



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113711269 A

(43) 申请公布日 2021. 11. 26

(21) 申请号 202080026596.6

(22) 申请日 2020.05.29

(30) 优先权数据

19177584.0 2019.05.31 EP

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2021.09.30

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/EP2020/000106 2020.05.29

(87) PCT国际申请的公布数据

W02020/239251 EN 2020.12.03

(71) 申请人 预尺寸有限公司

地址 德国慕尼黑

(72) 发明人 L·塞利 A·沙菲克 T·托莫夫

(74) 专利代理机构 北京市汉坤律师事务所

11602

代理人 魏小微 吴丽丽

(51) Int.Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06T 7/10 (2017.01)

G06T 17/00 (2006.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

G06Q 30/06 (2012.01)

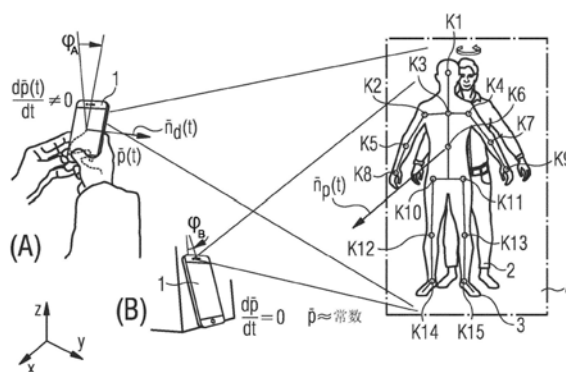
权利要求书2页 说明书18页 附图5页

(54) 发明名称

用于确定身体量度和提供服装尺码推荐的方法和系统

(57) 摘要

本发明提供了至少一种方法,用于通过获取用户的多个图像,特别是视频,来确定至少一个身体量度。该视频可以容易地由用户或朋友使用包括相机的移动设备获得,例如数码相机、智能手机、平板电脑和/或类似设备。可选地,本发明还提供了至少基于确定的至少一个身体量度生成服装尺码推荐。服装尺码推荐可以考虑其他参数。对于身体量度的确定和/或服装尺码推荐的生成,可以使用人工智能实体,特别是机器学习实体,更特别是人工神经网络。优选地,收集退回信息并用于训练人工智能实体,该退回信息包括用户对过去一些服装物品是否对他们合适以及合适程度的评分。还提供了进一步的方法、系统、设备、计算机程序产品、数据存储介质和数据流。



1. 一种用于确定人的至少一个身体量度的计算机实施的方法,包括至少以下步骤:

- 获取 (S10) 所述人 (2) 的多个图像,其中所述多个图像中的图像从至少两个不同角度 (F_+ 、 F_- 、 S_L 、 S_R) 显示所述人 (2);
- 至少选择 (S20) 接收到的所述多个图像的子集以提供第一输入图像;
- 生成 (S30) 用于所述第一输入图像的分割图 (3),其中所述分割图 (3) 至少将所述人 (3) 从背景 (4) 中区分;
- 至少基于生成的所述分割图 (3),确定 (S60;S140) 所述人的至少一个身体量度。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中所述人 (2) 的所述多个图像是所述人 (2) 的视频,或是从所述人 (2) 的视频中提取的。

3. 根据权利要求2所述的方法,其中所述获取 (S10) 所述多个图像包括:

在所述人 (2) 至少部分地围绕其纵轴 (A) 转动时,通过拍摄所述人 (2) 获取所述人 (2) 的所述视频。

4. 根据权利要求1至3中任一项所述的方法,进一步包括:

至少选择 (S100) 所述第一输入图像的子集以提供第二输入图像;

通过基于生成的所述分割图 (3) 将参数化人体模型拟合到所述第二输入图像的每一个图像中的所述人 (2),确定 (S110) 用于所述第二输入图像的每一个图像k和用于预定义参数 θ_i 的集合中的每一个参数的对应参数值 θ_{ki} ,以估计在所述第二输入图像的每一个图像中所述人 (2) 的外形和/或姿势;

基于确定的所述参数值 θ_{ki} ,生成 (S120) 输入张量;

输入 (S130) 所述输入张量到神经网络中,所述神经网络被配置和被训练为基于所述输入张量推断至少一个身体量度;

通过所述神经网络,基于所述输入张量生成 (S140) 至少一个身体量度。

5. 根据权利要求1至4中任一项所述的方法,包括:

至少选择 (S41) 所述第一输入图像的子集以提供第三输入图像;

通过将所述第三输入图像输入到神经网络,确定 (S42) 人体上的多个预定义的关键点 (K_i) 的位置,所述神经网络被配置和被训练为基于输入的所述第三输入图像推断所述关键点 (K_i) 的所述位置;

基于所述关键点 (K_i) 的确定的所述位置,确定 (S46) 所述第一输入图像的子集以便提供第四输入图像,使得所述第四输入图像的每一个图像对应于所述人的从不同角度的预定义视图集合中的一个视图;

对于所述第四输入图像的每一个图像,生成 (S48) 在其中的所述人 (2) 的剪影;以及

通过将所述关键点 (K_i) 的确定的所述位置和生成的所述剪影输入到身体量度确定模型中,确定 (S60) 所述人 (2) 的至少一个身体量度。

6. 一种用于为人提供服装尺码推荐 (REC) 的计算机实施的方法,包括:

根据权利要求1至5中任一项所述的方法生成 (S60;S140) 至少一个身体量度;

将所述至少一个身体量度输入 (S200) 到服装尺码推荐模型中,所述服装尺码推荐模型被配置为基于所述至少一个身体量度生成服装尺码推荐 (REC);以及

通过所述尺码推荐模型,基于所述至少一个身体量度生成 (S210) 所述服装尺码推荐 (REC)。

7. 根据权利要求6所述的方法, 包括以下步骤:

接收或检索服装物品信息 (CII), 所述服装物品信息指示服装物品的至少一个属性; 以及

其中所述服装尺码推荐 (REC) 也基于所述服装物品信息 (CII) 而被生成。

8. 根据权利要求7所述的方法, 其中所述服装物品信息 (CII) 指示服装物品的至少两个不同尺码的属性, 并且其中所述服装尺码推荐 (REC) 包括: 对于所述至少两个不同尺码中的至少一个尺码, 针对所述人 (2) 的所述至少一个尺码合适或不合适的推荐信息。

9. 根据权利要求6至8中任一项所述的方法, 包括以下步骤:

接收或检索退回信息 (RI), 所述退回信息指示已经被标注为对于用户是错误的尺码或勉强合适的至少一个服装物品;

其中所述退回信息 (RI) 进一步指示退回的所述至少一个服装物品的至少一个属性; 以及

其中所述服装尺码推荐 (REC) 也基于所述退回信息 (RI) 而被生成。

10. 根据权利要求6至9中任一项所述的方法,

其中所述服装尺码推荐模型包括学习子模型LSM和非学习子模型NLSM;

其中计算所述LSM的输出与所述NLSM的输出的加权和, 以提供合适分数向量; 以及

其中至少基于提供的所述合适分数向量, 生成所述服装尺码推荐 (REC)。

11. 根据权利要求10所述的方法, 其中用于关于特定服装物品的服装尺码推荐 (REC) 的所述加权和的至少一个加权因子是可变的, 并且基于对于所述特定服装物品可用的多个数据集, 其中所述数据集包括关于用户 (10) 的至少一个身体量度的至少一个信息, 以及关于所述特定服装物品如何合适所述用户 (10) 的至少一个信息。

12. 根据权利要求10或11所述的方法, 其中所述NLSM至少基于以下项之间的距离度量:

a) 至少一个服装物品的至少一个参数, 和

b) 所述参数值 θ_i^k 中的至少一个和/或所述输入张量的至少一个条目。

13. 根据权利要求10至12中任一项所述的方法, 其中所述LSM包括人工智能实体, 所述人工智能实体被配置和被训练为接收所述输入张量作为输入, 并输出具有与由所述NLSM输出的第二合适评分向量相同维度的第一合适评分向量和/或输出合适分数。

14. 一种计算机实施的方法, 用于训练在根据权利要求1至13中任一项所述的方法中使用的人工智能实体。

15. 一种系统 (5), 被配置为执行根据权利要求1至13中任一项所述的方法。

用于确定身体量度和提供服装尺码推荐的方法和系统

技术领域

[0001] 本发明涉及用于确定人的身体量度的方法和系统,以及涉及用于提供服装尺码推荐的方法和系统。

背景技术

[0002] 服装的网上购物享有越来越高的流行度。网上购物体验的一个缺点是,虽然可以在一定程度上评估服装物品的设计,但不能像线下商店可能的那样试穿物品。这导致了一些不期望的影响,例如,对某一设计的物品感兴趣的购物者订购一个或同样的物品的一些不同尺码的情况并不少见。目的是找到最佳合适和/或适合购物者的一个尺码,并将其他尺码退回。

[0003] 在此,尺码应该被理解为相同服装物品的一个特定版本,其与其他版本,即其他尺码,仅在至少一些量度上不同。例如,一个或相同的毛衣可以有尺码XS(超小)、S(小)、M(中)、L(大)、XL(超大)等等。

[0004] 更常见的情况是,购物者仅订购了一个尺码的物品,但发现所订购尺码根本不合适,要么是因为购物者错误判断了哪种尺码合适,要么是因为对于上述特定的服装物品,特定的尺码比其他相同尺码的服装物品更小。例如,一件在日本被认为是“M”的服装物品在德国或类似的国家可能被认为是“S”。

[0005] 因此,大量的邮寄运输是由于购物者将服装物品寄回供应商,这通常受到国家法律的支持,该法律迫使供应商支付运输费。这种邮寄运输不仅对环境资源和公共资源造成负担,而且也是供应商的重要成本因素。此外,购物者的耐心也会受到考验,并且购物者可能由于要尝试不同尺码和不得不把许多甚至所有的服装寄回供应商的麻烦而完全不在网上订购服装。

[0006] 改善这些问题的一个方法是将特定购物者的详细身体量度(至少一个量度,但量度越多越好)与每件服装物品的每个尺寸的属性进行比较,例如像专业裁缝那样。然而,主要是由于不方便和费用问题,很少有人让专业裁缝测量身体量度。许多人也错误地测量他们自己的量度,或因为测量自己太费力,只是试图猜测正确的尺码,最终得到不准确的猜测。

[0007] 因此,需要一种方法来方便而准确地确定人的至少一个身体量度。

[0008] 然而,即使知道身体量度,其仍然不是直接为特定的人确定特定服装物品的正确尺码,因为人的量度完全合适特定尺码的量度的情况是很少见的。

[0009] 此外,对于购物者来说,在购物时用多个尺码表比较他们的量度太耗费时间。此外,不同的品牌往往具有不同的尺码标准,有时甚至名义上相同尺码并且相同品牌的服装物品但对于不同的物品(设计)可能彼此不同。由于尺码表的可忽略的稀少使用,网络商店通常发布单个平均(跨产品)尺码表,以避免为每一个库存产品上传(更不用说生成)一个尺码表的麻烦。然而,尺寸表越是平均,在用来查询产品的正确尺码时就越是没用。

