据的对应点之间的距离尽量小, 式(3)中的第二项是光滑项, 表示一条边上的两个顶点的变换需要相似, 使得整体的变形光滑。

- 30 上述细节化变形过程中, 光滑项权重开始设为一个较大的值, 随着迭代次数逐步减小, 通过这种方式尽量减小输入数据中的强噪音给变形带来的影

响。

具体地，公式(3)所示的能量函数通过最小二乘方法求解。

在本发明实施例中，当前帧的第一重建模型是该人体的模板模型依次经过骨架驱动变形和细节化变形得到的，能够更好地体现人体细节的变形，比如肢体的局部变形和细节变形，使得所得的第一重建模型更加接近真实的人体。

在本发明实施例中，还可以采用当前现有的点对齐和变形方法，例如通过现有的骨骼对齐、粗对齐和精对齐，获取人体点云数据的第一重建模型；或者，基于骨骼驱动变形的的方法，将上一帧的第一重建模型与当前帧的人体点云数据对齐，然后采用 Laplacian 变形实现细节变形，得到当前帧的第一重建模型。

在 S120 中，将该第一重建模型划分为 M 个局部块，该第一重建模型的 M 个局部块中不同的局部块对应于该目标对象不同的部位，该不同部位用不同的部位名称表示，M 为大于 1 的正整数。

具体地，例如图 2(a)所示，假设该第一重建模型为图 2(a)所示的人体模型，根据人体骨骼和运动特性，将第一重建模型分成了 18 局部块，且相邻的局部块在彼此连接处具有的共享的边界顶点，例如右手掌 9 和右小臂 7 是共享该右手掌和右小臂的连接处的边界顶点。这样能够避免后续模型重建过程中的相邻块之间边界不一致。可选地，该第一重建模型可以根据骨架模型中骨块的情况划分 M 个局部。

可选地，在本发明实施例中，该第一重建模型的 M 个局部块中相邻的局部块在彼此连接处具有共享的边界顶点。

具体地，假设该第一重建模型为图 2(a)所示的人体模型，假设 M 个局部块中的第 i 个局部块(例如右手掌 9)和第 j 个局部块(例如右小臂 7)是相邻的局部块，则右手掌 9 与右小臂 7 的连接处(例如右手腕)的一圈边界顶点，既属于第 i 个局部块(右手掌 9)的顶点，也属于第 j 个局部块(右小臂 7)的顶点。即第 i 个局部块(右手掌 9)和第 j 个局部块(右小臂 7)在彼此连接处具有共享的边界顶点(即右手腕上的顶点)。

将第一重建模型划分为 M 个局部块，且其中相邻的局部块在彼此连接处具有共享的边界顶点，这有利于后续在局部块的重建步骤中保持边界一致性，以进一步提高模型的准确度。

在 S130 中，获取 N 个目标对象样本对齐模型，每个目标对象样本对齐模型的姿势对应的姿势参数与该第一重建模型的姿势对应的姿势参数相同，且该每个目标对象样本对齐模型包括 M 个局部块，其中，该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该目标对象的用同一个部位名称所表示的部位，该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对齐，N 为正整数，i 为 1, ..., M，其中，i 为 1, ..., M 指的是，i 的赋值依次为 1, ..., M。

其中，该人体样本对齐模型可以是系统预设置好的，也可以是实时地根据人体数据库中的标准人体样本模型进行相关处理操作所得到的，下文将详细描述。

可选地，在本发明实施例中，S130 获取 N 个人体样本对齐模型，包括：S131，从预设的目标对象数据库中获取 N 个目标对象样本模型；

具体地，本发明实施例涉及到的人体标准数据库，可以为包括 190（即，N 等于 190）个标准站立姿势的人体模型，其中，每个人体模型包括 9999 个顶点和 19994 个三角面片。

S132，基于骨架驱动变形技术，根据该第一重建模型的姿势参数，将该 N 个目标对象样本模型变形为与该第一重建模型对应于相同的姿势参数的 N 个目标对象样本骨架变形模型；

具体地，利用在骨架驱动变形过程中确定的当前帧的姿势变换参数（对应于式(1)和(2)中确定的骨架姿势 χ ），将该 N 个人体样本模型变形为 N 个人体样本骨架变形模型，该人体样本骨架变形模型与该第一重建模型（或者人体点云数据）具有一致的姿势。

S133，将每个目标对象样本骨架变形模型划分为 M 个局部块，该每个目标对象样本骨架变形模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该目标对象的用同一个部位名称表示的部位；

具体地，将经过姿势变化的 N 个人体样本骨架变形模型均划分为 M 个局部块，该 M 个局部块中相邻的局部块在彼此连接处具有共享的边界顶点。

S134，通过对该每个目标对象样本骨架变形模型的第 i 个局部块进行旋转、平移和缩放中的至少一种变换，从而获得该 N 个目标对象样本对齐模型，其中，每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块在经过该旋转、平移和缩放中的至少一种变换后与该第一重建模型的第 i 个局部块对齐，i 为 1, 2, ...,

M。

具体地，采用现有的 Procrustes analysis 方法（例如，“D. G. Kendall, “A survey of the statistical theory of shape,” Statistical Science, vol. 4, no. 2, pp. 87–99, 1989.”），估计 N 个人体样本骨架变形模型中的每个人体样本骨架变形模型的 M 个局部块中的第 i 个局部块到第一重建模型的第 i 个局部块的刚性变换参数，根据该刚性变换参数，通过对该 N 个人体样本骨架变形模型中的每个人体样本骨架变形模型的第 i 个局部块进行旋转、平移和缩放中的至少一种变换，将每个人体样本骨架变形模型的第 i 个局部块对齐到第一重建模型的第 i 个局部块，从而获得该 N 个人体样本对齐模型。上述 S134 的步骤也可记为局部块对齐步骤。

应理解，通过 S134 所述的局部块对齐步骤所获取的 N 个人体样本对齐模型，较大程度低消除了与第一重建模型之间的刚性变换。从而，在 S140 中，人体样本对齐模型能够很好地表达第一重建模型。

在 S140 中，使用该 N 个目标对象样本对齐模型来逼近该第一重建模型，从而确定该目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型，该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的，i 为 1, ..., M，具体过程如下：

根据以下公式，获取该第二重建模型：

$$K_i = B_i c_i + \mu_i \quad (i=1, \dots, M) \quad (4)$$

其中， K_i 为该第二重建模型的 M 个局部块中的第 i 个局部块， B_i 为由该 N 个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块组成的基， μ_i 为该 N 个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块的顶点坐标的平均值， c_i 是 B_i 的系数向量，其中，获得 c_i 的公式包括：

$$C \triangleq \arg \min_c \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in \Gamma} \|B_j c_i + \mu_j - B_j c_j - \mu_j\|_2^2 \right), \quad (5)$$

$$s.t. \quad c_i > 0 \quad (i=1, \dots, M)$$

或，

$$C \triangleq \operatorname{argmin}_c \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in \Gamma} \|B_j c_i + \mu_j - B_j c_j - \mu_j\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^M \|c_i\|_1 \right); \quad (6)$$

$$s.t. \quad c_i > 0 \quad (i=1, \dots, M)$$

其中， $C = (c_1^T, c_2^T, \dots, c_M^T)^T$ ， V_i 为该第一重建模型的第 i 个局部块， Γ 为该每

个目标对象样本对齐模型的 M 个局部块中相邻的局部块的集合, $(i, j) \in \Gamma$ 表示该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块为与该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块相邻的局部块, B_j 为由该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块组成的基, B_{ij} 用于表达该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与第 j 个局部块在彼此连接处的边界顶点, 且 B_{ij} 为 B_i 的子集, μ_{ij} 为 B_{ij} 的平均值, B_{ji} 用于表达该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块与第 i 个局部块在彼此连接处的边界顶点, B_{ji} 为 B_j 的子集, μ_{ji} 为 B_{ji} 的平均值, β 为权重, λ 为权重, $\|\cdot\|_1$ 为 L1 范式, $\|\cdot\|_2$ 为 L2 范式。

上述可知, 式(5)中第一项表示每个人体样本对齐模型的每个局部块的线性表达与第一重建模型的对应局部块相似, 换句话说, 即每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块的线性组合与该第一重建模型的第 i 个局部块的接近程度满足一定的预设条件, 具体地, 可以根据对模型的精确度要求指标来确定该预设条件。

应理解, 单个人体部位相对于整个人体来说, 姿势变化空间相对较小, 因此, 可以利用较小规模的人体样本数据库, 就能实现较为准确地线性表达第一重建模型中每个局部块, 从而本发明实施例能够降低对人体样本数据库中人体模型数量和姿态变化的要求, 具有更加广阔的应用前景。

式(5)中第二项是边界约束, 表示相邻的两个局部块共享的边界顶点分别在该两个局部块中的表达结果相近。

具体地, 假设人体样本骨架变形模型 Model1 包括的 M 个局部块中第 i 个与第 j 个局部块为相邻的局部块, 即第 i 个与第 j 个局部块在彼此连接处具有共享的边界顶点 G , 换句话说这些共享的边界顶点 G 分别在第 i 个与第 j 个局部块中的坐标(或者位置表达参数)是相同的。通过上述 S134 的局部块对齐步骤, 即该人体样本骨架变形模型 Model1 的每个局部块通过旋转、平移和缩放中的至少一种变换, 对齐到第一重建模型的对应局部块, 记经过该局部块对齐步骤后的模型为人体样本对齐模型 Model2。则在人体样本对齐模型 Model2 中, 其包括的 M 个局部块中的第 i 个与第 j 个局部块可能由于上述旋转、平移和缩放中的至少一种变换, 彼此不连接了, 例如彼此断裂开了, 则原本共享的边界顶点 G 在第 i 个局部块中为边界顶点 $G1$ 、在第 j 个局部块中为边界顶点 $G2$, 且边界顶点 $G1$ 在第 i 个局部块中的坐标(或者位置表达参数)与在第 j 个局部块中的坐标(或者位置表达参数)是不同的, 类似的,

边界顶点 G2 在第 i 个局部块中的坐标(或者位置表达参数)与在第 j 个局部块中的坐标(或者位置表达参数)也不同。该情况不利于局部块重建过程中的边界一致性。

公式(5)中的第二项就是为了解决上述问题的,公式(5)中的第二项是边界约束,表示相邻的两个局部块共享的边界顶点在分别该两个相邻局部块中的表达结果相近,换句话说,让相邻的两个局部块共享的边界顶点在分别该两个相邻局部块中的表达结果满足一定预设条件,其中该预设条件可以根据具体的模型精度要求具体确定。

即通过公式(5)中的第二项所表示的约束条件,有效弥补了在上述局部块对齐过程中所产生的边界不一致的问题。

从公式(5)还可知, B_i 的系数向量 c_i 均大于零(即系数向量 c_i 的每一个元素都是正的),即符合系数正约束的条件,能够提高对强噪音的鲁棒性。

在本发明实施例中,结合公式(4)和公式(5),通过 M 个局部块的线性表达来确定该第一重建模型的第二重建模型,能够有效提高模型的准确性,同时,也能够降低对人体样本数据库的模型数量和模型姿势的要求,具有更加广阔的应用前景。

除了利用公式(5)确定 B_i 的系数向量 c_i 之外,还可以根据公式(6)来确定 B_i 的系数向量 c_i 。

与公式(5)类似,式(6)中第一项表示每个人体样本对齐模型的每个局部块的线性表达和第一重建模型的对应局部块相似;第二项是边界约束,表示相邻的两个局部块共享的边界顶点分别在该两个局部块中的表达结果相近; B_i 的系数向量 c_i 均大于零,即符合系数正约束的条件。与公式(5)不同的是,式(6)还包括第三项,该第三项表示线性表达系数稀疏约束的条件(即系数向量 c_i 的元素等于零的尽量多)。应理解系数正约束和系数稀疏约束,能够提高对强噪音的鲁棒性。

