(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109902548 A
(43)申请公布日 2019.06.18

(21)申请号 201810810453.9

(22)申请日 2018.07.20

(71)申请人 华为技术有限公司
地址 518129 广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼
申请人 中国科学院自动化研究所

(72)发明人 姚春凤 冯柏岚 黄凯奇 陈晓棠 李党伟 钱莉

(74)专利代理机构 广州三环专利商标代理有限公司 44202
代理人 郝传鑫 熊永强

(51)Int.Cl.
G06K 9/00(2006.01)
G06N 3/04(2006.01)

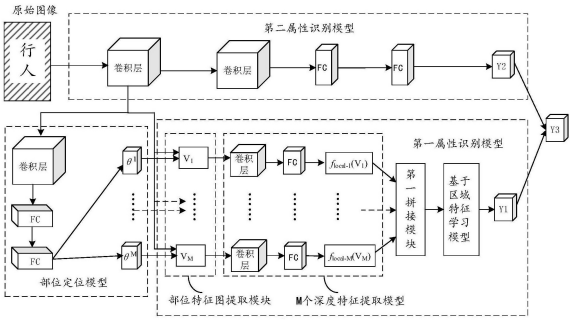
权利要求书3页 说明书17页 附图5页

(54)发明名称

一种对象属性识别方法、装置、计算设备及系统

(57)摘要

本发明实施例公开了一种对象属性的识别方法、装置、计算设备及系统，该方法包括：计算设备根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位的特征，得到M个部位特征图，进而，将所述M个部位特征图输入第一属性识别模型，得到目标对象的第一属性识别结果。其中，第一图像为原始图像或根据原始图像提取得到的原始特征图，该原始图像包括目标对象，目标对象包括M个部位，M个姿态关键点与M个部位一一对应，M个部位与M个部位特征图一一对应。本发明实施例在第一属性识别模型对目标对象进行属性识别之前，将第一图像拆解出与目标对象姿势无关的M个部位特征图，进而克服目标对象的姿势对识别结果的影响，使得对对象的属性识别更加准确，且鲁棒性好。



CN 109902548 A

1.一种对象属性识别方法,其特征在于,所述方法包括:

根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位的特征,得到M个部位特征图,其中,所述第一图像为原始图像或根据原始图像提取得到的原始特征图,所述原始图像包括目标对象,所述目标对象包括所述M个部位,所述M个姿态关键点与所述M个部位一一对应,所述M个部位与所述M个部位特征图一一对应;所述姿态关键点用于确定所述姿态关键点对应部件的位置,M为正整数;

将所述M个部位特征图输入第一属性识别模型,得到所述目标对象的第一属性识别结果。

2.如权利要求1所述的对象属性识别方法,其特征在于,所述根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位的特征,得到M个部位特征图,包括:

将所述第一图像输入到部位定位模型,得到M个姿态关键点分别对应部位的定位参数,第一姿态关键点对应部位的定位参数用于在所述第一图像中确定所述第一姿态关键点对应的部位所在的区域;其中,所述第一姿态关键点为所述M个姿态关键点中任意一个姿态关键点;

根据所述M个姿态关键点分别对应部位的定位参数,通过插值采样从所述第一图像中提取出所述M个部位分别对应的M个部位特征图。

3.如权利要求2所述的对象属性识别方法,其特征在于,姿态关键点k对应部位k的定位参数为第一位置坐标与第二位置坐标之间的仿射变换参数,所述第一位置坐标为所述部位k在所述第一图像中的位置坐标,所述第二位置坐标为所述部位k对应的部位特征图中的位置坐标,所述部位k对应的部位特征图的通过下述公式计算:

$$V_{k,i}=\sum_{n=1}^{H}\sum_{m=1}^{W}F_{m,n}\max\left(0,1-\left|Wx_{k,i}^{s}-m\right|\right)\max\left(0,1-\left|Hy_{k,i}^{s}-n\right|\right)$$

其中,k是部位的索引,k为正整数且k≤M;F为所述第一图像;V_k为所述部位k对应的部位特征图;i为所述部位k对应的部位特征图中坐标位置的索引;H为所述第一图像的高;W为所述第一图像的宽;$(x_{k,i}^{s},y_{k,i}^{s})$为所述部位k对应的部位特征图中的坐标位置i经过仿射变换后在所述第一图像中的归一化坐标;(m,n)为所述第一图像中的坐标位置。