[0010] 因此,需要一种方法以方便而准确地基于人的至少一个身体量度为其提供服装尺

码推荐。服装尺码推荐可以是通用尺码推荐,例如“尺码M对这个人合适”;服装的具体类型的尺码推荐,例如“对于裤子,尺码M对这个人合适”;基于物品的尺码推荐,例如“对于这件特定的服装,尺码M对这个人合适”;概述推荐,例如“对于这个人,以下服装的以下尺码合适:...”和/或类似的。

发明内容

[0011] 上述目的,以及在下文中可能显式地或隐式地变得明确的进一步目的,由本发明的独立权利要求书解决。

[0012] 因此,根据本发明的第一方面,一种用于确定人的至少一个身体量度的计算机实施的方法,包括至少以下步骤:

[0013] -获取该人的多个图像,其中多个图像中的图像从至少两个不同的角度显示该人;

[0014] -至少选择接收到的多个图像的子集以提供第一输入图像;

[0015] -生成用于第一输入图像的分割图(segmentation map),其中分割图至少将人从背

[0016] 景中区分;

[0017] -至少基于生成的分割图,确定人的至少一个身体量度。

[0018] 如今,随着例如网络摄像头、笔记本电脑、电脑显示器、手机、平板电脑等的高质量相机的普及,获取人物图像非常容易和方便,且对于许多喜欢欣赏、购买和尝试时尚的人来说甚至是很自然的。

[0019] 在一些变型或实施例中,可以简单地选择所有获取的图像作为第一输入图像。在其他变型中,至少一个标准可以应用在所获取的图像上以从中选择第一输入图像。一个标准可以是,只有满足预定义的图像质量标准的这种获取的图像可以被选为第一输入图像,例如,具有最小图像分辨率、最小尺寸、最小对比度(由于照明等原因)和/或类似的。额外地或替代地,该方法可以被配置为使得在获取的图像中选择每一个第x图像,优选地在基于至少一个标准获取的图像的预选中选择每一个第x图像,其中x是适当地选择的整数。

[0020] 分割图包括至少一个分割掩罩(segmentation mask),其中每个分割掩罩包含或指示与具体对象类别相关联的像素。在简单的情况中,分割图包括单一的分割掩罩,其将图像中的人从背景中区分。在其他变型中,分割图可以包括多个分割掩罩,其中不同的分割掩罩识别不同的身体部位。例如,分割图可以包括六个分割掩罩:头部、躯干和每个四肢各一个。

[0021] 在本公开中,“至少一个身体量度”应理解为包括以规定的方式在规定的地点对人的身体的特定量度类型。典型的身体量度类型包括,特别是对于女性:肩部、袖孔、上臂、胸部、上腹部、腹部、腰部、臀部、大腿、内缝、底部长度和/或膝盖;还可以包括,特别是对于男性:领口、肩顶、胸部、裆缝(rise)、腿内侧和/或腿外侧。因此,确定一个以上的身体量度可以包括确定一个以上的身体量度类型的值。然而,确定一个以上的身体量度还可以包括确定相同身体量度类型的一个以上的量度,但使用不同的方法。

[0022] 在一些有益的实施例、变型或细化的实施例中,人的多个图像是该人的视频或从该人的视频中被提取的。例如,该方法可以被配置为使得选择视频的某百分比的帧和/或某最小数量的帧或类似的作为第一输入图像。

[0023] 为了更准确地确定多个身体量度,优选的是视频从相对于人的纵轴(从脚到头顶)的至少两个不同观察角度来显示人,更优选的是视频从相对于人的纵轴(从脚到头顶)的至少四个不同的观察角度来显示人,其中观察的不同角度最优选地以预定义的最小角度差相互分开。例如,当视频显示人围绕其纵轴转动90度,而预定义的最小角度是30度,那么所述视频从四个不同的观察角度显示人。

[0024] 最优选地,如果视频显示该人围绕纵轴至少完整转动一次(即,至少360度),其中额外的完整转动(即,720度、1080度等)可以使用平均技术等进一步提高准确性。

[0025] 换言之,在一些有益的实施例、变型或细化的实施例中,获取该人的多个图像包括在人至少部分地绕其纵轴转动时,并优选地是至少一次完整地绕其纵轴转动时,通过拍摄人获得视频。

[0026] 有利地,拍摄可以由一个或更多固定相机(例如,安装在电脑屏幕或笔记本电脑屏幕中的相机)或由另一个人手持的相机执行,例如,可以使用他们的手机拍摄要确定至少一个身体量度的人。

[0027] 优选地,使用专用的应用程序(“应用”)进行拍摄,该应用程序可以安装在移动设备上并由其运行,除了获取视频之外,还可以有益地获取额外的数据,该数据可以被保存,并部分地或全部地与视频数据一起传输。该应用还可以是网络应用程序,其由移动设备的网络浏览器访问,并由移动设备的显示器显示。

[0028] 例如,在视频获取过程中(即,拍摄),移动设备的取向以及其在三维空间的线性加速度可以被记录。这些可以有助于确定并且可能补偿观察角度的变化,该观察角度的变化不是由于被拍摄的人运动而是由于拍摄的移动设备运动而导致。例如,当人拿着运行该应用的移动设备突然后退一步时,图像中的人看上去变得更小。然而,使用移动设备的取向和加速度可以容易地确定该人实际上保持相同的尺寸。

[0029] 上述是一个相当平常的示例;然而,可以理解的,拍摄移动设备的非有意的或其他运动原则上可能会导致视频中的人的尺寸的其他扭曲,然而由于对拍摄移动设备的取向和/或加速度的测量,该扭曲是可以补偿的。优选地,拍摄(即,视频的获取或记录)是以1Hz至100Hz的频率进行的。已经发现,这样的频率在一方面要在视频中拍摄足够多的图像帧的限制以便从足够多的不同观察角度显示人物与相机能力的限制以及减少数据存储空间需求的要求之间提供了很好的平衡。

[0030] 在一些有益的实施例、变型或细化的实施例中,该方法进一步包括至少选择第一输入图像的子集以提供第二输入图像。优选地,所有的第一输入图像都被选择作为要提供的第二输入图像。然而,在一些变型中,必须由第二输入图像满足的额外过滤器和/或标准可应用于第一输入图像。进一步优选地,第二输入图像的数量在3至60的范围内。

[0031] 该方法可以进一步包括,为了估计第二输入图像的每一个图像中的人的外形和/或姿势,为第二输入图像中的每一个图像 k 以及为预定义参数 θ_i 的集合中的每一个参数确定对应的参数值 θ_i^k 。特别地,这可以通过基于生成的分割图将参数化的人体模型拟合到第二输入图像的每一个中的人来进行。

[0032] 使用的参数化的人体模型可以是例如SMPL人体模型(参见Loper等人,“SMPL: A Skinned Multi-Person Linear Model (SMPL: 蒙皮多人线性模型)”,ACM Trans.Graphics (Proc.SIGGRAPH Asia) (ACM图形期刊(SIGGRAPH亚洲会议论文集)),2015年10月,No.6,

248:1-248:16页,2015年第34卷),BlendSCAPE(参见D.A.Hirshberg等人,“Coregistration:simultaneous alignment and modeling of articulated 3d shape(配准:铰接式3d形状的同时对齐和建模)”,第十二届欧洲计算机视觉会议论文集(2012),pp.242-255)或任何其他适合的已知参数化的人体模型。优选地,使用的参数化身体包括任何参数集合(R^n 的 $\theta=(\theta_1,\theta_2,\dots,\theta_n)$, $10< n < 1000$ (优选地, $20 < n < 300$)),其描述人体的几何形状、姿势和其他特征。

[0033] 该方法进一步包括根据确定的参数值 θ_i^k 生成输入张量(tensor)。输入张量可被生成以便包括第二输入图像中的每一个图像k的每一个参数 θ_i 的针对 θ_i^k 的所有独立值。替代地,可以进行预处理;例如,可以确定每个参数 θ_i 的值的平均度量 θ_i^{avg} ,并且输入张量可以包括n个平均度量 θ_i^{avg} 。平均度量可以是平均数,例如几何平均数或代数平均数、中位数和/或类似的。

[0034] 然后,该方法可以包括将输入张量输入到被配置和被训练的人工神经网络中,以基于输入张量推断至少一个身体量度,以及基于输入张量由人工神经网络生成至少一个身体量度。

[0035] 在一些有益的实施例、变型或细化的实施例中,该方法包括至少选择第一输入图像的子集以提供第三输入图像。所有第一输入图像可以被选择为第三输入图像,和/或第三输入图像可以与第二输入图像重叠或与第二输入图像相同。

[0036] 该方法可以进一步包括通过将第三输入图像输入人工神经网络以确定人体上一些预先定义的关键点的位置,该人工神经网络被配置和训练为基于输入的第三输入图像推断关键点的位置。

[0037] 该方法可以进一步包括基于确定的关键点的位置,确定第一输入图像的子集以便提供第四输入图像,从而使第四输入图像中的每一个对应于从不同角度的人的一组预定义视图中的一个视图,优选地是至少四个不同的预定义视图,每个对应于人的不同观察角度。优选地,至少四个预定义视图包括(全)正面视图、(全)背面视图、左(侧)视图和右(侧)视图。更优选地,确定四个以上的预定义视图以提高准确性。

[0038] 多个预定义的关键点可以包括多个对称关键点对(特别是与人体的前后纵向平面(sagittal-longitudinal)分别对称)。

[0039] 有益地,在图像(或:帧)中,每对对称关键点的两个关键点之间的距离可以被确定,而人的姿势/取向可以在这些确定的长度中的至少一个上被确定。特别地,全正面或全背面的观察角度可以由这样的图像来确定:其中确定的距离中的至少一个(或大多数,或所有)是最大的。对应地,人的左侧或右侧视图可以由这样的图像来确定:其中所确定的距离中的至少一个(或大多数,或所有)是最小的。

[0040] 该方法可以进一步包括为第四输入图像中的每一个生成在其中的人的剪影(silhouette),以及通过将基于关键点的位置和生成的剪影的输入输入到身体量度确定模型中,来确定该人的至少一个身体量度。所述输入可以包括或由关键点和生成的剪影本身和/或基于其计算的数据组成。

[0041] 根据本发明的第二方面,提供了一种用于为人提供服装尺码推荐的计算机实施的方法,包括根据本发明第一方面的任何实施例的方法生成至少一个身体量度。该方法可以进一步包括将至少一个身体量度输入到服装尺码推荐模型中,该服装尺码推荐模型被配置

为基于至少一个身体量度生成服装尺码推荐,以及由尺码推荐模型基于至少一个身体量度生成服装尺码推荐。

[0042] 如前面所描述的,服装尺码推荐可以是一般的尺码推荐,例如“尺码M对这个人合适”;特定类型服装的尺码推荐,例如“对于裤子,尺码M对这个人合适”或“对于牛仔褲,34W32L对这个人合适”或“对于衬衫,尺码38对这个人合适”;基于物品的尺码推荐,例如“对于此特定服装物品,尺码M对这个人合适”;概述推荐,例如“对于这个人,下列服装物品的尺码合适:...”和/或类似的。

[0043] 在一些有益的实施例、变型或细化的实施例中,根据第二方面的方法包括接收或检索指示服装物品的至少一个属性的服装物品信息,并且服装尺码推荐也是基于服装物品信息而被生成的。