这部分为基于 sparse coding 的基本思想的基于局部块的全局重建算法。sparse coding 问题可以用如下公式表示:

$$\begin{aligned} \underset{c}{\text{Min}} \|Ac - b\|_2^2 + \lambda \|c\|_1, \text{ s.t. } c > 0 \\ C = (c_1^T, c_2^T, \dots, c_M^T)^T \end{aligned} \quad (7)$$

可以采用 L1-minimization 方法求解公式(5)

通常提取的人体点云数据包含有噪音，因此，对应的第一重建模型中也包含噪音。本发明实施例提供的基于局部块的人体建模方法，通过局部块的线性表达、边界一致性条件、系数正约束条件以及系数稀疏约束条件，能够有效降低引入到人体模型中的噪音，模型的准确性较高。

5 因此，本发明实施例提供的数据处理的方法，通过将人体的第一重建模型划分为 M 个局部块，并通过利用 N 个人体样本对齐模型来逼近该第一重建模型，来确定该人体的包括 M 个局部块的第二重建模型，其中该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的，通过本发明实施例提供的方法，能够有效提高模型的准确度。

10 可选地，在本发明实施例中，所有的模型的分块策略可以是基于同一个策略。例如根据相同的分块策略将第一重建模型划分为 M 个局部块，并将目标对象样本对齐模型划分为 M 个局部块。

可选地，在本发明实施例中，S120 根据分块策略，将第一重建模型划分为 M 个局部块，其中 M 也可以等于 1，则获取第二重建模型的过程可以
15 为：通过 N 个人体样本对齐模型中每个人体样本对齐模型在整个人体空间上的线性组合来表达该第一重建模型，当 N 个人体样本对齐模型的线性组合与该第一重建模型的接近程度满足预设条件时，将对应的 N 个人体样本对齐模型的线性组合确定为该第一重建模型的重建模型。通过上述线性组合表达，也能够一定程度上提高重建模型的准确度。

20 可选地，在本发明实施例中，该方法还包括：

S150，对该第二重建模型进行平滑优化处理。

具体地，例如采用文献“Kangkan Wang, etc. A Two-Stage Framework for
3D Face Reconstruction from RGBD Images. PAMI 2014. Volume: 36 , Issue: 8,
Pages 1493 - 1504 .”提到的表面优化算法，对 S140 获取的第二重建模型进
25 一步光滑优化处理。

具体步骤如下：

第二重建模型的每个三角面片的三个顶点和垂直三角面片上的一个点，在变形前后，可以决定一个仿射变换。第四点的坐标可以由三个顶点的坐标通过以下公式计算：

$$30 \quad V_4 = V_1 + (V_2 - V_1) \times (V_3 - V_1) / \sqrt{|(V_2 - V_1) \times (V_3 - V_1)|} \quad (8)$$

其中， V_1, V_2, V_3 为三角面片上的三个顶点。

三角面片的仿射变换可以写为:

$$Tv_i + d = \tilde{v}_i \quad i \in 1, \dots, 4 \quad (9)$$

其中, $\tilde{v}_i, i \in 1, \dots, 3$, 是变形之后的点。通过变形可以得到:

$$T = \tilde{Q} \cdot Q^{-1} \quad (10)$$

5 其中, $Q = [v_2 - v_1 \quad v_3 - v_1 \quad v_4 - v_1]$
 $\tilde{Q} = [\tilde{v}_2 - \tilde{v}_1 \quad \tilde{v}_3 - \tilde{v}_1 \quad \tilde{v}_4 - \tilde{v}_1]$

以上公式表明, 三角面片的仿射变换可以通过变换之后的顶点坐标线性表示。

表面优化的能量函数:

$$\{\tilde{v}_k\}_{k=1}^n = \underset{v_1, v_2, \dots, v_n}{\text{Min}} w_1 \sum_{i=1}^{|T|} \sum_{j \in \text{adj}(i)} \|T_i - T_j\|_F^2 + w_2 \sum_{i=1}^{|T|} \|v_i - c_j\|^2 \quad (11)$$

10 其中, $|T|$ 是模板模型上的三角面片个数, $\text{adj}(i)$ 是第 i 个三角面片的相邻三角面片集合, c_i 是模板模型第 i 个顶点在第二重建模型上的对应顶点。第一项是光滑项, 表示相邻三角面片的变换需要相近。第二项是数据项, 表示模板模型顶点变形之后, 需要和第二重建模型上的对应点坐标对齐。该能量函数是一个最小二乘问题, 可用标准方法求解。

15 因此, 本发明实施例提供的数据处理的方法, 通过将人体的第一重建模型划分为 M 个局部块, 并通过利用 N 个人体样本对齐模型来逼近该第一重建模型, 来确定该人体的包括 M 个局部块的第二重建模型, 其中该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的, 通过本发明实施例提供的方法, 能够有效提高模型的准确度。

20 应理解, 上文都是针对当前帧的人体点云的第二重建模型进行描述, 当整个时间序列上的人体点云数据都经过 S110 至 S150 的处理, 即得到整个时间序列上的经过平滑处理的第二重建模型后, 还可以对整个时间序列上的第二重建模型经过时序平滑处理。

可选地, 在本发明实施例中, 该方法 100 还包括:

25 S160, 对整个时间序列上的第二重建模型进行平滑优化处理, 获取到所有帧的全局优化模型。

具体地, 当所有帧的人体模型都重建之后, 即, 所有帧的第二重建模型都经过平滑处理后, 对整个时间序列上的经过平滑处理之后的第二重建模型

进行光滑处理，获取到所有帧的全局优化模型，上述过程也可称之为时序光滑（Temporal Filtering）处理。目前，时序光滑的算法比较多，可以采用 Hodrick-Prescott filtering 算法。

5 应理解，通过对整个时间序列上作光滑优化处理，能够有效地消除了整个序列上可能存在的抖动。

应理解，在本发明实施例中，基于人体是 articulated 的假设。

10 人体三维建模具有深远的研究意义和广泛的商业应用价值，RGB-D 相机操作简单和价格便宜，动态人体的重建算法可应用于视频会议系统中的增强现实展示，可实时采集并传输待展示的动态人体三维模型。本发明中基于局部块的全局建模算法将人体的三维姿态用低维的 sparse coding 解来表示，可以应用到三维人体的编码传输中：将信息量巨大的人体的模型库提前放置于接收端，发送端只需传送 sparse coding 解。

图 3 示出了针对一个或多个 RGB-D 相机同时拍摄的人体的深度数据序列，根据本发明实施例提供的数据处理的方法的处理结果。

15 如图 3(a)所示，采用前后放置的两个 RGB-D 相机同时拍摄人体的深度数据序列，具体地，图 3(a)示出的是两个姿势深度图像，每一行是同一个姿势的前后两个 RGB-D 相机拍摄的深度图。

20 以图 3(a)所示的两个姿势的深度图作为处理对象，根据本发明实施例提供的数据处理的方法，处理结果如图 3(b)所示，图 3(b)示出了两个姿势下的重建模型，并从两个角度显示。

从图 3 中可知，根据本发明实施例提供的数据处理的方法，都能重建出真实而且光滑的人体模型。

图 4 示出采用本发明实施例提供的数据处理的方法所得的人体建模结果。

25 测试的序列一共有 321 帧，得到了一个动态的人体模型序列，图 4 只示出其中第 40、140、180 和 280 帧的建模结果。其中图 4(a)为彩色图像；图 4(b)为深度图像；图 4(c)示出了采用本发明实施例提供的数据处理的方法所得的建模结果；图 4(d)示出了采用本发明实施例提供的数据处理的方法所得的建模结果另一个角度显示的结果。

30 从图 4 中可知，在人体姿势变化很大的情况下，根据本发明实施例提供的数据处理的方法，都能重建出真实而且光滑的人体模型。

因此，本发明实施例提供的数据处理的方法，通过基于局部块的全局人体重建方法，可以在输入的深度图中有强噪声和漏洞的情形下，较为准确地重建人体的动态三维模型，同时，在建模过程中，只需使用一个数量少、标准姿态的人体数据库，就可重建出人体形状和姿态各种变化的人体模型，建模过程相对简单，具有更加广阔的应用前景。

应理解，在本发明实施例中，采用数量越多的 Kinect RGB-D 相机采集人体深度数据，最终得到的第二重建模型的准确性越高。但是本发明实施例并不严格限制 Kinect RGB-D 相机的数量，例如，在本发明实施例中，通过一个 Kinect RGB-D 相机采集深度图像数据，也可以基于局部块的方法得到较为准确的人体模型。即本发明实施例提供的数据处理的方法对 Kinect RGB-D 相机的数量没有严格的限制，建模过程的成本较低，具有较广的应用场景。

因此，本发明实施例提供的数据处理的方法，通过将人体的第一重建模型划分为 M 个局部块，并通过利用 N 个人体样本对齐模型来逼近该第一重建模型，来确定该人体的包括 M 个局部块的第二重建模型，其中该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的，通过本发明实施例提供的方法，能够有效提高模型的准确度。同时，在本发明实施例中，能够基于较小规模的人体样本数据库，获取与该第一重建模型较大程度逼近的该第二重建模型。因此，本发明实施例提供的数据处理的方法，同时也能够降低对人体样本数据库中模型数量和姿态变化的要求，具有更加广阔的应用前景。本发明实施例提出的数据处理的方法，还可以应用到计算机图形学和视觉领域其他动态物体的建模中。

上文中以目标对象为人体示例，描述了本发明实施例提供的基于局部块的模型重建的方法，应理解，该目标对象也可以动物或者其他动态物体。本领域技术人员根据上文给出的基于人体建模的例子，显然可以进行各种等价的修改或变化，以获取到动物或者动态物体的建模方案，这样的修改或变化也落入本发明实施例的范围内。

基于上述技术方案，本发明实施例提供的数据处理的方法，通过将目标对象的第一重建模型划分为 M 个局部块，并通过利用 N 个目标对象样本对齐模型来逼近该第一重建模型，来确定该目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型，其中该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个目标对象样本

对齐模型的第 i 个局部块确定得到的，通过本发明实施例提供的方法，能够有效提高模型的准确度。

上文中结合图 1 至图 4，描述了根据本发明实施例的数据处理的方法，下面将结合图 5 和图 6，描述根据本发明实施例的数据处理的装置。

5 图 5 示出了根据本发明实施例的数据处理的装置 200 的示意性框图。如图 5 所示，该装置 200 包括：

第一获取模块 210，用于获取目标对象的第一重建模型；

具体地，该第一重建模型可以是基于该人体的人体点云数据而重建的用于描述该人体点云数据的模型。其中，该第一重建模型具体指的是预设的人体数据库中的人体样本模型对齐到该人体的人体点云数据以后所确定的模型，这里的对齐指的是该第一重建模型与人体点云数据具有点对齐关系，具体来说，该第一重建模型包括的每个顶点在该人体的人体点云数据中具有对应的点，每对对应点中的两个点为最邻近的点。

15 由于人体点云数据是基于照相机所拍摄的该人体的深度图像数据所采集的数据，因此该人体点云数据中通常包含有强噪音，因此，基于人体点云数据所得的该第一重建模型中也包含了噪音，模型精度较差，需要对其作进一步地处理，以提高模型的精度。

划分模块 220，用于将该获取模块获取的该第一重建模型划分为 M 个局部块，该第一重建模型的 M 个局部块中不同的局部块对应于该目标对象不同的部位，该不同部位用不同的部位名称表示， M 为大于 1 的正整数；