4.如权利要求3所述的对象属性识别方法,其特征在于,所述部位k对应的部位特征图中坐标位置i的归一化坐标为$(x_{k,i}^{t},\ y_{k,i}^{t})$,其中,

$$\begin{pmatrix}x_{k,i}^{s}\\ y_{k,i}^{s}\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}\theta_{11}^{k} & \theta_{12}^{k} & \theta_{13}^{k}\\ \theta_{21}^{k} & \theta_{22}^{k} & \theta_{23}^{k}\end{pmatrix}\begin{pmatrix}x_{k,i}^{t}\\ y_{k,i}^{t}\\ 1\end{pmatrix}$$

,θ_{11}^{k}、θ_{12}^{k}、θ_{13}^{k}、θ_{21}^{k}、θ_{22}^{k}、θ_{23}^{k}是所述第一位置坐标与所述第二位置坐标之间的仿射变换参数,$(\theta_{13}^{k},\ \theta_{23}^{k})$为所述部件k对应姿态关键点的归一化坐标。

5.如权利要求2-4任意一项权利要求所述的对象属性识别方法,其特征在于,所述第一属性识别模型包括M个深度特征提取模型以及基于区域特征学习模型,其中,所述M个深度特征提取模型与所述部位一一对应,所述将所述M个部位特征图输入到第一属性识别模型,得到所述目标对象的第一属性识别结果,包括:

将所述M个部位特征图分别输入到M个深度特征提取模型,得到M个深度部位特征图,其

中，所述M个深度部位特征图与所述M个部位一一对应，第一部位对应的深度特征提取模型用于从所述第一部位对应的部位特征图中提取所述第一部位对应的深度部位特征图，所述第一部位为所述M个部位中任意一个部位；

将提取得到的所述M个深度部位特征图进行拼接；

将拼接后的深度部位特征图输入到所述基于区域特征学习模型，得到所述目标对象的第一属性识别结果。

6.如权利要求1-5任意一项权利要求所述的对象属性识别方法，其特征在于，所述方法还包括：

将所述第一图像输入到第二属性识别模型，识别出所述目标对象的第二属性识别结果；

根据所述第一识别结果和所述第二识别结果，计算所述目标对象的的第三识别结果，其中，所述第三识别结果计算方法为：Y3＝αY1+βY2；α、β为大于0的常数，Y1为所述第一属性识别结果，Y2为所述第二属性识别结果。

7.一种属性识别装置，其特征在于，所述属性识别装置包括：

部位特征提取单元，用于根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位的特征，得到M个部位特征图，其中，所述第一图像为原始图像或根据原始图像提取得到的原始特征图，所述原始图像包括目标对象，所述目标对象包括所述M个部位，所述M个姿态关键点与所述M个部位一一对应，所述M个部位与所述M个部位特征图一一对应；所述姿态关键点用于确定所述姿态关键点对应部件的位置，M为正整数；

第一属性识别单元，用于将所述M个部位特征图输入第一属性识别模型，得到所述目标对象的第一属性识别结果。

8.如权利要求7所述的属性识别装置，其特征在于，所述部位特征提取单元具体用于：

将所述第一图像输入到部位定位模型，得到M个姿态关键点分别对应部位的定位参数，第一姿态关键点对应部位的定位参数用于在所述第一图像中确定所述第一姿态关键点对应的部位所在的区域；其中，所述第一姿态关键点为所述M个姿态关键点中任意一个姿态关键点；

根据所述M个姿态关键点分别对应部位的定位参数，通过插值采样从所述第一图像中提取出所述M个部位分别对应的M个部位特征图。

9.如权利要求8所述的属性识别装置，其特征在于，姿态关键点k对应部位k的定位参数为第一位置坐标与第二位置坐标之间的仿射变换参数，所述第一位置坐标为所述部位k在所述第一图像中的位置坐标，所述第二位置坐标为所述部位k对应的部位特征图中的位置坐标，所述部位k对应的部位特征图的通过下述公式计算：

$$V_{k,i}=\sum_{n=1}^{H}\sum_{m=1}^{W}F_{m,n}\max\left(0,1-\left|Wx_{k,i}^{s}-m\right|\right)\max\left(0,1-\left|Hy_{k,i}^{s}-n\right|\right)$$