[0044] 例如,服装物品信息可以包括关于至少一个服装物品(例如,顾客已经选择的服装物品)的至少一个量度的信息,或由关于至少一个服装物品的至少一个量度的信息组成,例如该服装物品的特定类型的推荐的身体量度或最大身体量度(例如,推荐的腰部尺寸X厘米)。该服装物品信息还可以包括关于该人与该服装物品的至少一个尺码之间关系的信息,或由关于该人与该服装物品的至少一个尺码之间关系的信息组成。

[0045] 例如,用户可能订购了尺码L的一件特定服装物品,可能发现尺码L太大并且将物品寄回,给出反馈即尺码L对该人来说太大。当为该用户生成关于相同服装物品的服装尺码推荐时,可以使用该信息(例如,为该人推荐小于L的尺码)。服装物品信息可以包括或由许多其他信息条目或信息类型组成,例如在对应于身体量度之一(例如腰部)和/或类似的位置处服装物品的弹性。

[0046] 在一些有益的实施例、变型或细化的实施例中,服装物品信息指示服装物品的至少两个不同尺码的属性,并且其中服装尺码推荐包括,对于至少两个不同尺码中的至少一个,所述至少一个尺码对该人合适或不合适的推荐信息。优选地,服装物品信息指示服装物品的所有可用或现有尺码的属性,并且服装尺码推荐包括每个尺码对该人合适或不合适的推荐信息。可选地,用户可以输入额外的参数,例如指示用户一般或在特定的身体量度区域喜欢“宽松的”或“紧身的”,该参数可以在该方法中用于服装尺码推荐。

[0047] 在一些有益的实施例、变型或细化的实施例中,根据第二方面的方法进一步包括接收或检索指示至少一个服装物品的退回信息的步骤,该服装物品已经被标记为对用户是错误的尺码或勉强合适(即,已被给予低合适评分)。这个用户可以与当前期望服装尺码推荐的用户相同,但也可以是另一个用户,优选地是多个其他用户。

[0048] 原因是,例如,与当前用户具有相同体型或甚至非常相似的身体量度的用户可能一直对特定尺码给予较低的合适评分,因此有理由认为对当前用户也是如此。反之亦然,当没有这样的信息可用时,但例如很多与当前用户的身体量度非常不同的用户对特定量度给予了高的合适评分,那么有理由认为相同尺码很可能不适当当前用户。

[0049] “错误的尺码”可以指示不能合适该人(可选地,区分在至少一个身体量度处该人不合适),而“勉强合适”可以表示该人合适但(对于至少一个身体量度)期望有不同的合适,例如因为该人对于医学、生理学和/或审美原因,期望对于至少一个身体测量有更宽松或更紧身的合适。

[0050] 退回信息可以进一步指示所述退回的至少一个服装物品的至少一个属性,最优选

的是与该人对于服装物品的至少一个特定身体量度的合适程度有关的信息。因此,退回信息特别可以包括已经确定了身体量度并且已经试穿了退回的至少一个服装物品的人的用户反馈,或由已经确定了身体量度并且已经试穿了退回的至少一个服装物品的人的用户反馈组成。

[0051] 例如,该人可能购买了衬衫然后退回了该衬衫,指示该人在肩部、胸部、袖长和/或类似部位的合适程度或质量。这样的信息不仅对将来向该人提供改进的服装尺码推荐非常有用,其还可以被用以训练该方法中使用的人工神经网络的至少一个。

[0052] 优选地,服装尺码推荐也是基于退回信息而被生成的。

[0053] 在一些有益的实施例、变型或细化的实施例中,服装尺码推荐模型包括学习子模型LSM和非学习子模型NLSM。可以计算LSM的输出和NLSM的输出的加权和,以提供合适分数向量,并且至少基于提供的合适分数向量生成服装尺码推荐。LSM和NLSM之间的权重可以基于LSM的质量度量(quality metric),从而随着LSM的质量度量的改善,自动增加LSM的权重。所述的质量度量可以包括LSM的准确性,具有验证集合、用于训练LSM的多个训练集合、多个训练时期和/或类似的。

[0054] 在一些有益的实施例、变型或细化的实施例中,用于关于特定服装物品的服装尺码推荐的加权和的至少一个加权因子是可变的,并且该加权因子是基于可用于所述特定服装物品的多个数据集(特别是训练数据集),其中,该数据集包括关于用户的至少一个身体量度的至少一个信息,和关于所述特定服装物品如何合适所述用户的至少一个信息(“合适信息”),特别是该服装物品的至少一个量度与用户的至少一个身体量度相比如何(例如,“腰部太紧身”、“臀部太宽松”、“内缝很合适”)。

[0055] 在一些有益的实施例、变型或细化的实施例中,NLSM至少是基于以下项之间的距离度量:

[0056] a) 至少一个服装物品的至少一个参数,和

[0057] b) 参数值 θ_i^k 中的至少一个和/或输入张量的至少一个条目(entry)(例如,对于一个参数 θ_i ,参数值 θ_i^k 的平均度量 θ_i^{avg})。

[0058] 这实现了基本的想法,即如果人合适的身体量度与服装物品的对应量度(即,人的腰部量度值相对于衣服的腰部尺码等等)尽可能接近,那么该服装物品就很合适该人。距离度量可以对负距离和正距离进行不同的处理,特别是可以对服装物品的过小量度比过大的量度进行相对更多的惩罚,因为作为折衷方案,通常对一些身体量度宽松的合适可能导致轻微的不得体,通常比紧身的合适可能导致不舒适更能接受。

[0059] 在一些有益的实施例、变型或细化的实施例中,LSM包括人工智能实体,该人工智能实体被配置和训练成接收输入张量作为输入,并输出与NLSM输出的第二合适可能性向量相同维度的第一合适可能性向量和/或输出第一合适分数。合适可能性向量可以包括,对于尺码和/或服装物品的列表中的每一个,指示所述尺码或服装物品或尺寸和服装物品的组合是最合适该人的可能性的条目。第一合适分数可以指示根据合适可能性向量的特定(例如,最佳合适)尺码/物品实际如何地合适该人的分数(例如,在0到100的范围内)。替代地,可以组成第一合适分数向量,指示每个尺码/物品如何地合适该人。进一步替代地,合适可能性向量可以在一个或多个条目中包括第一合适分数。

[0060] 根据第三方面,本发明提供了一种计算机实现的方法,该方法用于训练人工智能

实体,特别是人工神经网络,用于使用在根据本发明第一方面的任何实施例的方法中和/或用于使用在根据本发明第二方面的任何实施例的方法中。特别地,可以通过用户提供的退回信息来训练人工神经网络,其中退回信息指示用户的合适评分,他们在其中描述了至少一件服装物品的至少一个量度类型的如何地合适他们。

[0061] 关于用户的至少一个身体量度的信息可以被单独提供,例如,可以通过唯一标识符检索,或者可以在传输退回信息的信号中被提供。因此,退回信息编码了关于用户身体量度的信息,以及与服装物品的量度有关的如何地合适他们的信息。该退回信息可以从网络商店被自动发送到计算设备,该计算设备被配置用于训练人工神经网络,该网络商店在用户意图退回服装物品时从用户请求所述信息。

[0062] 根据本发明的第四方面,因此还提供了一种计算设备,该计算设备被配置为接收退回信息并训练人工神经网络和/或适应预先训练的人工神经网络,特别是用于根据本发明第一方面的任何实施例的方法中和/或用于根据本发明第二方面的任何实施例的方法中。

[0063] 计算装置可以用硬件实现,例如电路或印刷电路板,和/或包括晶体管、逻辑门和其他电路。此外,计算设备可以至少部分地以软件的形式实现。因此,计算设备可以包括处理器(例如至少一个CPU和/或至少一个GPU)和存储软件或固件的存储器,该软件或固件由处理器执行以执行计算设备的功能。

[0064] 计算设备也可以作为云计算平台和/或以分布式方式实现。例如,一些计算可以由移动计算设备(或边缘设备(edge device))执行,而一些计算可以由云计算平台执行。

[0065] 根据第五方面,本发明进一步提供了一种系统,该系统被配置为执行根据本发明第一方面的任何实施例的方法和/或被配置为执行根据本发明第二方面的任何实施例的方法。该系统特别地可以包括移动设备(如智能手机、平板电脑和/或类似设备)和远程计算设备(如云计算平台或网络服务器)。远程计算设备可以包括数据库和/或可以操作性地耦接到系统的数据库,以存储其上的数据,例如要训练的学习模型、退回信息、用户参数、唯一标识符和/或类似的。

[0066] 优选地,移动设备被配置(和使用)以获取该人的多个图像,例如通过运行(或更优选地,在网络应用程序的情况下,显示)执行必要方法步骤的应用程序。进一步地,远程计算设备优选地执行不由移动设备执行的方法步骤,特别是生成分割图、确定至少一个身体量度、生成服装尺码推荐等。

[0067] 根据另一个方面,本发明因此还提供了一种服务器,该服务器被配置为接收从移动设备获取的多个图像和/或选定的第一输入图像,并执行本发明第一方面和/或第二方面的任何实施例的其余步骤,特别是生成分割图、确定至少一个身体量度、生成服装尺码推荐等。

[0068] 根据第六方面,本发明提供了一种计算机程序产品,包括可执行的程序代码,该程序代码被配置为当执行时(例如由计算设备),执行根据本发明第一方面的实施例和/或根据本发明第二方面的实施例的方法。

[0069] 根据第七方面,本发明提供了一种非暂态的、计算机可读的数据存储介质,该存储介质包括可执行的程序代码,该程序代码被配置为当执行时(例如由计算设备执行),执行根据本发明第一方面的实施例和/或根据本发明第二方面的实施例的方法。该数据存储介

质可以是CD、DVD、磁性硬盘驱动器、固态硬盘驱动器、U盘和/或类似物品。

[0070] 本发明将参照附图中描绘的示例性实施例进行更详细的解释。

附图说明

[0071] 为了进一步理解本发明而包括附图，其被纳入并构成说明书的一部分。附图图示了本发明的实施例，并与说明书一起用于图示本发明的原理。本发明的其他实施例和本发明的许多预期优点将很容易被理解，因为其通过参考下面的详细说明而变得更好理解。类似的参考数字表示对应的类似部分。

[0072] 方法步骤的编号旨在促进理解，除非另有明确说明或暗示澄清，否则不应被解释为必须根据其参考标记的编号来执行指定的步骤。特别地，可以同时、以重叠方式或顺序地执行多个或甚至所有方法步骤。