具体地，假设该第一重建模型如图 2(a)所示的人体模型，将该模型划分为 16 个局部块，其中每个局部块对应于人体不同的部位，且不同的部位用不同的部位名称来表示，如图 2(a)所示，利用一组数字序列来表示不同的局部块。

25 第二获取模块 230，用于获取 N 个目标对象样本对齐模型，每个目标对象样本对齐模型的姿势对应的姿势参数与该第一获取模块获取的该第一重建模型的姿势对应的姿势参数相同，且该每个目标对象样本对齐模型包括 M 个局部块，其中，该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该目标对象的用同一个部位名称所表示的部位，该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对齐， N 为正整数， i 为 $1, \dots, M$ ，其中， i 为 $1, \dots, M$ 指的是， i 的赋

值依次为 $1, \dots, M$;

具体地, 该人体样本对齐模型指的是预设的人体数据库中标准的人体样本模型经过一定处理后的模型。例如人体样本模型经过姿势变换, 使得姿势变化后的人体样本模型 (即该人体样本对齐模型) 与该人体的第一重建模型对应的姿势参数相同, 换句话说与第一重建模型具有一致的姿势。例如, 如果该人体的第一重建模型的姿势为下蹲, 该人体样本对齐模型也具有下蹲的姿势, 这样有利于保证后续模型重建过程中的边界一致约束条件。

该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该人体的用同一个部位名称所表示的部位, 指的是, 假设人体的第一重建模型如图 2(a) 所示的划分为 16 个局部块, 该人体样本对齐模型也划分为如图 2(a) 所示的 16 个局部块, 且该人体样本对齐模型的第 i 个局部块与第一重建模型的第 i 个局部块指示该人体的同一个部位, 例如该人体样本对齐模型的第 i 个局部块与第一重建模型的第 i 个局部块均对应于如 2(a) 中所示的局部块 3。

该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对齐, 其中对齐指的是, 该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块与第一重建模型的第 i 个局部块之间无需经过刚性变换来使得彼此对齐, 换句话说, 每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块与第一重建模型的第 i 个局部块处于相同的坐标体系中。

确定模块 240, 用于使用该第二获取模块获取的该 N 个目标对象样本对齐模型来逼近该第一获取模块获取的该第一重建模型, 从而确定该目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型, 该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的, i 为 $1, \dots, M$, 其中, i 为 $1, \dots, M$ 指的是, i 的赋值依次为 $1, \dots, M$ 。

具体地, 例如, 根据每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块的线性组合来确定该第二重建模型的第 i 个局部块, 其中, 该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块的线性组合, 是通过利用该 N 个人体样本对齐模型去逼近该第一重建模型的过程中确定的。

因此, 本发明实施例提供的数据处理装置, 通过将人体的第一重建模型划分为 M 个局部块, 并通过利用 N 个人体样本对齐模型来逼近该第一重建模型, 来确定该人体的包括 M 个局部块的第二重建模型, 其中该第二重

建模型的第 i 个局部块是由该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的，通过本发明实施例提供的方法，能够有效提高模型的准确度。

可选地，在本发明实施例中，该第一获取模块获取的该第一重建模型的 M 个局部块中相邻的局部块在彼此连接处具有共享的边界顶点。

5 具体地，例如，假设 M 个局部块中的第 i 个局部块(例如右手掌)和第 j 个局部块(例如右小臂)是相邻的局部块，则右手掌与右小臂的连接处(例如右手腕)的一圈边界顶点，既属于第 i 个局部块(右手掌)的顶点，也属于第 j 个局部块(右小臂)的顶点。即第 i 个局部块(右手掌)和第 j 个局部块(右小臂)在彼此连接处具有共享的边界顶点(即右手腕上的顶点)。

10 该划分模块 220 根据分块策略，将第一重建模型划分为 M 个局部块，且其中相邻的局部块在彼此连接处具有共享的边界顶点，这有利于后续在局部块的重建步骤中保持边界一致性，以进一步提高模型的准确度。

可选地，在本发明实施例中，该确定模块具体用于，
根据以下公式，获取该第二重建模型：

$$15 \quad K_i = B_i c_i + \mu_i \quad (i=1, \dots, M) \quad (4)$$

其中， K_i 为该第二重建模型的 M 个局部块中的第 i 个局部块， B_i 为由该 N 个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块组成的基， μ_i 为该 N 个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块的顶点坐标的平均值， c_i 是 B_i 的系数向量，其中，获得 c_i 的公式包括：

$$20 \quad \mathbf{C} \triangleq \arg \min_{\mathbf{c}} \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in \Gamma} \|B_{ij} c_i + \mu_{ij} - B_{ji} c_j - \mu_{ji}\|_2^2 \right), \quad (5)$$

$$s.t. \quad c_i > 0 \quad (i=1, \dots, M)$$

或

$$\mathbf{C} \triangleq \operatorname{argmin}_{\mathbf{c}} \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in \Gamma} \|B_{ij} c_i + \mu_{ij} - B_{ji} c_j - \mu_{ji}\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^M \|c_i\|_1 \right); \quad (6)$$

$$s.t. \quad c_i > 0 \quad (i=1, \dots, M)$$

25 其中， $\mathbf{C} = (c_1^T, c_2^T, \dots, c_M^T)^T$ ， V_i 为该第一重建模型的第 i 个局部块， Γ 为该每个目标对象样本对齐模型的 M 个局部块中相邻的局部块的集合， $(i, j) \in \Gamma$ 表示该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块为与该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块相邻的局部块， B_j 为由该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块组成的基， B_{ij} 用于表达该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个

局部块与第 j 个局部块在彼此连接处的边界顶点, 且 B_{ij} 为 B_i 的子集, μ_{ij} 为 B_{ij} 的平均值, B_{ji} 用于表达该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块与第 i 个局部块在彼此连接处的边界顶点, B_{ji} 为 B_j 的子集, μ_{ji} 为 B_{ji} 的平均值, β 为权重, λ 为权重, $\|\cdot\|_1$ 为 L1 范式, $\|\cdot\|_2$ L2 范式。

5 上述可知, 式(5)中第一项表示每个人体样本对齐模型的每个局部块的线性表达与第一重建模型的对应局部块相似, 换句话说, 即每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块的线性组合与该第一重建模型的第 i 个局部块的接近程度满足一定的预设条件, 具体地, 可以根据对模型的精确度要求指标来确定该预设条件。

10 应理解, 单个人体部位相对于整个人体来说, 姿势变化空间相对较小, 因此, 可以利用较小规模的人体样本数据库, 就能实现较为准确地线性表达第一重建模型中每个局部块, 从而本发明实施例能够降低对人体样本数据库中人体模型数量和姿态变化的要求, 具有更加广阔的应用前景。

式(5)中第二项是边界约束, 表示相邻的两个局部块共享的边界顶点分别
15 在该两个局部块中的表达结果相近。

具体地, 假设人体样本骨架变形模型 Model1 包括的 M 个局部块中第 i 个与第 j 个局部块为相邻的局部块, 即第 i 个与第 j 个局部块在彼此连接处具有共享的边界顶点 G , 换句话说这些共享的边界顶点 G 分别在第 i 个与第 j 个局部块中的坐标(或者位置表达参数)是相同的。通过上述 S134 的局部块
20 对齐步骤, 即该人体样本骨架变形模型 Model1 的每个局部块通过旋转、平移和缩放中的至少一种变换, 对齐到第一重建模型的对应局部块, 记经过该局部块对齐步骤后的模型为人体样本对齐模型 Model2。则在人体样本对齐模型 Model2 中, 其包括的 M 个局部块中的第 i 个与第 j 个局部块可能由于上述旋转、平移和缩放中的至少一种变换, 彼此不连接了, 例如彼此断裂开了, 则原本共享的边界顶点 G 在第 i 个局部块中为边界顶点 $G1$ 、在第 j 个局部块中为边界顶点 $G2$, 且边界顶点 $G1$ 在第 i 个局部块中的坐标(或者位置表达参数)与在第 j 个局部块中的坐标(或者位置表达参数)是不同的, 类似的, 边界顶点 $G2$ 在第 i 个局部块中的坐标(或者位置表达参数)与在第 j 个局部块中的坐标(或者位置表达参数)也不同。该情况不利于局部块重建过程中的边
25 界一致性。

公式(5)中的第二项就是为了解决上述问题的, 公式(5)中的第二项是边

界约束，表示相邻的两个局部块共享的边界顶点在分别该两个相邻局部块中的表达结果相近，换句话说，让相邻的两个局部块共享的边界顶点在分别该两个相邻局部块中的表达结果满足一定预设条件，其中该预设条件可以根据具体的模型精度要求具体确定。

5 即通过公式(5)中的第二项所表示的约束条件，有效弥补了在上述局部块对齐过程中所产生的边界不一致的问题。

从公式(5)还可知， B_i 的系数向量 c_i 均大于零（即系数向量 c_i 的每一个元素都是正的），即符合系数正约束的条件，能够有效提高对强噪音的鲁棒性。

10 在本发明实施例中，结合公式(4)和公式(5)，通过M个局部块的线性表达来确定该第一重建模型的第二重建模型，能够有效提高模型的准确性，同时，也能够降低对人体样本数据库的模型数量和模型姿势的要求，具有更加广阔的应用前景。

除了利用公式(5)确定 B_i 的系数向量 c_i 之外，还可以根据公式(6)来确定 B_i 的系数向量 c_i 。

15 与公式(5)类似，式(6)中第一项表示每个人体样本对齐模型的每个局部块的线性表达和第一重建模型的对应局部块相似；第二项是边界约束，表示相邻的两个局部块共享的边界顶点分别在该两个局部块中的表达结果相近； B_i 的系数向量 c_i 均大于零，即符合系数正约束的条件。与公式(5)不同的是，式(6)还包括第三项，该第三项表示线性表达系数稀疏约束的条件（即系数向量 c_i 的元素等于零的尽量多）。应理解系数正约束和系数稀疏约束，能够提高对强噪音的鲁棒性。

这部分为基于 sparse coding 的基本思想的基于局部块的全局重建算法。sparse coding 问题可以用如下公式表示：

$$\begin{aligned} \underset{c_i}{\text{Min}} \|Ac - b\|_2^2 + \lambda \|c_i\|, \text{ s.t. } c > 0 \\ \mathbf{C} = (c_1^T, c_2^T, \dots, c_M^T)^T \end{aligned} \quad (7)$$

25 可以采用 L1-minimization 方法求解公式(5)

通常提取的人体点云数据包含有噪音，因此，对应的第一重建模型中也包含噪音。本发明实施例提供的基于局部块的人体建模方法，通过局部块的线性表达、边界一致性条件、系数正约束条件以及系数稀疏约束条件，能够

有效降低引入到人体模型中的噪音，模型的准确性较高。

可选地，在本发明实施例中，该第一获取模块 210 包括：

第一获取单元 211，用于获取该目标对象的目标对象点云数据；

具体地，分为采集人体的深度图像和提取人体点云数据两个步骤：

- 5 采集人体的深度图像；2)提取人体点云数据。具体步骤同上述方法侧相关描述，为了简洁，这里不再赘述。

第二获取单元 212，用于获取该目标对象的模板模型，该模板模型为描述该目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型；

- 10 具体地，该预设的标准人体站立姿势指的是人体数据库中规定的标准站立姿势。首先获取该人体在该预设的标准人体站立姿势下的标准人体点云数据，然后将人体数据库中的任一个人体样本模型对齐到该人体的标准人体点云数据，该人体样本模型经过对齐之后所得的模型即为该人体的模板模型。该模板模型的每个顶点在该标准人体点云数据中均具有对应的点，且每一对对应点中的两个点为最近邻的点。