[0073] 图1示出了示意性地图示了根据本发明第一方面的方法的实施例的流程图；

[0074] 图2和图3进一步示意性地图示了图1的方法；

[0075] 图4示出了示意性地图示了根据本发明第一方面的方法的另一个实施例的流程图；

[0076] 图5示出了示意性地图示了根据本发明第二方面的实施例的方法的流程图；

[0077] 图6示出了根据本发明的进一步实施例的示例性的流程图；

[0078] 图7示出了示意性地图示了根据本发明第六方面的实施例的计算机程序产品的框图；

[0079] 图8示出了示意性地图示了根据本发明第七方面的实施例的数据存储介质的框图；以及

[0080] 图9示出了图示了根据本发明第五方面的实施例的系统的示意性框图。

具体实施方式

[0081] 图1示出了示意性地图示了根据本发明第一方面的方法的实施例的流程图，即，用于确定人的至少一个身体量度的方法。

[0082] 在步骤S10中，获取人的多个图像，其中多个图像中的图像从至少两个不同的观察角度，更优选地从至少四个观察角度示出人，其中观察角度最好是等间距的。

[0083] 最优选地，该多幅图像是通过录制该人的视频获得的。在下文中，将描述一种示例性情况，其中使用智能手机拍摄人的视频，并使用安装在智能手机上的应用程序来确定其身体量度。然而，应该理解的是，存在许多变型以用于录制人的视频，其中一些已经在前文中描述。

[0084] 在本示例中，视频的录制是使用标准的智能手机RGB摄像头（前置或后置）执行的。

[0085] 图2示意性地图示了这个过程。

[0086] 将智能手机1交给附近的人以拍摄视频（图2中的变型（A））或抵靠物体或墙放置（图2中的变型（B））。在步骤S11中开始录制，并且在步骤S12中，人2（要测量其身体量度，也可以被指定作为方法的“受试者”）通常围绕自己的纵轴顺时针或逆时针转动。人2可以连续转动或在中间引入停顿。受试者的转动在3秒或更多秒内至少为360度。

[0087] 在视频录制过程中，在步骤S13中，智能手机1的取向以及三维空间中的线性加速

度被录制,优选地以1至100Hz的频率。描述与设备的正面或背面相机的光轴平行的轴线的单位法向量在此被称为 $\bar{n}_d$,并可以在步骤S14中计算。

[0088] 在步骤S20中,至少选择接收到的多个图像的子集以提供第一输入图像。在本示例中,录制的视频的单个帧可以被选择为第一输入图像。例如,可以选择视频的每个第N帧作为第一输入图像,其中N可以被确定为 $N = \text{fps}/C$,fps是视频的每秒帧数,且C是常数,优选地在30和5之间的范围。替代地,N可以被固定为每秒钟的特定帧数,也可以在5到30之间的范围。

[0089] 在步骤S30中,生成第一输入图像的分割图3,其中分割图3至少区别出人2和/或从背景4中区分出其身体部位。任何已知的分割方法或分割算法,特别是使用至少一个人工神经网络,都可用于分割图的生成。

[0090] 在步骤S40中,确定人体上一些预定义的关键点的位置,以及在所获取的多个图像中(优选地在第一输入图像中)的至少一个图像中的人2的至少一个剪影,具体如下:

[0091] 在步骤S41中,至少选择第一输入图像的子集以提供第三输入图像;所有第一输入图像可以被选择为第三输入图像。

[0092] 在步骤S42中,通过将第三输入图像输入到第一人工神经网络中来确定人体上多个预定义的关键点 K_i 的位置,该第一人工神经网络被配置和训练为基于输入的第三输入图像推断关键点的位置。

[0093] 第一人工神经网络DCNN1可以包括组合了以任何非线性作为激活函数的二维卷积和去卷积层、批量标准化(BatchNorm)层的多个网络分支。第一人工神经网络DCNN1可以包括在训练数据集上训练的25至500个隐藏层,以从图像(例如视频帧)中估计人的姿势。

[0094] 该模型推断出在三维空间中人体上的多个关键点(优选地,在4到100的范围),该关键点描述了预定义的关节如手腕、肘部、肩部、膝盖等、或器官的中心点、或人体上的其他界标如眼睛、嘴巴、耳朵和其他(在图2中被标记为点)的像素(在相应的第三输入图像上)位置和取向(欧拉角、四元数(quaternion)、双四元数等)。关键点 K_i 优选地包括至少一对对称的(相对于前后/纵向平面)关键点,在本示例中:关键点 K_2 和 K_4 (肩部), K_5 和 K_7 (肘部), K_8 和 K_9 (手腕), K_{10} 和 K_{11} (髌骨侧端点), K_{12} 和 K_{13} (膝盖)和 K_{14} 和 K_{15} (脚踝)。人的姿势可以被视为由所有关键点 K_i 及其接合的集合构成。

[0095] 在步骤S43中,从位于人体躯干上的关键点 K_i 的子集(或全部)(在本示例中,例如 K_2 、 K_4 、 K_{10} 和 K_{11})计算单位法向量 $\bar{n}_p$,其表示人在三维空间中的取向。

[0096] 在步骤S44中,测量受试者躯干上的左部分和右部分上对称的关键点对之间的至少一个距离L(例如,透射到当前相机视角的从左肩关键点 K_2 到右肩关键点 K_4 之间的长度),并对于所有帧或帧的子集录制。这可能在应用程序录制视频时已经执行。

[0097] 优选地,在对称关键点对之间测量1到10个距离L。如果姿势只对可用的帧的子集进行估计(即,当第三输入图像比第一输入图像少时),在可选的步骤S45中,测量的距离L可以被内插和平滑,以便对第一输入图像中的每一个,甚至对视频的每一帧都具有L。

[0098] 在步骤S46中,通过取具有所选择的关键点对之间的最大欧氏距离的图像,选择正面和背面视图 F_+ (正面)和 F_- (背面)。指定为 S_L 和 S_R 的两个侧视图(左和右)是通过取具有所述对(例如最大的一对或最小的一对)中的一对的最小欧氏距离或所述对的平均值的最小欧氏距离的帧来选择的。用于获取S10视频的应用程序可以引导人2以这样的方式移动,即

在视频中尽可能清楚地看到人的指定视图。

[0099] 如果没有明确的最小/最大值可以通过使用 L 来确定,那么当单位法向量 $\bar{n}_p$ 和 $\bar{n}_d$ 在 x - y 平面上尽可能平行/反向平行时(分别地,标量积 $=1$ 或标量积 $=-1$),使用单位法向量 $\bar{n}_p$ 和 $\bar{n}_d$ 来选择前视图和后视图。侧视图的选择使得 $\bar{n}_p$ 和 $\bar{n}_d$ 在 x - y 平面上尽可能平行(标量乘积 $=0$),其中 x - y 平面指代被拍摄人站立的平面, z 方向是该人的纵轴延伸的方向, x 、 y 、 z 构成正交的坐标系。

[0100] 除了所述的四个视图外,还可以确定其他的视图,以提高准确性和对遮挡物等的稳健性。例如,在每两个相邻的视图之间,可以等距地确定额外的视图,使得可以提供总共八个视图。在下文中,为简单起见,将只描述四个视图的情况。

[0101] 一旦从视频中获取四个视图(前、后、左、右)的图像(帧),在可选的步骤S47中,每个图像被归一化以具有相同的像素数,并被裁剪为受试者的分割图以具有与图像的每一侧中的最外层像素的相同距离。

[0102] 在步骤S48中,在每个第三输入图像中,确定(或:计算)分割图的轮廓(这里指定为“剪影”),优选地通过使用边缘检测算法,如Canny或类似算法(Canny一般包括5个步骤:降噪;梯度计算;非最大抑制;双阈值;滞后的边缘跟踪)。分割图的剪影包括受试者的剪影中每个像素的像素坐标。

[0103] 在步骤S49中,对于受试者的剪影中的每个像素,利用沿二维的第三输入图像的宽度(水平, c_w)和高度(垂直, c_h)的像素坐标上的欧氏距离度量,通过1-最近邻(1-Nearest-Neighbor)搜索,确定最近的关键点 K_i 。水平和垂直距离以及剪影像素 j 被分配到的关键点 K_i 的索引被存储为剪影三联组 $st_j = (i_{kp}, d_w, d_h)$,其中 i_{kp} 指示对应的关键点 K_i 。

[0104] 在步骤S50中,通过针对每个选择的第三输入图像将来自姿势估计的关键点 K_i 与所有剪影三联组 st_j 连接起来,形成第一输入张量 $\tilde{X}$,例如为:

[0105] $\tilde{X} = (SSM_+, SSM_-, SSM_L, SSM_R, K_+, K_-, K_L, K_R),$

[0106] 其中 SSM_+ 指定前视图 F_+ 的所有剪影三联组 st_j , SSM_- 指定后视图 F_- 的所有剪影三联组 st_j , SSM_L 指定左视图 F_L 的所有剪影三联组 st_j , SSM_R 指定右视图 F_R 的所有剪影三联组 st_j , K_+ 指定前视图 F_+ 的所有关键点 K_i , K_- 指定后视图 F_- 的所有关键点 K_i , K_L 指定左视图 F_L 的所有关键点 K_i , K_R 指定右视图 F_R 的所有关键点 K_i ,上式中的“,,,”代表连接。

[0107] 在步骤S60中,将第一输入张量 $\tilde{X}$ 输入到身体量度确定模型,优选地输入到通用线性模型或人工神经网络回归器模型。人工神经网络回归器模型可包括在1至200的范围内的隐藏层,并可被配置和训练为接收第一输入张量 $\tilde{X}$,并基于此确定人的至少一个身体量度,优选地所有预定义的身体量度(或:身体量度类型)。换句话说,身体量度确定模型将把第一输入张量 $\tilde{X}$ 映射到第一身体量度向量 y_1 ,其中 y_1 的大小优选地在5到50的范围内,其中5到50个条目中的每个条目指示一个身体量度值。换句话说,身体量度确定模块代表函数 f_1 , $f_1(\tilde{X}) = y_1$ 。

[0108] 第一身体量度向量 y_1 的身体量度在此也被指定为第一类型身体量度。前面描述的方法执行起来比较容易和快捷。

[0109] 图3示意性地图示了人的一些核心视图,这些视图有益地取自人绕其纵轴A转动的

视频。

[0110] 在下文中,关于图4,将描述额外的和/或替代的方法步骤,这些步骤提供了另一个类型的身体量度,其需要更长的时间来计算,但更准确。该方法的一个和相同的应用(例如在应用程序或系统中实现)可以被提供用于生成全部两种类型的量度的选项,这取决于例如用户的选择、给定的时间帧、应用程序的要求和/或类似情况。

[0111] 因此,图4描述了根据本发明第一方面的方法的另一个实施例的方法。

[0112] 步骤S10、S20和S30可以如前文描述地被执行。

[0113] 在步骤S100中,至少选择第一输入图像的子集以提供第二输入图像。选择的第一输入图像可以与选择的第三输入图像相同,可以与第三输入图像重叠,或者可以与第三输入图像完全分开。优选地,从视频中选择10至300帧范围内的数量作为第二输入图像,并且这些帧被选择为使转动的人在地面平面(如前述定义的坐标系中的x-y平面)中面向等距的角,或者,换言之,在垂直于地面平面的平面中,如由 $\bar{n}_p$ 测量或表示,该 $\bar{n}_p$ 可以如前述所确定。

[0114] 目标是,无论人的转动速度、视频持续时间和帧速率如何,都要尽可能地拍摄相机视点V上不同的帧。这里的视点V构成了相机视图的光轴的位置和方向。

[0115] 在步骤S110中,为了估计每个第二输入图像中的人的外形和/或姿势,通过基于生成的分割图将参数化的人体模型(如SMPL、BlendSCAPE等)拟合到第二输入图像中的每个图像中的人,确定用于第二输入图像中的每个图像k和用于预定义参数 θ_i 的集合中的每个参数的对应参数值 θ_i^k 。

[0116] 具体地,针对每一帧将参数化的人体模型拟合到图像中的二维关节检测,考虑序列中相邻的k帧以估计初始外形和三维姿势。例如,二维关节检测可由上文描述确定的人体上的任何或所有关键点 K_i 提供。可用的二维关节检测在例如Bogo等人的如下文章中有所描述:“Keep it SMPL:Automatic estimation of 3D human pose and shape from a single image (保持其为SMPL:从单个图像自动估计3D人体姿势和外形)”,计算机科学讲义(包括人工智能子系列讲义和生物信息学讲义),9909LNCS,561-578,https://doi.org/10.1007/978-3-319-46454-1_34。

[0117] 在简单的变型中,在步骤S10中获取图像时,服装对人2的影响被忽略了。然而,在一些变型中,目前的服装可以用噪声项来建模。基于确定的关键点 K_i 的分割图3在三维空间中对齐的剪影可用于形成人的三维剪影,或作为人的三维剪影的插值的基础。在这样的方法中,可以把图像当作非转动的人2的图像,而不是转动的人2的连续图像,这些图像是由实际上围绕人2转动的相机拍摄的,使得整个分割图的轮廓形成,或至少合适于三维剪影。然后,三维剪影可用于定义边界条件,用于重建除了人2的赤裸身体之外,“被扫描的”人2(即“受试者”)的确切几何形状的过程。

[0118] 然后,根据寻求服装尺码推荐的服装物品或服装类型,由人2所穿的服装引起的噪声项可以被忽略或包括。例如,当服装物品或服装类型是通常穿在毛衣外面的外套时,可以包括由被扫描的人2穿着毛衣引起的噪声项。另一方面,如果相同的人2也要求汗衫(undershirt)的服装尺码推荐,那么噪声项可以被忽略,因为汗衫通常是穿在裸露的上部身体上。

[0119] 这里参数化的人体模型是具有对于 R^n 的任何参数集合的 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$, $10 < n$

<1000的模型,其描述人体的几何形状、姿势和其他特征。帧数 k 优选地在3到60的范围内,随后的帧的参数化身体姿态由之前的帧的参数化身体姿态初始化,以确保随时间的平滑性。在本示例中,对于每个参数条目 θ_i ,平均值 θ_i^{avg} 在整个 k 帧序列(即所有 θ_i^k)中被作为决定性的参数值。产生的三维身体可以选择性地解构(unpose)为典型的A姿势或T姿势,且几何形状可以立即以任何标准格式存储,如<.obj>、<.fbx>或类似格式。

[0120] 在步骤S120中,生成第二输入张量 $\hat{X}$ 。例如,产生的几何形状可以被转化为:

[0121] A) 三阶张量,宽度为 W ,高度为 H ,通道数为 C ,

[0122] 或

[0123] B) 二阶张量(矩阵),宽度为 W ,高度为 H ,被压缩成单一维度 $A=WXH$,同样有相同数量的通道 C 。

[0124] 版本A)和B)都描述了相应格式内的全部几何数据或几何数据的子集,在此被称为第二输入张量 $\hat{X}$ 。 W 、 H 二者或 A 代表所有几何顶点 v 和顶点法线 v_n 或参数空间顶点 v_p 、多边形面元素 f 、线元素和格式中包含的其他元素的有序列表。

[0125] 在步骤S130中,第二输入张量 $\hat{X}$ 被输入到第二人工神经网络DCNN3中,该网络是深度卷积神经网络,被配置和训练为学习映射函数 $f_2(\hat{X})=y_2$,其中 y_2 是第二身体量度向量。

[0126] 在步骤S140中,第二身体量度向量 y_2 是由第二人工神经网络基于输入张量 $\hat{X}$ 生成的。 y_2 优选地具有在5到100的范围内的尺寸,其中5到100个条目中的每一个指示一个身体量度值。身体量度向量 y_1 和 y_2 可具有相同的尺寸,其条目可能分别指示相同的身体量度类型。

[0127] 第二人工神经网络优选地具有3至200个隐藏层,并在例如100至1,000,000个独特的人体几何学实例的数据集上训练。训练示例可以包括来自不同数据集的组合,所述不同数据集合并为一个数据集,其共同的输入格式被转换为来自以下来源的第二输入张量 $\hat{X}$ 的格式:

[0128] -用特殊的硬件,如深度传感飞行时间相机、KINECT或其他IR和RGB传感器,按比例重建真人的三维扫描;

[0129] -从激光扫描器、立体和多视角相机系统中按比例重建人体的几何形状;和/或

[0130] -合成地生成的三维人体或通过参数化的人体模型从单目视频中重建。

[0131] 三维人体可以对于每个训练样本具有不同的姿势和目标量度 y ,并且从按比例比例的扫描中提取或手动拍摄。

[0132] 如前所述,可以提供第一和第二身体量度向量 y_1 、 y_2 ,或者可以基于预定义的规则,和/或用户的输入决定在特定情况下提供哪一个身体量度向量。应当理解的是,关于图1至图4所描述的一个或多个实施例可以根据本文所描述的任何选项、变型或细化来调整或修改。

[0133] 第一和/或第二身体量度向量 y_1 、 y_2 可以针对该人被存储在数据库中,例如与该人的唯一标识符相连,使得该人只要其身体量度没有明显变化,则将来可以只输入其唯一标识符以提供其第一和/或第二身体量度向量 y_1 、 y_2 。

[0134] 图5示出示意性地图示了根据本发明第二方面的一个实施例的方法的流程图,即为人提供服装尺码推荐的计算机实施的方法。

[0135] 首先,根据本发明第一方面的方法的实施例生成身体量度,特别是根据上文关于图1至图4描述的的方法生成的第一和/或第二身体量度向量 y_1 、 y_2 。

[0136] 在步骤S200中,将至少一个生成的身体量度向量 y_1 、 y_2 输入到被配置为基于至少一个身体量度向量 y_1 、 y_2 生成服装尺码推荐的服装尺码推荐模型中。

[0137] 在步骤S210中,基于至少一个身体量度生成服装尺码推荐。

[0138] 在目前所描述的示例中,服装尺码推荐简单来说用两个项的加权和 fr 来向身体量度所属的人指示至少一个服装物品以及该物品是否和/或如何合适该人。

[0139] 例如,该方法的用户(通常是身体量度所属的人)可以选择特定的服装物品,且服装尺码推荐将指示所述服装物品的至少一个尺码,该尺码将最合适该人和/或所述尺码将如何地合适该人。替代地或额外地,用户也可以选择一些不同的服装物品,并将被提供相同的信息,或者是每个物品的最合适尺码,或者是所有物品的最合适尺寸和/或对应的信息,即所述一个或多个尺码将如何地合适该人。

[0140] 在目前使用的示例中,目标是预测 $fr = (fr_{sz1}, fr_{sz2}, fr_{szM})$,即对特定服装物品的所有可用的产品或品牌尺寸 $1, 2, \dots, M$ 的合适评分向量 fr ,其中逗号指示连接,其中每个条目可包括合适可能性和合适分数。所有尺寸的多个合适可能性可以被指定为合适可能性向量。在一些变型中,合适评分向量 fr 包括合适可能性向量与最可能合适的尺码(根据合适可能性向量)的合适分数相连接。

[0141] 合适评分向量 fr 优选地按以下方式计算为加权求和:

[0142] $fr = w_{NL} fr_{NL} + w_L fr_L$

[0143] 换言之,合适评分向量 fr 由两项的加权和计算,即 f_{NL} 和 f_L (有对应的加权因子 w_{NL} 和 w_L),对应于学习(L)和非学习(NL)方法的混合组合,由学习子模型LSM和非学习子模型NLSM实现。加权因子 w_{NL} 和 w_L 可以被归一化,使得其加和总是一,但还可以用其他方式定义。

[0144] 在一些变型中,为了计算服装的最佳合适尺码,每产品或每品牌的尺码数据被存储在数据库中。包含相关量度的尺码数据可以从服装制造商提供的尺码图表/表格中得到。替代地,相关量度可以直接从用于设计服装的CAD软件中导出。

[0145] 尺码表SC可以如下表1被构建:

[0146]

B : <品牌>	尺码 1, sz_1 (例如	尺码 2, sz_2 (例如	尺码 3, sz_3 (例如	尺码 4, sz_4 (例如
PC : <产品目录>	S)	M)	L)	XL)
PF : <产品合适>				

[0147]

相关量度 1	$m_{1,1,min}$	$m_{1,2,min}$	$m_{1,3,min}$	$m_{1,4,min}$
rm_1 (例如高度)	$m_{1,1,max}$	$m_{1,2,max}$	$m_{1,3,max}$	$m_{1,4,max}$
相关量度 2	$m_{2,1,min}$	$m_{2,2,min}$	$m_{2,3,min}$	$m_{2,4,min}$

[0148]

rm_2 (例如肩宽)	$m_{2,1,max}$	$m_{2,2,max}$	$m_{2,3,max}$	$m_{2,4,max}$
相关量度 3	$m_{3,1,min}$	$m_{3,2,min}$	$m_{3,3,min}$	$m_{3,4,min}$
rm_3 (腰围)	$m_{3,1,max}$	$m_{3,2,max}$	$m_{3,3,max}$	$m_{3,4,max}$
相关量度 4	$m_{4,1,min}$	$m_{4,2,min}$	$m_{4,3,min}$	$m_{4,4,min}$
rm_4 (臀围)	$m_{4,1,max}$	$m_{4,2,max}$	$m_{4,3,max}$	$m_{4,4,max}$
相关量度 5	$m_{5,1,min}$	$m_{5,2,min}$	$m_{5,3,min}$	$m_{5,4,min}$
rm_5 (袖长)	$m_{5,1,max}$	$m_{5,2,max}$	$m_{5,3,max}$	$m_{5,4,max}$

[0149] 表1:示例性的尺码表SC

[0150] 第一列的相关量度指代不同的身体量度类型,其余各列指代这些量度对于相应尺码(S、M、L、XL)的最小和最大尺码值。

[0151] 产品合适修饰符PF可以是零均值范围内的数字,其被归一化为由品牌B的可用合适所定义的范围-1至+1。例如,如果品牌为产品类别PC:裤子提供了瘦身(skinny fit)、修身(slim fit)、普通(regular)和舒适(comfort fit),那么 $PF \in (\text{瘦身: } -1; \text{修身: } -0.5; \text{普通: } +0.5; \text{舒适: } +1)$ 。

[0152] 产品类别PC可以是例如“上衣”(衬衫、T恤、毛衣等)、“下装”(裤子、牛仔裤、运动服、短裤等)、“外衣”(西装、夹克、外套、帕克大衣)和“裙子”,每个产品可以在男性、女性和儿童版本之间区分,其中人可以输入额外信息,如他们的性别、年龄和/或类似信息。尺码表SC中的边界值和相关量度可以取决于品牌提供的产品类别和尺码数据。特定的尺码取决于品牌的定义,并且可以在区域标准之间转换,如欧盟、美国、德国、法国、英国、日本等。