- 15 换句话说，该模板模型是由人体数据库中的人体样本模型通过对齐该人体的标准人体点云数据，而变形得到的模型。获取该模板模型主要分为以下两个步骤：

第一步，稀疏的点对应

- 20 确定人体数据库中的一个样本模型 A，作为将要变形为模板模型的基础。

- 25 向下采样样本模型 A 和该人体在标准站立姿势下的标准人体点云数据。例如采用文献“Point Set Registration: Coherent Point Drift. Andriy Myronenko, etc. PAMI 2010.”提出的对齐方法，将样本模型 A 初始对齐到该标准人体点云数据。具体地，例如将标准人体点云数据或样本模型 A 经过平移、旋转以及缩放中的至少一种的变化，最终使得标准人体点云数据中尽量多的数据点与样本模型 A 的顶点对齐，并尽量重合。

- 30 根据初始对齐的样本模型 A 和标准人体点云数据，确定二者之间的对应点。例如，针对与该标准人体点云数据对齐之后的样本模型 A 的顶点 a_1 ，基于三维距离在整个人体点云上找一个距离最近点，作为顶点 a_1 在标准人体点云数据中的对应点 p_1 。

基于这些稀疏的点对应，例如 (a_1, p_1) ，将样本模型 A 初始对齐到该标准

人体点云数据，具体地，将样本模型 A 经过平移、旋转以及缩放中的至少一种的变化，使之初步地对齐到该标准人体点云数据。为了便于理解和描述，将通过上述初始对齐而变形的样本模型 A 记为样本模型 A'。

第二步，稠密的点对应

5 根据样本模型 A'和标准人体点云数据，利用最近邻找对应点的方法，在样本模型 A'和标准人体点云数据之间，建立稠密的对应点。基于该稠密的对应点，将该样本模型 A'进一步对齐到该标准人体点云数据，具体地，将样本模型 A'经过平移、旋转以及缩放中的至少一种的变化，使之进一步对齐到标准人体点云数据。

10 将样本模型 A'经过上述二次对齐之后的变形模型确定为该人体的模板模型，即该模板模型较为准确地描述了该人体在标准站立姿势下的标准人体点云数据。

应理解，在最近邻方法建立对应点时，如果两个点之间的法向量角度小于 90 度并且距离小于 0.1m，我们认为最近邻方法找到的这个对应点是合理的。使用法向量之间角度的判断条件，为避免表面前面的点和表面后面的点之间错误的匹配。

应理解，通过以上两步的点对应步骤，获得了与该具有标准站立姿势的标准人体点云数据具有点对应关系的模板模型。

20 确定单元 213，用于确定该第一获取单元获取的该目标对象点云数据与该第二获取单元获取的该模板模型的点对应关系；

具体地，可以采用采用文献“Point Set Registration: Coherent Point Drift. Andriy Myronenko, etc. PAMI 2010.”提出的对齐方法，确定该人体点云数据与该模板模型的点对应关系。例如将该模板模型的顶点 a2 在该人体点云数据中的对应点为 p2，该对对应点 (a2,p2) 为最邻近点。

25 例如还可以参考上一帧的第一重建模型来建立该模板模型与当前帧的人体点云数据之间的点对应关系。

应理解，还可以采用其他的对齐方法，确定该人体点云数据与该模板模型的点对应关系，本发明实施例对此不作限定。

30 估计单元 214，用于基于骨架驱动变形技术以及该确定单元确定的该点对应关系，估计该第一获取单元确定的该目标对象点云数据相对于该第二获取单元确定的该模板模型的姿势变化参数；

第一变形单元 215, 利用该估计单元估计的该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数, 将该模板模型变形为与该目标对象点云数据具备相同姿势的该第一重建模型。

具体地, 该骨架驱动技术采用一个骨架运动模型(Skeletal Motion Model)表示人体的运动, 基于人体每一个小部分近似刚性运动的特性, 通过皮肤权重(Skinning Weight)和线性融合技术(Linear Blend Skinning)实现光滑的人体变形。其中, 骨架运动模型由一个网格化的人体模型和植入模型的人体骨架组成。人体骨架包含一些节点(Joint)和骨块(Bone)。节点之间的连接是有序的, 可以用树结构来表示。每个节点定义一个旋转轴, 连接该节点的骨块可以绕着这个节点的旋转轴进行任意旋转, 其中, 骨块的运动受到由根节点到该骨块连接的节点的整个链条(Kinematic Chain)上所有节点的运动的影响。模板模型中的每个顶点的运动可以由人体骨架中所有骨块的刚性运动的线性组合表达。模板模型中的每个顶点的运动和人体骨架中每个骨块的运动之间的相关性用一个皮肤权重(Skinning Weight)来表示, 具体方法请参见现有方法“Baran, etc, Automatic rigging and animation of 3d characters. SIGGRAPH 2007, page 72.”。

具体地, 图 2(b)示出了骨架运动模型的示意图。该骨架运动模型包括 22 个节点, 每个节点定义一个节点角度 θ_n , 即骨块绕着节点旋转轴旋转的角度。骨架运动模型的整体刚性变换用参数 $\theta_0 \hat{\xi}$ 表示, 该骨架运动模型的骨架姿势可以由向量 $\chi = (\theta_0 \hat{\xi}, \theta_1, \dots, \theta_n)$ 表示, 该骨架姿势的自由度为 22+6=28。

可选地, 在本发明实施例中, 根据如下公式, 确定该第一获取单元确定的该目标对象点云数据相对于该第二获取单元确定的该模板模型的姿势变化参数以及与该目标对象点云数据具备相同姿势的该第一重建模型:

$$q_i(\chi) = \sum_{g=1}^R \left(w_i^g \prod_{j=0}^{j_g} \exp(\theta_{\varphi_g(j)} \hat{\xi}_{\varphi_g(j)}) \right) q_i' \quad (1)$$

$$E(\chi) = \text{Min} \sum_{(q_i, p_i) \in C} \|q_i(\chi) - p_i\|^2 \quad (2)$$

其中, $q_i(\chi)$ 为该第一重建模型的第 i 个顶点, q_i' 为该模板模型的第 i 个顶点, R 为该骨架驱动技术中采用的骨架模型包括的骨块的总个数, w_i^g 是该模板模型的第 i 个顶点关于骨块 g 的运动权重, j_g 是该骨架模型中影响骨块 g 运动的节点的个数, $\varphi_g(j)$ 是影响骨块 g 的第 j 个节点在该骨架模型中的索

引, $\exp(\theta_{\varphi_g(j)} \hat{\xi}_{\varphi(j)})$ 是该第 j 个节点的刚性变化矩阵, C 为该第一重建模型与该人体点云数据之间的对应点的集合, (v_i, p_i) 为该第一重建模型与该人体点云数据之间的对应点的集合 C 中的一对对应点。

5 应理解, 本发明实施例中的该人体点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数对应于公式(1)和(2)中的骨架姿势向量 $\chi = (\theta_0 \hat{\xi}, \theta_1, \dots, \theta_n)$ 。

具体地, 基于上述公式(1)和(2)的多次优化迭代, 例如迭代优化 8 次, 以使得模板模型变形后所得的第一重建模型与当前帧的人体点云数据具有较好的对齐关系。可选地, 可以采用 Levenberg-Marquardt 算法进行优化迭代。

10 更具体地, 在上述多次优化迭代中, 可以将上一帧的骨架姿势 χ^{t-1} 和上一帧的第一重建模型和当前帧的人体点云数据之间的对应点作为初始迭代条件, 最终得到当前帧的骨架姿势 χ^t 。

综上所述, 通过公式(1)和(2)的多次迭代, 可以估计到该人体点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数, 即公式(1)和(2)中的骨架姿势向量 χ 。然后将该骨架姿势向量 χ 带到公式(1)里边, 就可以计算得到该第一重建模型中的每个顶点的坐标 (对应于公式(1)中的 $q_i(\chi)$), 从而获得该第一重建模型。

15 应理解, 通过上述在 S114 估计的该人体点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数 (对应于公式(1)和(2)中的骨架姿势向量 $\chi = (\theta_0 \hat{\xi}, \theta_1, \dots, \theta_n)$), 可以确定该第一重建模型的姿势参数, 具体地, 将该姿势变化参数 (对应于公式(1)和(2)中的骨架姿势向量 $\chi = (\theta_0 \hat{\xi}, \theta_1, \dots, \theta_n)$) 确定为该第一重建模型的姿势参数, 即该第一重建模型的姿势参数描述了该第一重建模型相对于该模板模型的姿势变化。

25 为了更好地体现人体细节的变形, 比如肢体的局部变形和细节变形, 可以在基于骨架驱动变形的基础上, 进一步实现细节化的变形, 使得所得的第一重建模型更加接近真实的人体。

可选地, 在本发明实施例中, 该第一获取模块 210 包括:

第一获取单元 211, 用于获取该目标对象的目标对象点云数据;

第二获取单元 212, 用于获取该目标对象的模板模型, 该模板模型为描述该目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型;

30 确定单元 213, 用于确定该第一获取单元获取的该目标对象点云数据与该第二获取单元获取的该模板模型的点对应关系;

估计单元 214, 用于基于骨架驱动变形技术以及该确定单元确定的该点对应关系, 估计该第一获取单元确定的该目标对象点云数据相对于该第二获取单元确定的该模板模型的姿势变化参数;

5 第一获取单元 211、第二获取单元 212、确定单元 213 和估计单元 214 的具体描述请参见上文, 为了简洁, 这里不再赘述。

第二变形单元 215A, 用于利用该估计单元估计的该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数, 将该模板模型变形为与该目标对象点云数据具备相同姿势的骨架变形模型, 使得该骨架变形模型与该目标对象点云数据对齐;

10 第三变形单元 215B, 用于基于网格变形技术对该第二变形单元得到的该骨架变形模型进行变形, 获得该第一重建模型, 使得该第一重建模型与该目标对象点云数据的形状匹配。

具体地, 为骨架变形模型的每一个顶点分配一个仿射变换 X_i , 将骨架变形模型的每一个顶点变形到该顶点在人体点云中的对应点。所有顶点的变换整合在一起, 得到一个 $4n*3$ 的矩阵, 变形的能量函数如下,

$$E(X) = \|W(DX - U)\|_F^2 + \alpha \sum_{i,j \in \varepsilon} \|X_i - X_j\|_F^2 \quad (3)$$

其中, X 为每个顶点的变换组成的矩阵; D 是每个顶点变形之前坐标组成的矩阵; U 是人体点云的对应点坐标矩阵; W 是每个对应点的权重值构成的权重矩阵, ε 为该骨架变形模型的所有边的集合, i, j 是骨架变形模型上的一条边(骨架变形模型中任意两个相邻顶点之间的连接称为一条边)的两个顶点的索引; α 为光滑项权重。

式(3)中的第一项是数据项, 表示骨架变形模型上的顶点经过变形后和人体点云数据的对应点之间的距离尽量小, 式(3)中的第二项是光滑项, 表示一条边上的两个顶点的变换需要相似, 使得整体的变形光滑。

25 上述细节化变形过程中, 光滑项权重开始设为一个较大的值, 随着迭代次数逐步减小, 通过这种方式尽量减小输入数据中的强噪音给变形带来的影响。

具体地, 公式(3)所示的能量函数通过最小二乘方法求解。

30 在本发明实施例中, 当前帧的第一重建模型是该人体的模板模型依次经过骨架驱动变形和细节化变形得到的, 能够更好地体现人体细节的变形, 比

如肢体的局部变形和细节变形,使得所得的第一重建模型更加接近真实的人体。

在本发明实施例中,还可以采用当前现有的点对齐和变形方法,例如通过现有的骨骼对齐、粗对齐和精对齐,获取人体点云数据的第一重建模型;
5 或者,基于骨骼驱动变形的的方法,将上一帧的第一重建模型与当前帧的人体点云数据对齐,然后采用 Laplacian 变形实现细节变形,得到当前帧的第一重建模型。

可选地,在本发明实施例中,该第二获取模块 230 包括:

第三获取单元 231,用于从预设的目标对象数据库中获取 N 个目标对象
10 样本模型;

具体地,本发明实施例涉及到的人体标准数据库,可以为包括 190 个标准站立姿势的人体模型。即该第二获取模块获取人体标准数据库中的 190 (即, N 等于 190) 个具有标准站姿的人体模型。

第四变形单元 232,用于基于骨架驱动变形技术,根据该第一重建模型
15 的姿势参数,将该第三获取单元获取的该 N 个目标对象样本模型变形为与该第一重建模型对应于相同的姿势参数的 N 个目标对象样本骨架变形模型;

具体地,利用在骨架驱动变形过程中确定的当前帧的姿势变换参数(对应于式(1)和(2)中确定的骨架姿势 χ),将该 N 个人体样本模型变形为 N 个人体样本骨架变形模型,该人体样本骨架变形模型与该第一重建模型(或者
20 人体点云数据)具有一致的姿势。

划分单元 233,用于将该第四变形单元得到的每个目标对象样本骨架变形模型划分为 M 个局部块,该每个目标对象样本骨架变形模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该目标对象的用同一个部位名称表示的部位;

25 具体地,将经过姿势变化的 N 个人体样本骨架变形模型均划分为 M 个局部块,该 M 个局部块中相邻的局部块在彼此连接处具有共享的边界顶点。

第四获取单元 234,用于通过对该划分单元得到的该每个目标对象样本骨架变形模型的第 i 个局部块进行旋转、平移和缩放中的至少一种变换,从而获得该 N 个目标对象样本对齐模型,其中,每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块在经过该旋转、平移和缩放中的至少一种变换后与该第一重建模型的第 i 个局部块对齐, i 为 1,2, ..., M。
30

具体地，采用现有的 Procrustes analysis 方法（例如，“D. G. Kendall, “A survey of the statistical theory of shape,” Statistical Science, vol. 4, no. 2, pp. 87–99, 1989.”），估计 N 个人体样本骨架变形模型中的每个人体样本骨架变形模型的 M 个局部块中的第 i 个局部块到第一重建模型的第 i 个局部块的刚性变换参数，根据该刚性变换参数，通过对该 N 个人体样本骨架变形模型中的每个人体样本骨架变形模型的第 i 个局部块进行旋转、平移和缩放中的至少一种变换，将每个人体样本骨架变形模型的第 i 个局部块对齐到第一重建模型的第 i 个局部块，从而获得该 N 个人体样本对齐模型。上述 S134 的步骤也可记为局部块对齐步骤。

10 应理解，通过 S134 所述的局部块对齐步骤所获取的 N 个人体样本对齐模型，较大程度低消除了与第一重建模型之间的刚性变换。从而，在 S140 中，人体样本对齐模型能够很好地表达第一重建模型。

可选地，在本发明实施例中，该装置还包括：

优化模块 250，用于对该第二重建模型进行平滑优化处理。

15 具体地，该优化模块 250 用于，例如采用文献“Kangkan Wang, etc. A Two-Stage Framework for 3D Face Reconstruction from RGBD Images. PAMI 2014. Volume: 36 , Issue: 8, Pages 1493 - 1504 .”提到的表面优化算法，对 S140 获取的第二重建模型进一步光滑优化处理。

20 应理解，上文都是针对当前帧的人体点云的第二重建模型进行描述，当整个时间序列上的人体点云数据都经过第一获取模块 210、划分模块 220、第二获取模块 230、确定模块 240 以及优化模块 250 的处理，即得到整个时间序列上的经过平滑处理的第二重建模型后，还可以对整个时间序列上的第二重建模型经过时序光滑处理。

可选地，在本发明实施例中，该装置 200 还包括：

25 全局优化模块 260，用于对整个时间序列上的第二重建模型进行光滑优化处理，获取到所有帧的全局优化模型。

30 具体地，当优化模块 250 对所有帧的第二重建模型都经过平滑处理后，该全局优化模块 260 用于，对整个时间序列上的经过平滑处理之后的第二重建模型进行光滑处理，获取到所有帧的全局优化模型，上述过程也可称之为时序光滑（Temporal Filtering）处理。目前，时序光滑的算法比较多，该全局优化模块 260 可以采用 Hodrick-Prescott filtering 算法。

应理解，通过对整个时间序列上作光滑优化处理，能够有效地消除了整个序列上可能存在的抖动。

因此，本发明实施例提供的数据处理的装置，通过将人体的第一重建模型划分为 M 个局部块，并通过利用 N 个人体样本对齐模型来逼近该第一重建模型，来确定该人体的包括 M 个局部块的第二重建模型，其中该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的，通过本发明实施例提供的方法，能够有效提高模型的准确度。

应理解，根据本发明实施例的数据处理的装置 200 中的各个模块的上述和其它操作和/或功能分别为了实现图 1 至图 4 中的各个方法的相应流程，为了简洁，在此不再赘述。

上文结合图 5 以目标对象为人体示例，描述了本发明实施例提供的数据处理的装置，应理解，该目标对象也可以动物或者其他动态物体。本领域技术人员根据上文给出的基于人体建模的例子，显然可以进行各种等价的修改或变化，以获取到动物或者动态物体的建模方案，这样的修改或变化也落入本发明实施例的范围内。

基于上述技术方案，本发明实施例提供的数据处理的装置，通过将目标对象的第一重建模型划分为 M 个局部块，并通过利用 N 个目标对象样本对齐模型来逼近该第一重建模型，来确定该目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型，其中该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的，通过本发明实施例提供的方法，能够有效提高模型的准确度。

如图 6 所示，本发明实施例还提供了一种数据处理的装置 300，该装置 300 包括处理器 310、存储器 320、总线系统 330。其中，处理器 310 和存储器 320 通过总线系统 330 相连，该存储器 320 用于存储指令，该处理器 310 用于执行该存储器 320 存储的指令，用于：

获取目标对象的第一重建模型；

将该第一重建模型划分为 M 个局部块，该第一重建模型的 M 个局部块中不同的局部块对应于该目标对象不同的部位，该不同部位用不同的部位名称表示， M 为大于 1 的正整数；

获取 N 个目标对象样本对齐模型，每个目标对象样本对齐模型的姿势对应的姿势参数与该第一重建模型的姿势对应的姿势参数相同，且该每个目标

对象样本对齐模型包括 M 个局部块，其中，该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该目标对象的用同一个部位名称所表示的部位，该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对齐，N 为正整数，i 为 1, ..., M，其中，i 为 1, ..., M 指的是，i 的赋值依次为 1, ..., M；

使用该 N 个目标对象样本对齐模型来逼近该第一重建模型，从而确定该目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型，该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的，i 为 1, ..., M，其中，i 为 1, ..., M 指的是，i 的赋值依次为 1, ..., M。

因此，本发明实施例提供的数据处理装置，通过将人体的第一重建模型划分为 M 个局部块，并通过利用 N 个人体样本对齐模型来逼近该第一重建模型，来确定该人体的包括 M 个局部块的第二重建模型，其中该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的，通过本发明实施例提供的方法，能够有效提高模型的准确度。

可选地，作为一个实施例，该第一重建模型的 M 个局部块中相邻的局部块在彼此连接处具有共享的边界顶点。

可选地，作为一个实施例，该处理器 310 具体用于，根据以下公式，获取该第二重建模型：

$$K_i = B_i c_i + \mu_i \quad (i = 1, \dots, M)$$

其中， K_i 为该第二重建模型的 M 个局部块中的第 i 个局部块， B_i 为由该 N 个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块组成的基， μ_i 为该 N 个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块的顶点坐标的平均值， c_i 是 B_i 的系数向量，其中，获得 c_i 的公式包括：

$$\mathbf{C} \triangleq \arg \min_{\mathbf{C}} \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in \Gamma} \|B_{ij} c_i + \mu_{ij} - B_{ji} c_j - \mu_{ji}\|_2^2 \right), \text{ 或}$$

$$s.t. \quad c_i > 0 \quad (i = 1, \dots, M)$$

$$\mathbf{C} \triangleq \operatorname{argmin}_{\mathbf{C}} \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in \Gamma} \|B_{ij} c_i + \mu_{ij} - B_{ji} c_j - \mu_{ji}\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^M \|c_i\|_1 \right),$$

$$s.t. \quad c_i > 0 \quad (i = 1, \dots, M)$$

其中， $\mathbf{C} = (c_1^T, c_2^T, \dots, c_M^T)^T$ ， V_i 为该第一重建模型的第 i 个局部块， Γ 为该每个目标对象样本对齐模型的 M 个局部块中相邻的局部块的集合， $(i, j) \in \Gamma$ 表

示该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块为与该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块相邻的局部块, B_j 为由该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块组成的基, B_{ij} 用于表达该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与第 j 个局部块在彼此连接处的边界顶点, 且 B_{ij} 为 B_i 的子集, μ_{ij} 为 B_{ij} 的平均值, B_{ji} 用于表达该每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块与第 i 个局部块在彼此连接处的边界顶点, B_{ji} 为 B_j 的子集, μ_{ji} 为 B_{ji} 的平均值, β 为权重, λ 为权重, $\|\cdot\|_1$ 为 L1 范式, $\|\cdot\|_2$ 为 L2 范式。

可选地, 作为一个实施例, 该处理器 310 具体用于,

获取该目标对象的目标对象点云数据;

10 获取该目标对象的模板模型, 该模板模型为描述该目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型;

确定该目标对象点云数据与该模板模型的点对应关系;

基于骨架驱动变形技术以及该点对应关系, 估计该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数;

15 利用该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数, 将该模板模型变形为与该目标对象点云数据具备相同姿势的该第一重建模型。

可选地, 作为一个实施例, 该处理器 310 具体用于,

获取该目标对象的目标对象点云数据;

20 获取该目标对象的模板模型, 该模板模型为描述该目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型;

确定该目标对象点云数据与该模板模型的点对应关系;

基于骨架驱动变形技术以及该点对应关系, 估计该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数;

25 利用该目标对象点云数据相对于该模板模型的姿势变化参数, 将该模板模型变形为与该目标对象点云数据具备相同姿势的骨架变形模型, 使得该骨架变形模型与该目标对象点云数据对齐;

基于网格变形技术对该骨架变形模型进行变形, 获得该第一重建模型, 使得该第一重建模型与该目标对象点云数据的形状匹配。

可选地, 作为一个实施例, 该处理器 310 具体用于,

30 从预设的目标对象数据库中获取 N 个目标对象样本模型;

基于骨架驱动变形技术, 根据该第一重建模型的姿势参数, 将该 N 个目

标对象样本模型变形为与该第一重建模型对应于相同的姿势参数的 N 个目标对象样本骨架变形模型；

5 将每个目标对象样本骨架变形模型划分为 M 个局部块，该每个目标对象样本骨架变形模型的第 i 个局部块与该第一重建模型的第 i 个局部块对应于该目标对象的用同一个部位名称表示的部位；

通过对该每个目标对象样本骨架变形模型的第 i 个局部块进行旋转、平移和缩放中的至少一种变换，从而获得该 N 个目标对象样本对齐模型，其中，每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块在经过该旋转、平移和缩放中的至少一种变换后与该第一重建模型的第 i 个局部块对齐，i 为 1,2, ..., M。

10 可选地，作为一个实施例，该处理器 310 还用于，对该第二重建模型进行平滑优化处理。

应理解，上文都是针对当前帧的人体点云的第二重建模型进行描述，当获取了整个时间序列上的第二重建模型后，可选地，作为一个实施例，该处理器 310 还用于，对整个时间序列上的第二重建模型进行光滑优化处理，获取到所有帧的全局优化模型。