[0153] 学习(L)项由学习子模型LSM提供,其可以包括通用线性模型(多变量回归模型)或第三人工神经网络(回归网络),该神经网络具有1到10个隐藏层,每个隐藏层具有3到100个隐藏单元。学习子模型LSM被训练以预测每个相关的身体量度类型的合适评分(取决于产品类别,例如对于裤子:腰围、臀围、胯部长度、裤腿内侧长度、腿部开口等...)与用户的相关身体量度(根据第一和/或第二身体量度向量 y_1 、 y_2)、性别、输入高度、合适偏好和产品尺码图,根据映射函数:

[0154] $f(SC, EBM, UH, UG, UFP, UR) = f(\text{features}_{\text{subject}}, \text{features}_{\text{target}}) = f(u_i, p_{j,s}) = fr_L$

[0155] 其中,SC是目标产品/品牌尺码表;EBM是根据第一和/或第二身体量度向量 y_1 、 y_2 提取的用户的身体量度;UFP是该人的(或:用户的)合适偏好;UH是该人的(或:用户的)身高;UG是该人的(或:用户的)性别;UR是用户评分。如上述方程的中间项所示,学习子模型LSM的输入可分为与特定人(用户或“受试者”)i有关的特征向量 u_i 和包括服装物品信息的特征向量 $p_{j,s}$,特别是与特定“目标”,即目标产品/品牌j和/或尺码s有关的信息。

[0156] 在本文中,不直接使用距离度量,而是使用距离度量(例如,平均平方误差(L2)或类似的)通过基于梯度下降的最优化来计算学习子模型LSM在训练期间的损失。与下面描述的非学习方法相比,这里引入了额外的输入UR(“用户评分”)。这可以被看作基于内容的推荐系统,其根据人的特征与类似体型的人的合适评分的相似性,以及他们过去订购并保留的产品的相似性和/或与他们过去订购并退回的产品的不相似性(被涵盖在例如“退回信息”中),以及和目标产品/品牌的相似性来预测合适评分,其中相似性度量是隐式学习的。换言之,用户评分可以涵盖相同的人以前订购并保留的产品和/或相同的人以前退回的

服装物品的信息。

[0157] 非学习(NL)方法使用距离函数 Φ ,其使用目标产品/品牌的尺码表中存在的量度(即至少一个服装物品的参数)与根据提供的第一和/或第二身体量度向量 y_1 、 y_2 的相同身体量度之间的距离度量。

[0158] 一些服装和品牌的物品的每个尺码的合适可能性(即指示特定尺码是否是对于人2最合适尺码的数字)可以通过为每个可用尺码建立尺码向量 sz_{sizing} 来计算,如: $sz_{sizing} = (m_{1,avg}, m_{2,avg}, \dots, m_{k,avg})$,平均参考值用于K个身体量度类型、K个测量点和产品的M个可用尺码中的每个。

[0159] 然后,距离函数 Φ 可以接收参数和输入,然后可以输出第二个合适可能性向量和/或合适输出分数 fr_{NL} ,即:

[0160] $\Phi(SC, PF, EBM, UH, UG, UFP) = fr_{NL}$,

[0161] 其中SC是目标产品/品牌尺码表;PF是产品合适修改符;EBM是根据第一和/或第二身体量度向量 y_1 、 y_2 提取的用户身体量度;UFP是该人的(或:用户的)合适偏好;UH是该人的(或:用户的)高度;UG是该人的(或:用户的)性别。这些参数中的任何一个或全部可以被删除或被其他合适的参数取代,且要求服装尺码推荐的用户可以被询问(例如通过应用程序、网络用户界面、网络应用程序和/或类似的)以输入这些参数中的任何或全部。

[0162] 距离函数 Φ 可以使用任何距离度量,如平均平方误差(MSE)或类似的。

[0163] 优选地,根据可用数据的多少,改变学习(L)和非学习(NL)项之间的权重,使得在标记数据稀少的情况下,对NL的权重加大,反之,随着数据集的增长,L方法的权重增加。例如,这可以通过提供以下内容进行编码:

[0164] $w_{NL} = 1 - w_L$

[0165] $w_L = \max(D_1 - T, 0)$,

[0166] 其中, D_1 是订购了特定物品并为其提供了合适信息(优选地与其自己的至少一个身体量度有关,例如“腰部太窄”以及用户有特定的腰部身体量度的信息)的用户的数量, τ 是10至1,000,000之间的阈值常数。用于训练第三个人工神经网络的标记数据集是自动增长的,因为使用推荐来订购并试穿服装的用户会提交合适信息作为反馈(例如关于推荐)。

[0167] 只要购物者对产品已经提交了超过 τ 个评分, $w_L > 0$ 且学习子模型LSM开始对总的合适评分向量 fr 作出贡献。

[0168] 合适评分向量 fr (指示每种尺码如何地合适人2)可以通过在合适评分向量 fr 上应用softmax函数 σ 而被转换成用于所有可用尺码的合适可能性向量 $f1$:

[0169] $f1 = \text{softmax}(fr) = \sigma(w_{NL} fr_{NL} + w_L fr_L) = \frac{\exp(fr)}{\sum_{sz_i}^M fr_{sz_i}}$

[0170] 然后通过公式 $\text{argmax}_{sz_i}(f1)$ 预测最可能合适该人的服装物品和尺码。

[0171] 在图6中示出了根据本发明的进一步实施例的示例性流程图,特别是根据第一方面和/或第二方面的实施例。在图6的下部,“下装”(具体地:裤子)类别中特定品牌的特定产品的相关量度在示例性的用户界面30中示出为:腰部、臀部、裆部、内缝,且用户可以例如根据从“紧身”到“宽松”或从“太短”到“太长”的十一个级别对其进行评分。相关的量度取决于尺码数据。如果产品正好是正确的尺寸则评分为正面性的0(用户在图形用户界面上没有标记);如果产品在相关量度点上过大(或过宽松),则为正;如果产品过小(或过紧身),则为

负。

[0172] 根据图6,过程可以如下:用户10决定在在线网络商店20购买服装物品。

[0173] 原则上有三个选项可用于用户10提供他们的身体量度。作为选项A,用户可以使用根据本发明第一方面的任何实施例的方法,特别是根据图1至图4的任何一个或多个实施例,以生成第一和/或第二身体量度向量 y_1 、 y_2 。例如,为了提供选项A,在用户10感兴趣的特定服装物品旁边,浏览器在网络商店20的网站上显示按钮,指示“找到我的尺码”或类似的。点击该按钮(或以其他方式激活该按钮,例如在触摸屏设备上触摸该按钮)的结果可以取决于使用哪种设备来显示浏览器。如果浏览器已经由包括合适的相机的移动设备1显示(可以对其进行检查),那么该应用程序可以立即例如在新的浏览器标签中作为网络应用程序启动。

[0174] 如果用户10在没有合适的相机的设备上浏览网络商店20,例如台式电脑,用户10可以自动被提供QR码和/或URL。然后,用户10可以用带相机的移动设备扫描QR码,或在带相机的移动设备中输入URL,结果同样打开带有该应用程序的浏览器标签。

[0175] 一旦用户10被引导到应用程序,他们就按照应用程序自动提供的指令完成扫描,并录制自己(或另一个人2)转动的视频。既可以通过将移动设备放在地上单独录制视频,也可以由附近的朋友为用户10拍摄视频。当量度提取完成时,用户10看到返回到台式电脑或移动设备1上的网络商店20的消息。从现在开始,正如下文所描述的,他们在网络商店20上看到的每个产品旁边,他们将被自动示出例如前两个最可能合适的产品尺码的推荐尺码(或量度),以及单个最可能合适的量度的相应的合适分数(合适评分)。使用该应用程序,还可以提示用户10输入用户参数,如用户性别UG、用户身高UH、用户合适偏好UFP等。任何或所有这些都可以被应用程序标记为“必需”或“可选”。

[0176] 录制的视频,可选择地与获得的移动设备1随时间的角度和方向一起,以及进一步可选择地与用户参数(身高、性别、合适的偏好)一起被发送到远程计算设备(如云上的网络服务器或虚拟机,VM),该设备将视频暂时存储在本地,且其余的存储在连接到浏览器会话id的数据库中。

[0177] 远程计算设备可以运行算法,以根据前文描述的方法选择图像/帧,并且重建人体并提取量度。所得的量度被存储在数据库中,该数据库连接到浏览器会话id。事后优选地删除视频和选择的帧以确保隐私。生成对于每个新浏览器会话id的唯一标识符UID(优选地,为人可读的)。其附到启动扫描的网络商店20上的初始浏览器会话id,但可以在任何其他采用本文描述方法的网络商店20上重复使用以直接获得推荐,而无需再次扫描人2。

[0178] 作为替代性选项B,用户10可以选择提供手动测量MM。

[0179] 作为第三替代性选项C,用户10可以输入(例如输入到应用程序)唯一标识符UID,该标识符之前已经被提供给他们,并涵盖或指示先前生成的第一和/或第二身体量度向量 y_1 、 y_2 (或:EBM)。

[0180] 选项B和C可以在应用程序内提供给用户10,也可以作为应用程序的替代提供给用户10,例如作为由显示网络商店网站的浏览器示出的单独按钮。

[0181] 在任何情况下,根据所选择的选项A、B或C提供的身体量度被提供给服务提供者,特别是网络商店20。此外,上文描述的用户参数也可以被提供给网络商店20,如用户合适偏好UFP、用户身高UH和/或用户性别UG。如果用户10已经具有唯一标识符UID,这种用户参数

可以已经被储存为与所述的唯一标识符UID相联系,使得选择选项C,用户10方便地不必再次输入这些参数。

[0182] 可选地,另外的退回信息RI可以被提供给(和/或可以已经存储在)网络商店20,例如如前文所描述的。进一步可选择地,服装物品信息CII可以被提供给网络商店20,例如来自尺码表SC。

[0183] 然后向用户10提供至少一个服装物品的服装尺码推荐REC,例如用户感兴趣的裤子类型。服装尺码推荐REC可以根据本发明第二方面的方法的任何实施例作出,特别是根据前述关于图5描述的任何变型作出。

[0184] 然后,用户10如向用户10推荐的那样进行特定尺码的订购ORD。如果用户10已经使用了方法A,并且之前没有被提供唯一标识符UID,那么,作为订购ORD的结果(如图6中示意性地图示),或者甚至作为执行选项A的步骤的结果(即,为他们生成第一和/或第二身体量度向量 y_1 、 y_2),用户10可以被自动提供唯一标识符UID(图6中的上部虚线),该标识符将与提供的第一和/或第二身体量度向量 y_1 、 y_2 链接,该身体量度向量将被存储在数据库DB中。任何新的或更新的用户参数,如用户合适偏好UFP、用户性别UG、用户身高UH也可以与唯一标识符UID链接,并被存储在数据库DB中。

[0185] 然后,所述用户10可以为他们的下一次购物选择选项C,即简单地将他们的唯一标识符UID输入到提示中(例如在网络界面、网络应用程序或任何其他类型中),作为结果,对应的第一和/或第二身体量度向量 y_1 、 y_2 (或:EBM)将从数据库DB中被检索。