15 应理解，在本发明实施例中，该处理器 310 可以是中央处理单元 (Central Processing Unit, 简称为“CPU”)，该处理器 310 还可以是其他通用处理器、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、分立硬件组件等。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。

该存储器 320 可以包括只读存储器和随机存取存储器，并向处理器 310 提供指令和数据。存储器 320 的一部分还可以包括非易失性随机存取存储器。例如，存储器 320 还可以存储设备类型的信息。

25 该总线系统 330 除包括数据总线之外，还可以包括电源总线、控制总线和状态信号总线等。但是为了清楚说明起见，在图中将各种总线都标为总线系统 330。

30 在实现过程中，上述方法的各步骤可以通过处理器 310 中的硬件的集成电路或者软件形式的指令完成。结合本发明实施例所公开的方法的步骤可以直接体现为硬件处理器执行完成，或者用处理器中的硬件及软件模块组合执行完成。软件模块可以位于随机存储器，闪存、只读存储器，可编程只读存储器或者电可擦写可编程存储器、寄存器等本领域成熟的存储介质中。

该存储介质位于存储器 320，处理器 310 读取存储器 320 中的信息，结合其硬件完成上述方法的步骤。为避免重复，这里不再详细描述。

因此，本发明实施例提供的数据处理的装置，通过将人体的第一重建模型划分为 M 个局部块，并通过利用 N 个人体样本对齐模型来逼近该第一重建模型，来确定该人体的包括 M 个局部块的第二重建模型，其中该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个人体样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的，通过本发明实施例提供的方法，能够有效提高模型的准确度。

应理解，根据本发明实施例的装置 300 可对应于本发明实施例的数据处理的装置 200，并且装置 300 中的各个模块的上述和其它操作和/或功能分别为了实现图 1 至图 4 中的各个方法的相应流程，为了简洁，在此不再赘述。

基于上述技术方案，本发明实施例提供的数据处理的装置，通过将目标对象的第一重建模型划分为 M 个局部块，并通过利用 N 个目标对象样本对齐模型来逼近该第一重建模型，来确定该目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型，其中该第二重建模型的第 i 个局部块是由该每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的，通过本发明实施例提供的方法，能够有效提高模型的准确度。

应理解，本文中涉及的第 i 个、第一、第二、第三、第四以及各种数字编号仅为描述方便进行的区分，并不用来限制本发明实施例的范围。例如第 i 个局部块只是局部块的一个命名，并不用来限制本发明实施例的范围。

应理解，本文中术语“和/或”，仅仅是一种描述关联对象的关联关系，表示可以存在三种关系，例如，A 和/或 B，可以表示：单独存在 A，同时存在 A 和 B，单独存在 B 这三种情况。另外，本文中字符“/”，一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。

应理解，在本发明的各种实施例中，上述各过程的序号的大小并不意味着执行顺序的先后，各过程的执行顺序应以其功能和内在逻辑确定，而不应对本发明实施例的实施过程构成任何限定。

本领域普通技术人员可以意识到，结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤，能够以电子硬件、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行，取决于技术方案的具体应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能，但是这种实现不应认为超出本发明的范围。

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、装置和单元的具体工作过程，可以参考前述方法实施例中的对应过程，在此不再赘述。

5 在本申请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。例如，以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的，例如，所述单元的划分，仅仅为一种逻辑功能划分，实际实现时可以有另外的划分方式，例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统，或一些特征可以忽略，或不执行。另一点，所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以通过一些接口，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。

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。

15 另外，在本发明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。

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
20 时，可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解，本发明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）执行本发明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（ROM, Read-Only Memory）、
25 随机存取存储器（RAM, Random Access Memory）、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

以上所述，仅为本发明的具体实施方式，但本发明的保护范围并不局限于此，任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内，可轻易想到变化或替换，都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此，本发明的保护
30 范围应以所述权利要求的保护范围为准。

权利要求

1、一种数据处理的方法，其特征在于，包括：

获取目标对象的第一重建模型；

5 将所述第一重建模型划分为 M 个局部块，所述第一重建模型的 M 个局部块中不同的局部块对应于所述目标对象不同的部位，所述不同部位用不同的部位名称表示，M 为大于 1 的正整数；

10 获取 N 个目标对象样本对齐模型，每个目标对象样本对齐模型的姿势对应的姿势参数与所述第一重建模型的姿势对应的姿势参数相同，且所述每个目标对象样本对齐模型包括 M 个局部块，其中，所述每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与所述第一重建模型的第 i 个局部块对应于所述目标对象的用同一个部位名称所表示的部位，所述每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与所述第一重建模型的第 i 个局部块对齐，N 为正整数，i 为 1, ..., M；

15 使用所述 N 个目标对象样本对齐模型来逼近所述第一重建模型，从而确定所述目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型，所述第二重建模型的第 i 个局部块是由所述每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的。

20 2、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述使用所述 N 个目标对象样本对齐模型来逼近所述第一重建模型，从而确定所述目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型，包括：

根据以下公式，获取所述第二重建模型：

$$K_i = B_i c_i + \mu_i \quad (i=1, \dots, M)$$

25 其中， K_i 为所述第二重建模型的 M 个局部块中的第 i 个局部块， B_i 为由所述 N 个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块组成的基， μ_i 为所述 N 个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块的顶点坐标的平均值， c_i 是 B_i 的系数向量，其中，获得 c_i 的公式包括：

$$\mathbf{C} \triangleq \arg \min_{\mathbf{C}} \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in 1} \|B_{ij} c_i + \mu_{ij} - B_{ji} c_j - \mu_{ji}\|_2^2 \right), \text{ 或}$$

$$s.t. \quad c_i > 0 \quad (i=1, \dots, M)$$

$$\mathbf{C} \triangleq \underset{\mathbf{C}}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in \Gamma} \|B_{ij} c_i + \mu_{ij} - B_{ji} c_j - \mu_{ji}\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^M \|c_i\|_1 \right);$$

s.t. $c_i > 0 \quad (i=1, \dots, M)$

其中, $\mathbf{C}=[c_1, c_2, \dots, c_M]^T$, V_i 为所述第一重建模型的第*i*个局部块, Γ 为所述每个目标对象样本对齐模型的 M 个局部块中相邻的局部块的集合, $(i, j) \in \Gamma$ 表示所述每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块为与所述每个

5 目标对象样本对齐模型的第*i*个局部块相邻的局部块, B_j 为由所述每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块组成的基, B_{ij} 用于表达所述每个目标对象样本对齐模型的第*i*个局部块与第 j 个局部块在彼此连接处的边界顶点, 且 B_{ij} 为 B_i 的子集, μ_{ij} 为 B_{ij} 的平均值, B_{ji} 用于表达所述每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块与第*i*个局部块在彼此连接处的边界顶点, B_{ji} 为 B_j 的子集, μ_{ji}

10 为 B_{ji} 的平均值, β 为权重, λ 为权重, $\|\cdot\|_1$ 为 L1 范式, $\|\cdot\|_2$ 为 L2 范式。

3、根据权利要求 1 或 2 所述的方法, 其特征在于, 所述第一重建模型的 M 个局部块中相邻的局部块在彼此连接处具有共享的边界顶点。

4、根据权利要求 1 至 3 中任一项所述的方法, 其特征在于, 所述获取目标对象的第一重建模型, 包括:

- 15 获取所述目标对象的目标对象点云数据;
- 获取所述目标对象的模板模型, 所述模板模型为描述所述目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型;
- 确定所述目标对象点云数据与所述模板模型的点对应关系;
- 基于骨架驱动变形技术以及所述点对应关系, 估计所述目标对象点云数
- 20 据相对于所述模板模型的姿势变化参数;

利用所述目标对象点云数据相对于所述模板模型的姿势变化参数, 将所述模板模型变形为与所述目标对象点云数据具备相同姿势的所述第一重建模型。

5、根据权利要求 1 至 3 中任一项所述的方法, 其特征在于, 所述获取

25 目标对象的第一重建模型, 包括:

获取所述目标对象的目标对象点云数据;

获取所述目标对象的模板模型，所述模板模型为描述所述目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型；

确定所述目标对象点云数据与所述模板模型的点对应关系；

5 基于骨架驱动变形技术以及所述点对应关系，估计所述目标对象点云数据相对于所述模板模型的姿势变化参数；

利用所述目标对象点云数据相对于所述模板模型的姿势变化参数，将所述模板模型变形为与所述目标对象点云数据具备相同姿势的骨架变形模型，使得所述骨架变形模型与所述目标对象点云数据对齐；

10 基于网格变形技术对所述骨架变形模型进行变形，获得所述第一重建模型，使得所述第一重建模型与所述目标对象点云数据的形状匹配。

6、根据权利要求 1 至 5 任一项所述的方法，其特征在于，所述获取 N 个目标对象样本对齐模型，包括：

从预设的目标对象数据库中获取 N 个目标对象样本模型；

15 基于骨架驱动变形技术，根据所述第一重建模型的姿势参数，将所述 N 个目标对象样本模型变形为与所述第一重建模型对应于相同的姿势参数的 N 个目标对象样本骨架变形模型；

将每个目标对象样本骨架变形模型划分为 M 个局部块，所述每个目标对象样本骨架变形模型的第 i 个局部块与所述第一重建模型的第 i 个局部块对应于所述目标对象的用同一个部位名称表示的部位；

20 通过对所述每个目标对象样本骨架变形模型的第 i 个局部块进行旋转、平移和缩放中的至少一种变换，从而获得所述 N 个目标对象样本对齐模型，其中，每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块在经过所述旋转、平移和缩放中的至少一种变换后与所述第一重建模型的第 i 个局部块对齐，i 为 1,2, ..., M。

25 7、根据权利要求 1 至 6 中任一项所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

对所述第二重建模型进行平滑优化处理。

8、一种数据处理的装置，其特征在于，包括：

第一获取模块，用于获取目标对象的第一重建模型；

30 划分模块，用于将所述获取模块获取的所述第一重建模型划分为 M 个局部块，所述第一重建模型的 M 个局部块中不同的局部块对应于所述目标

对象不同的部位, 所述不同部位用不同的部位名称表示, M 为大于 1 的正整数;

5 第二获取模块, 用于获取 N 个目标对象样本对齐模型, 每个目标对象样本对齐模型的姿势对应的姿势参数与所述第一获取模块获取的所述第一重建模型的姿势对应的姿势参数相同, 且所述每个目标对象样本对齐模型包括 M 个局部块, 其中, 所述每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与所述第一重建模型的第 i 个局部块对应于所述目标对象的用同一个部位名称所表示的部位, 所述每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与所述第一重建模型的第 i 个局部块对齐, N 为正整数, i 为 $1, \dots, M$;

10 确定模块, 用于使用所述第二获取模块获取的所述 N 个目标对象样本对齐模型来逼近所述第一获取模块获取的所述第一重建模型, 从而确定所述目标对象的包括 M 个局部块的第二重建模型, 所述第二重建模型的第 i 个局部块是由所述每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块确定得到的。

15 9、根据权利要求 8 所述的装置, 其特征在于, 所述确定模块具体用于, 根据以下公式, 获取所述第二重建模型:

$$K_i = B_i c_i + \mu_i \quad (i=1, \dots, M)$$

20 其中, K_i 为所述第二重建模型的 M 个局部块中的第 i 个局部块, B_i 为由所述 N 个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块组成的基, μ_i 为所述 N 个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块的顶点坐标的平均值, c_i 是 B_i 的系数向量, 其中, 获得 c_i 的公式包括:

$$\mathbf{C} \triangleq \arg \min_{\mathbf{C}} \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in \Gamma} \|B_{ij} c_i + \mu_{ij} - B_{ji} c_j - \mu_{ji}\|_2^2 \right), \text{ 或}$$

$$s.t. \quad c_i > 0 \quad (i=1, \dots, M)$$

$$\mathbf{C} \triangleq \operatorname{argmin}_{\mathbf{C}} \left(\sum_{i=1}^M \|B_i c_i + \mu_i - V_i\|_2^2 + \beta \sum_{(i,j) \in \Gamma} \|B_{ij} c_i + \mu_{ij} - B_{ji} c_j - \mu_{ji}\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^M \|c_i\|_1 \right);$$

$$s.t. \quad c_i > 0 \quad (i=1, \dots, M)$$

25 其中, $\mathbf{C} = (c_1^T, c_2^T, \dots, c_M^T)^T$, V_i 为所述第一重建模型的第 i 个局部块, Γ 为所述每个目标对象样本对齐模型的 M 个局部块中相邻的局部块的集合, $(i, j) \in \Gamma$ 表示所述每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块为与所述每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块相邻的局部块, B_j 为由所述每个目标

对象样本对齐模型的第 j 个局部块组成的基, B_{ij} 用于表达所述每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块与第 j 个局部块在彼此连接处的边界顶点, 且 B_{ij} 为 B_i 的子集, μ_{ij} 为 B_{ij} 的平均值, B_{ji} 用于表达所述每个目标对象样本对齐模型的第 j 个局部块与第 i 个局部块在彼此连接处的边界顶点, B_{ji} 为 B_j 的子集, μ_{ji} 为 B_{ji} 的平均值, β 为权重, λ 为权重, $\|\cdot\|_1$ 为 L1 范式, $\|\cdot\|_2$ 为 L2 范式。

10、根据权利要求 8 或 9 所述的装置, 其特征在于, 所述第一获取模块获取的所述第一重建模型的 M 个局部块中相邻的局部块在彼此连接处具有共享的边界顶点。

11、根据权利要求 8 至 10 中任一项所述的装置, 其特征在于, 所述第一获取模块包括:

第一获取单元, 用于获取所述目标对象的目标对象点云数据;

第二获取单元, 用于获取所述目标对象的模板模型, 所述模板模型为描述所述目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型;

15 确定单元, 用于确定所述第一获取单元获取的所述目标对象点云数据与所述第二获取单元获取的所述模板模型的点对应关系;

估计单元, 用于基于骨架驱动变形技术以及所述确定单元确定的所述点对应关系, 估计所述第一获取单元确定的所述目标对象点云数据相对于所述第二获取单元确定的所述模板模型的姿势变化参数;

20 第一变形单元, 利用所述估计单元估计的所述目标对象点云数据相对于所述模板模型的姿势变化参数, 将所述模板模型变形为与所述目标对象点云数据具备相同姿势的所述第一重建模型。

12、根据权利要求 8 至 10 中任一项所述的装置, 其特征在于, 所述第一获取模块包括:

第一获取单元, 用于获取所述目标对象的目标对象点云数据;

25 第二获取单元, 用于获取所述目标对象的模板模型, 所述模板模型为描述所述目标对象在预设的标准姿势下的标准目标对象点云数据的模型;

确定单元, 用于确定所述第一获取单元获取的所述目标对象点云数据与所述第二获取单元获取的所述模板模型的点对应关系;

估计单元, 用于基于骨架驱动变形技术以及所述确定单元确定的所述点

对应关系，估计所述第一获取单元确定的所述目标对象点云数据相对于所述第二获取单元确定的所述模板模型的姿势变化参数；

第二变形单元，用于利用所述估计单元估计的所述目标对象点云数据相对于所述模板模型的姿势变化参数，将所述模板模型变形为与所述目标对象点云数据具备相同姿势的骨架变形模型，使得所述骨架变形模型与所述目标对象点云数据对齐；

第三变形单元，用于基于网格变形技术对所述第二变形单元得到的所述骨架变形模型进行变形，获得所述第一重建模型，使得所述第一重建模型与所述目标对象点云数据的形状匹配。

10 13、根据权利要求 8 至 12 任一项所述的装置，其特征在于，所述第二获取模块包括：

第三获取单元，用于从预设的目标对象数据库中获取 N 个目标对象样本模型；

15 第四变形单元，用于基于骨架驱动变形技术，根据所述第一重建模型的姿势参数，将所述第三获取单元获取的所述 N 个目标对象样本模型变形为与所述第一重建模型对应于相同的姿势参数的 N 个目标对象样本骨架变形模型；

20 划分单元，用于将所述第四变形单元得到的每个目标对象样本骨架变形模型划分为 M 个局部块，所述每个目标对象样本骨架变形模型的第 i 个局部块与所述第一重建模型的第 i 个局部块对应于所述目标对象的用同一个部位名称表示的部位；

25 第四获取单元，用于通过对所述划分单元得到的所述每个目标对象样本骨架变形模型的第 i 个局部块进行旋转、平移和缩放中的至少一种变换，从而获得所述 N 个目标对象样本对齐模型，其中，每个目标对象样本对齐模型的第 i 个局部块在经过所述旋转、平移和缩放中的至少一种变换后与所述第一重建模型的第 i 个局部块对齐，i 为 1,2, ..., M。

14、根据权利要求 8 至 13 中任一项所述的装置，其特征在于，所述装置还包括：

优化模块，用于对所述第二重建模型进行平滑优化处理。

100

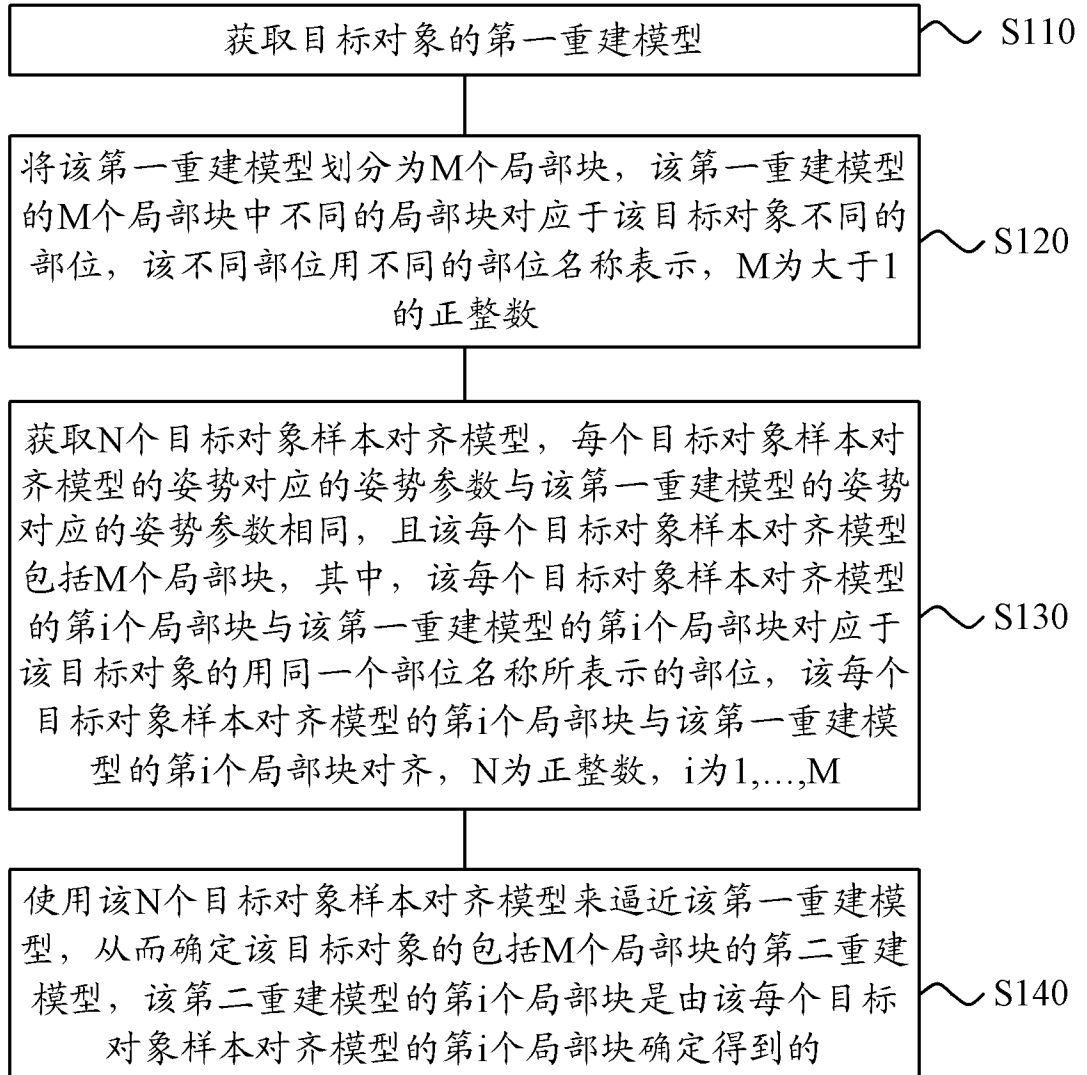
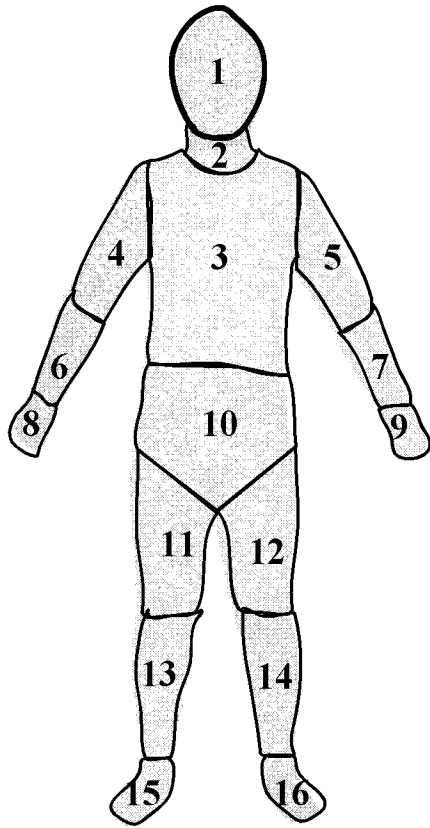
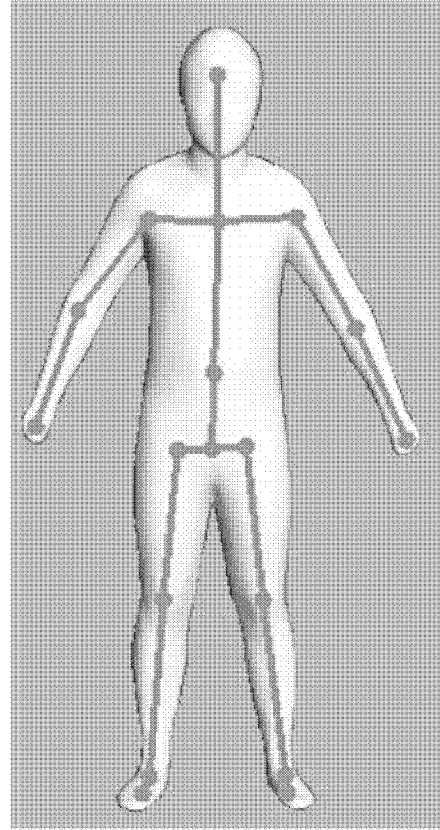