[0186] 如果用户10之后想要退回,RET,订购的服装物品,用户10将不得不填写用户界面30,其询问与被退回的具体购买的服装物品有关的用户10的各种身体量度的合适信息。如上文所描述的,图6中显示了示意性的用户界面30。

[0187] 还如图6所图示,用户10输入的信息随后可以构成退回信息RI的部分,其在步骤S200和步骤S210中用于确定相同用户10的下一个服装尺码推荐,该用户优选地由其唯一标识符UID识别。

[0188] 此外,优选地,在学习子模型LSM中使用的第三人工神经网络然后基于用户10输入用户界面30的信息(或基于整个退回信息RI)被训练或更新。

[0189] 换言之,第三人工神经网络可以是预训练的,然后通过所有用户10提供的退回信息训练。如上所述的方法确保在描述的系统用户10的前几次(取决于 τ 的选择)的使用中,非学习子模型NLSM将提供合适的结果,并且随着返回信息的增加(对于NLSM不正确的罕见情况),学习子模型LSM将改进,并在服装尺码推荐中的权重越来越大。因此,用户10将帮助训练学习子模型,其保证用户10对本文所描述的过程的满意度提高。因此,本发明还教导一种利用由多个用户提供的退回信息训练学习子模型的方法,LSM,更具体地是人工神经网络或学习子模型,LSM的方法。

[0190] 唯一标识符UID优选地是3到6位和小写或大写字母的短代码(例如3G7、412k、0L65A或A1b2C3),其被附在用户10被路由到的网络商店20的浏览器会话ID上,到用于获取用户10的视频的扫描应用。从视频中提取EBM后,优选地删除所有的视觉信息,只将对应于唯一标识符UI的服装尺码推荐所需的信息(如EBM、用户身高UH、用户性别UG和用户合适偏好UFP)存储在数据库DB中。唯一标识符UI是匿名的,因为其只将浏览器会话ID和字母和数字的集合连接到限制的值的集合,其对特定的用户/人来说并不是唯一的。从唯一标识符UI

中不能推断出姓名、电子邮件或其他容易识别个人的信息。

[0191] 为了进一步改善数据保护,可选地,在应用程序向服务器提交视频时,或者甚至在获取视频的过程中,视频中的人的面部可以被隐藏,例如通过模糊处理,以便在上传和生成量度之间的时间跨度内不可能识别。当从另一设备购物时,唯一标识符UI可以在浏览器会话过期后在相同网络商店20上重新使用,或唯一标识符UI可以与朋友和家人分享以获得针对该人(用户10)生成的产品尺码推荐。

[0192] 唯一标识符UI还可以用于其他支持的网络商店20以获得他们时尚产品的尺码推荐。唯一标识符UI不授予查看具体量度的访问权限,而仅授予访问从视频中提取并存储的与量度相关联的量度和/或推荐的权限。唯一标识符UI也可以在零售店离线使用,以始终获得最可能合适的服装尺码并试穿。这里,通过扫描衣服标签/标牌上的代码(例如视觉代码,如QR码或条形码,或另一种类型的无线代码,如RFID),用户10例如在浏览器中打开网络应用程序,或直接导航到网络应用程序并扫描产品的条形码。如果用户还没有之前的唯一标识符UI,扫描过程也可以在商店的试衣间完成。

[0193] 图7示出了图示了计算机程序产品400的示意性框图,该计算机程序产品包括可执行程序代码450,该代码被配置为在执行时(例如由计算设备)执行根据本发明第一方面的实施例和/或根据本发明第二方面的实施例的方法,特别是如关于图1至图6中的任何一个描述的。

[0194] 图8示出了图示了非暂时性计算机可读数据存储介质500的示意性框图,该存储介质包括可执行程序代码550,该代码被配置为在执行时(例如由计算设备)执行根据本发明第一方面的实施例和/或根据本发明第二方面的实施例的方法,特别是如关于图1至图6中的任何一个描述的。

[0195] 图9示出了图示了根据本发明第五方面的实施例的系统5的示意性框图,即配置为执行根据本发明第一方面的任何实施例的方法和/或配置为执行根据本发明第二方面的任何实施例的方法的系统5,特别是根据关于图1至图6描述的任何方法及其变型。系统5可以特别地包括移动设备1(例如智能电话、平板电脑和/或类似的)和远程计算设备6(例如云计算平台或网络服务器)。远程计算设备6可以包括数据库DB和/或可以可操作地耦接到系统5的数据库DB,该数据库用于在其上存储数据,例如要训练的学习模型、返回信息、用户参数、唯一标识符和/或类似的。

[0196] 在前面的详细描述中,多个特征在示例中被组合在一起,目的是简化本公开。应当理解地,以上描述旨在说明性而非限制性。其旨在涵盖所有替代方案、修改和等效方案。考虑到前面所描述或建议的各种变型、修改和选项,本领域技术人员在阅读上述说明书后,许多其他示例将是显而易见的。

[0197] 简而言之,本发明至少提供了一种用于通过获取用户的多个图像、特别是视频来确定至少一个身体量度的方法。用户或朋友可以使用包括相机的移动设备,例如数码相机、智能手机、平板电脑等来容易地获取视频。可选地,本发明还提供至少基于确定的至少一个身体量度来生成衣服尺码推荐。服装尺码推荐可以考虑附加参数。为了确定身体量度和/或为了生成服装尺码推荐,可以使用人工智能实体,特别是机器学习实体,更特别的是人工神经网络。优选地,包括用户对过去某些服装物品对他们是否合适以及如何地合适他们的评分的退回信息被收集并用于人工智能实体的训练。

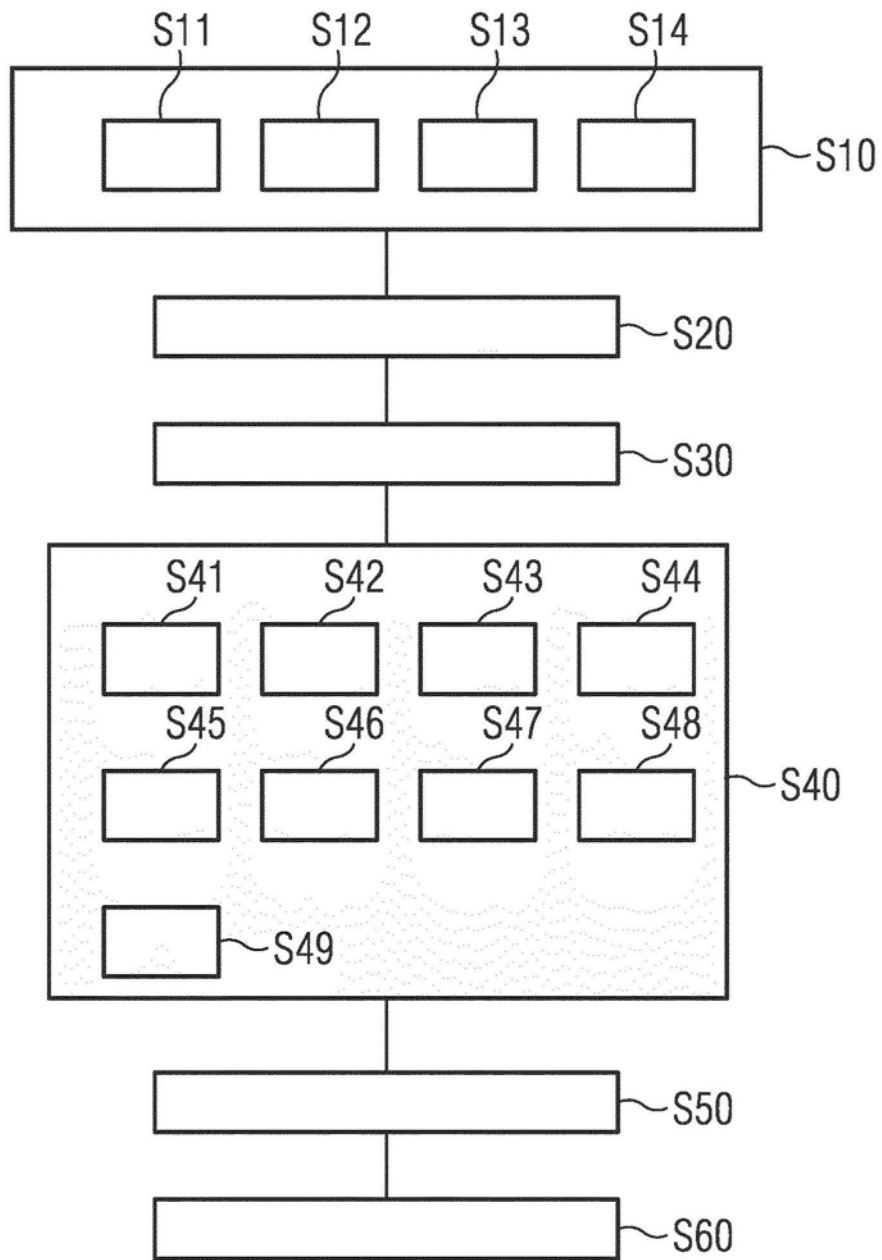


图1

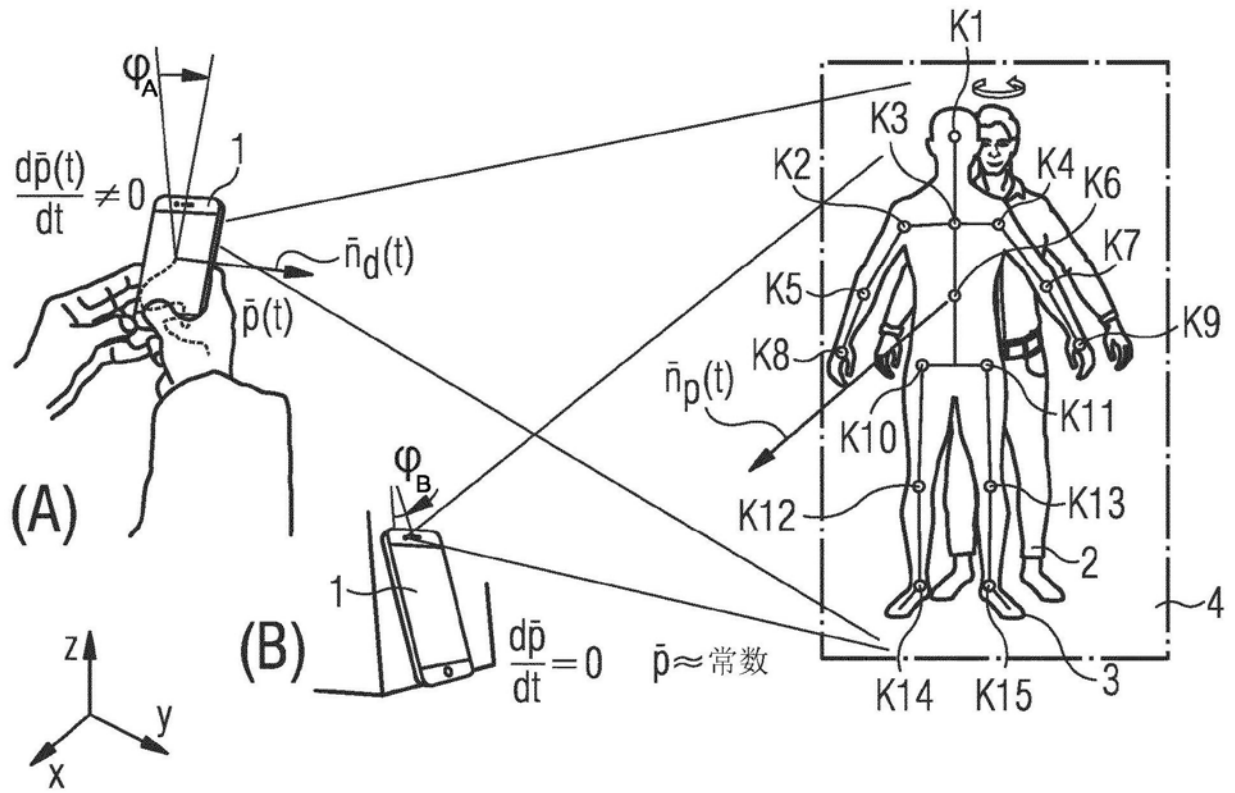


图2

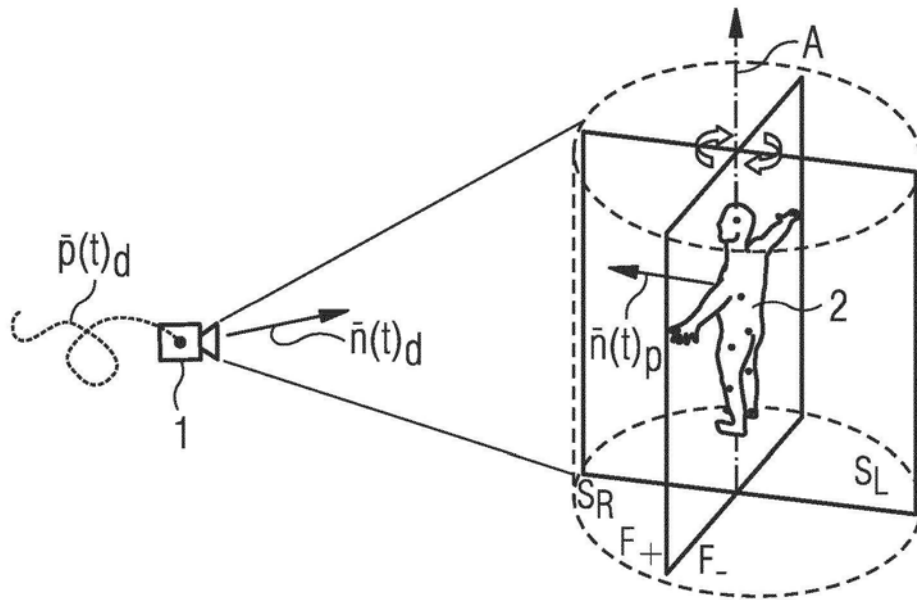


图3

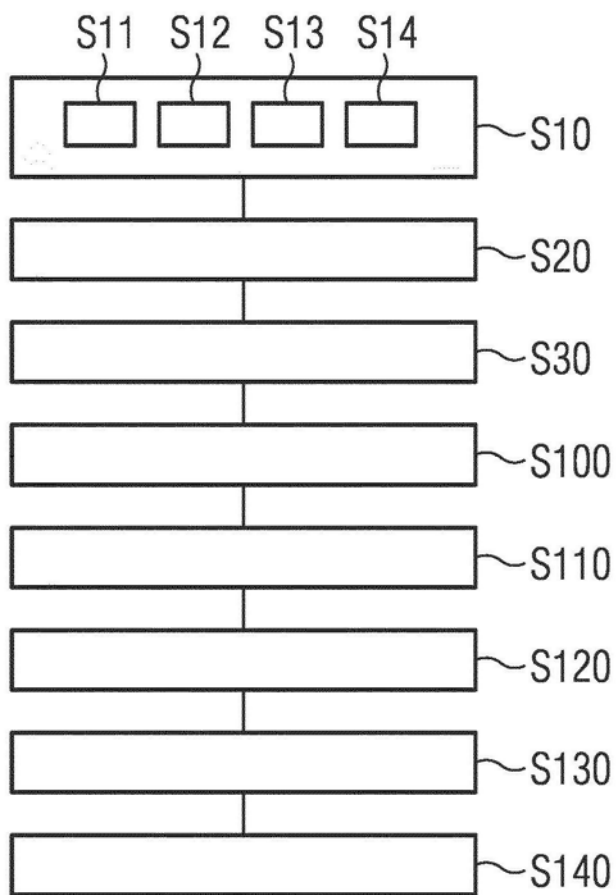


图4

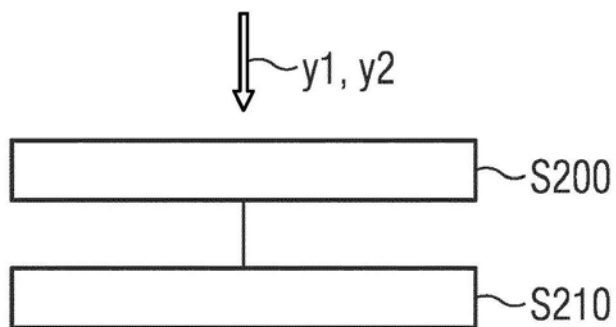


图5

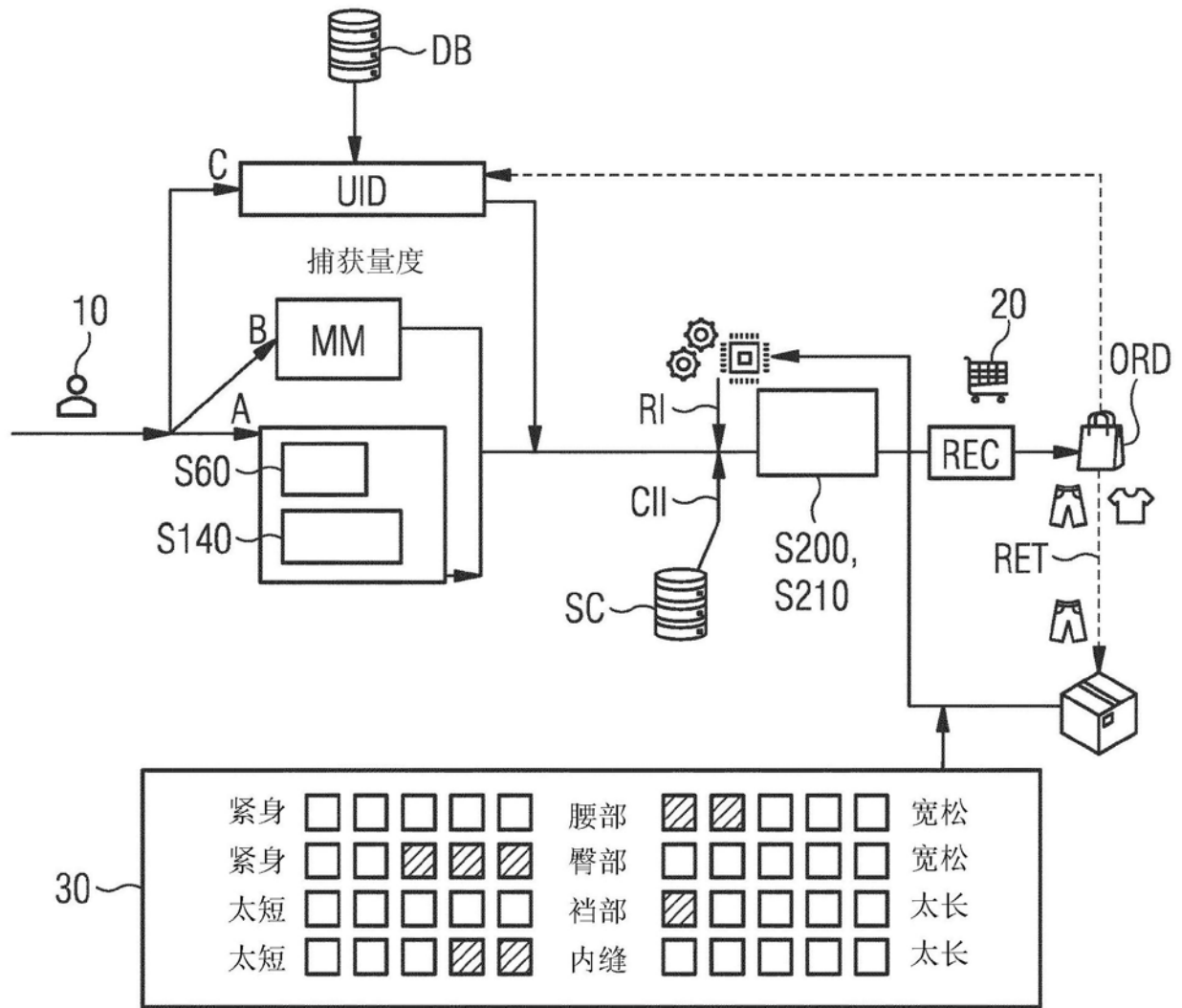


图6

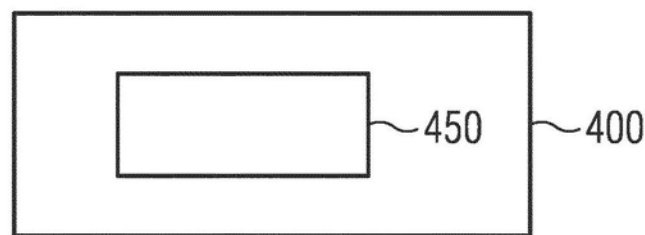


图7

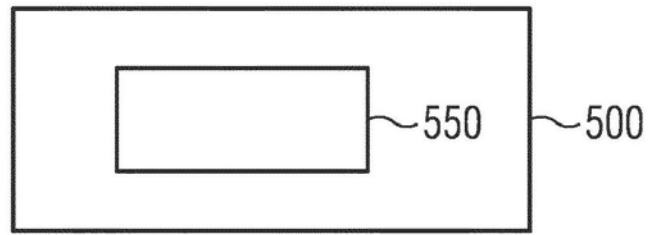


图8

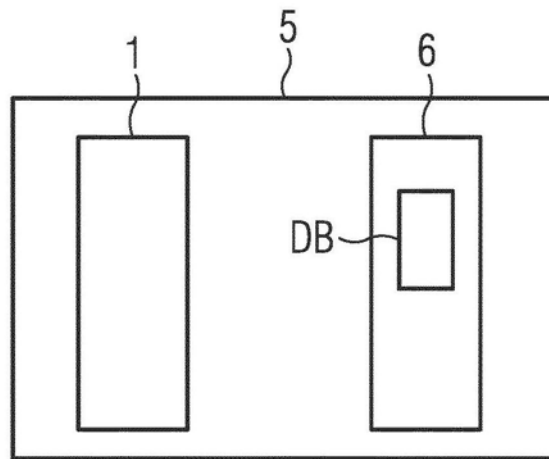


图9