图 1

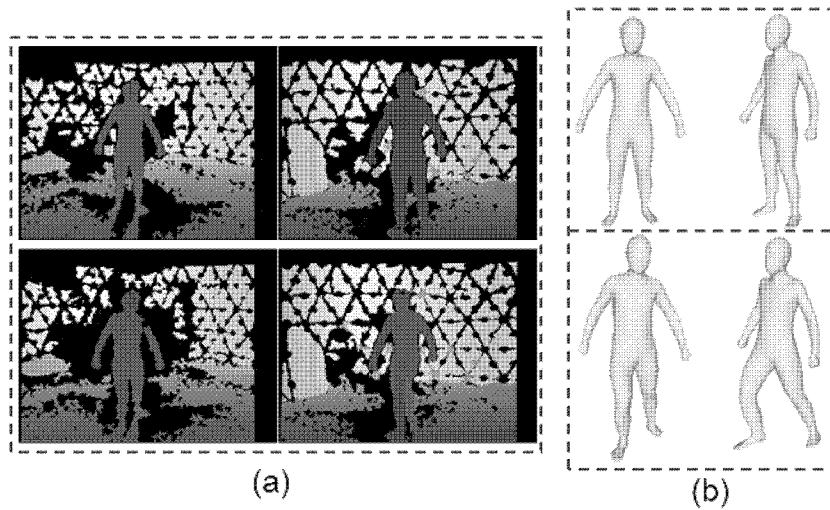


(a)



(b)

图 2



(a)

(b)

图 3

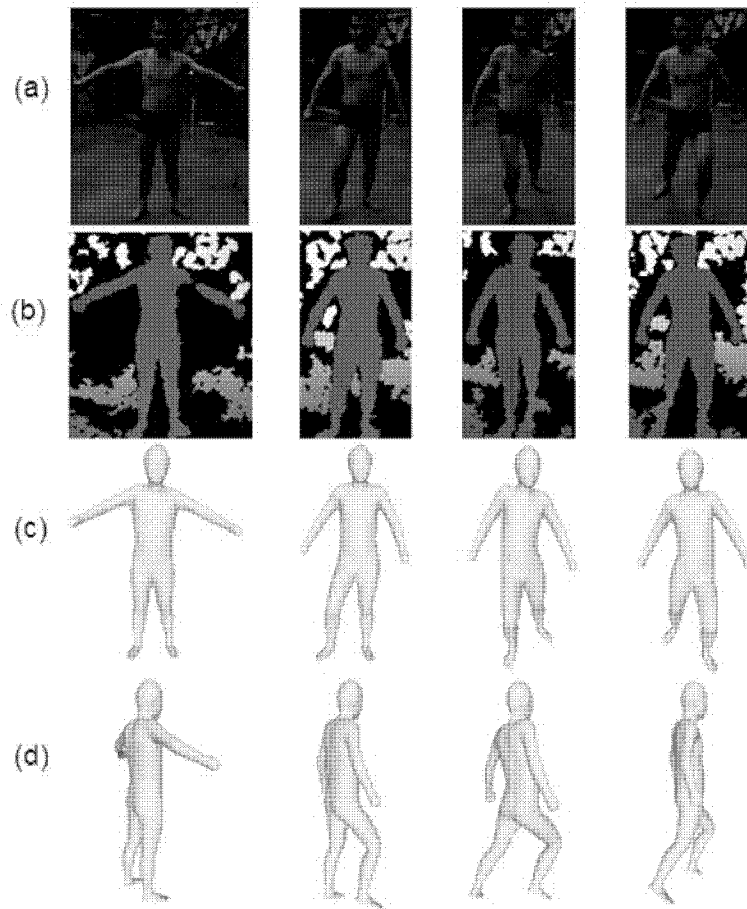


图 4

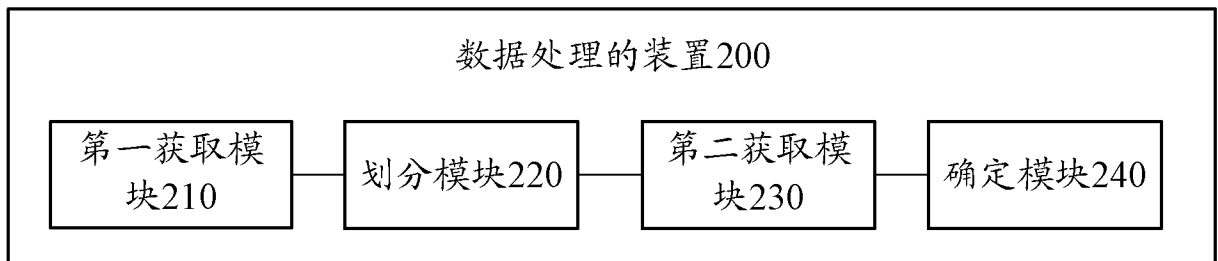


图 5

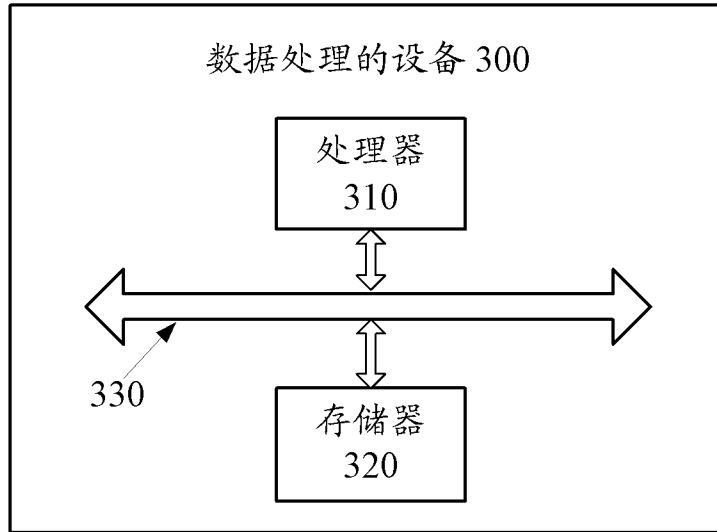


图 6

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2015/084335

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)

CNPAT, WPI, EPODOC, CNKI, IEEE, GOOGLE: human body, part, point cloud; ZHANG, Guofeng; CHEN, Zichong; WANG, Kangkan; body, model, rebuilt, gesture, align, cloud

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	CN 102208117 A (XIDIAN UNIVERSITY), 05 October 2011 (05.10.2011), description, paragraphs [0096]-[0164], and figures 2-5	1, 3, 7-8, 10, 14
A	CN 102262783 A (TSINGHUA UNIVERSITY), 30 November 2011 (30.11.2011), the whole document	1-14
A	CN 103559735 A (CHONGQING ANZUANLI TECHNOLOGY CO., LTD.), 05 February 2014 (05.02.2014), the whole document	1-14
A	CN 101866497 A (BEIJING JIAOTONG UNIVERSITY), 20 October 2010 (20.10.2010), the whole document	1-14
A	EP 1302904 A2 (SOLIDWORKS CORPORATION CONCORD), 16 April 2003 (16.04.2003), the whole document	1-14

Further documents are listed in the continuation of Box C.

See patent family annex.

<p>* Special categories of cited documents:</p> <p>“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance</p> <p>“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date</p> <p>“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)</p> <p>“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means</p> <p>“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed</p>	<p>“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</p> <p>“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</p> <p>“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</p> <p>“&” document member of the same patent family</p>
---	---

Date of the actual completion of the international search
09 October 2015 (09.10.2015)

Date of mailing of the international search report
29 October 2015 (29.10.2015)

Name and mailing address of the ISA/CN:
State Intellectual Property Office of the P. R. China
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao
Haidian District, Beijing 100088, China
Facsimile No.: (86-10) 62019451

Authorized officer
LAN, Juan
Telephone No.: (86-10) **010-62413709**

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2015/084335

Patent Documents referred in the Report	Publication Date	Patent Family	Publication Date
CN 102208117 A	05 October 2011	None	
CN 102262783 A	30 November 2011	None	
CN 103559735 A	05 February 2014	None	
CN 101866497 A	20 October 2010	None	
EP 1302904 A2	16 April 2003	US 2003085889 A1	08 May 2003
		JP 2003162550 A	06 June 2003

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2015/084335

<p>A. 主题的分类</p> <p>G06T 17/00(2006.01)i</p> <p>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</p>																				
<p>B. 检索领域</p> <p>检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)</p> <p>G06T</p> <p>包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献</p> <p>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))</p> <p>CNPAT, WPI, EPODOC, CNKI, IEEE, GOOGLE: 人体, 建模, 模型, 重建, 姿势, 部位, 对齐, 点云, 章国锋, 陈子冲, 王康侃, body, model, rebuilt, gesture, align, cloud</p>																				
<p>C. 相关文件</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>类型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>X</td> <td>CN 102208117 A (西安电子科技大学) 2011年 10月 5日 (2011 - 10 - 05) 说明书第[0096]-[0164]段, 图2-5</td> <td>1, 3, 7-8, 10, 14</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 102262783 A (清华大学) 2011年 11月 30日 (2011 - 11 - 30) 全文</td> <td>1-14</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 103559735 A (重庆安钻理科技股份有限公司) 2014年 2月 5日 (2014 - 02 - 05) 全文</td> <td>1-14</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 101866497 A (北京交通大学) 2010年 10月 20日 (2010 - 10 - 20) 全文</td> <td>1-14</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>EP 1302904 A2 (SOLIDWORKS CORPORATION CONCORD) 2003年 4月 16日 (2003 - 04 - 16) 全文</td> <td>1-14</td> </tr> </tbody> </table> <p><input type="checkbox"/> 其余文件在C栏的续页中列出。 <input checked="" type="checkbox"/> 见同族专利附件。</p> <p>* 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</p>			类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	X	CN 102208117 A (西安电子科技大学) 2011年 10月 5日 (2011 - 10 - 05) 说明书第[0096]-[0164]段, 图2-5	1, 3, 7-8, 10, 14	A	CN 102262783 A (清华大学) 2011年 11月 30日 (2011 - 11 - 30) 全文	1-14	A	CN 103559735 A (重庆安钻理科技股份有限公司) 2014年 2月 5日 (2014 - 02 - 05) 全文	1-14	A	CN 101866497 A (北京交通大学) 2010年 10月 20日 (2010 - 10 - 20) 全文	1-14	A	EP 1302904 A2 (SOLIDWORKS CORPORATION CONCORD) 2003年 4月 16日 (2003 - 04 - 16) 全文	1-14
类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																		
X	CN 102208117 A (西安电子科技大学) 2011年 10月 5日 (2011 - 10 - 05) 说明书第[0096]-[0164]段, 图2-5	1, 3, 7-8, 10, 14																		
A	CN 102262783 A (清华大学) 2011年 11月 30日 (2011 - 11 - 30) 全文	1-14																		
A	CN 103559735 A (重庆安钻理科技股份有限公司) 2014年 2月 5日 (2014 - 02 - 05) 全文	1-14																		
A	CN 101866497 A (北京交通大学) 2010年 10月 20日 (2010 - 10 - 20) 全文	1-14																		
A	EP 1302904 A2 (SOLIDWORKS CORPORATION CONCORD) 2003年 4月 16日 (2003 - 04 - 16) 全文	1-14																		
<p>国际检索实际完成的日期</p> <p>2015年 10月 9日</p>	<p>国际检索报告邮寄日期</p> <p>2015年 10月 29日</p>																			
<p>ISA/CN的名称和邮寄地址</p> <p>中华人民共和国国家知识产权局(ISA/CN) 北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 中国</p> <p>传真号 (86-10)62019451</p>	<p>受权官员</p> <p>蓝娟</p> <p>电话号码 (86-10)010-62413709</p>																			

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2015/084335

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	102208117	A	2011年 10月 5日	无			
CN	102262783	A	2011年 11月 30日	无			
CN	103559735	A	2014年 2月 5日	无			
CN	101866497	A	2010年 10月 20日	无			
EP	1302904	A2	2003年 4月 16日	US	2003085889	A1	2003年 5月 8日
				JP	2003162550	A	2003年 6月 6日

表 PCT/ISA/210 (同族专利附件) (2009年7月)