其中，k是部位的索引，k为正整数且k≤M；F为所述第一图像；V_k为所述部位k对应的部位特征图；i为所述部位k对应的部位特征图中坐标位置的索引；H为所述第一图像的高；W为所述第一图像的宽；$\left(x_{k,i}^{s},y_{k,i}^{s}\right)$为所述部位k对应的部位特征图中的坐标位置i经过仿射变换后在所述第一图像中的归一化坐标；(m,n)为所述第一图像中的坐标位置。

10.如权利要求9所述的属性识别装置，其特征在于，所述部位k对应的部位特征图中坐标位置i的归一化坐标为$(x_{k,i}^{t}, y_{k,i}^{t})$，其中，

$\begin{pmatrix} x_{k,i}^{s} \\ y_{k,i}^{s} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \theta_{11}^{k} & \theta_{12}^{k} & \theta_{13}^{k} \\ \theta_{21}^{k} & \theta_{22}^{k} & \theta_{23}^{k} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{k,i}^{t} \\ y_{k,i}^{t} \\ 1 \end{pmatrix}$，$\theta_{11}^{k}$、$\theta_{12}^{k}$、$\theta_{13}^{k}$、$\theta_{21}^{k}$、$\theta_{22}^{k}$、$\theta_{23}^{k}$是所述第一位置坐标与所述第二位置坐标之间的仿射变换参数，$(\theta_{13}^{k}, \theta_{23}^{k})$为所述部件k对应姿态关键点的归一化坐标。

11.如权利要求8-10任意一项权利要求所述的属性识别装置，其特征在于，所述第一属性识别模型包括M个深度特征提取模型以及基于区域特征学习模型，其中，所述M个深度特征提取模型与所述部位一一对应，所述第一属性识别单元具体用于：

将所述M个部位特征图分别输入到M个深度特征提取模型，得到M个深度部位特征图，其中，所述M个深度部位特征图与所述M个部位一一对应，第一部位对应的深度特征提取模型用于从所述第一部位对应的部位特征图中提取所述第一部位对应的深度部位特征图，所述第一部位为所述M个部位中任意一个部位；

将提取得到的所述M个深度部位特征图进行拼接；

将拼接后的深度部位特征图输入到所述基于区域特征学习模型，得到所述目标对象的第一属性识别结果。

12.权利要求7-11任意一项权利要求所述的属性识别装置，其特征在于，所述属性识别装置还包括：

第二属性识别单元，用于：将所述第一图像输入到第二属性识别模型，识别出所述目标对象的第二属性识别结果；

属性融合单元，用于根据所述第一识别结果和所述第二识别结果，计算所述目标对象的第三识别结果，其中，所述第三识别结果计算方法为：Y3＝αY1+βY2；α、β为大于0的常数，Y1为所述第一属性识别结果，Y2为所述第二属性识别结果。

13.一种计算设备，其特征在于，所述计算设备包括处理器和耦合所述处理器的存储器，所述存储器用于数据和程序代码，所述处理器用于调用所述存储器存储的程序代码执行如权利要求1-6任意一项权利要求所述的对象属性识别方法。

14.一种计算机存储介质，其特征在于，所述计算机存储介质用于计算机软件指令，所述计算机软件指令当被计算机执行时使所述计算机执行如权利要求1-5中任一权利要求所述的对象属性识别方法。

一种对象属性识别方法、装置、计算设备及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理技术领域，尤其涉及一种对象属性识别方法、装置、计算设备及系统。

背景技术

[0002] 随着图像识别技术的快速发展，很多应用中采用了各种识别技术，例如，人脸识别技术和对象的属性识别技术。特别是在基于行人的检索领域，行人的属性识别至关重要。

[0003] 早期的行人属性识别一般都是靠人工设计的特征，再基于支持向量机(SVM)进行分类。但是手工设计的特征很难处理实际监控场景下的各种复杂条件以及行人自身的各种变化，如姿态、视角等。最近的基于深度卷积神经网络的属性识别模型通常是基于整体图像，即，将行人图像输入到深度卷积神经网络中提取行人属性共享的特征，再对每一个属性单独学习属性分类器。然而，行人的图像通常具有各式各样的姿势，比如图像中行人有的是站着的、有的是坐着的、有的是骑自行车等，刚性的深度卷积神经网络很难克服行人姿态的变化，对行人属性的识别不准确、鲁棒性差。

发明内容

[0004] 本发明实施例所要解决的技术问题在于，提供一种对象属性的识别方法、装置、计算设备及系统，基于M个姿态关键点确定的M个部位特征图进行属性识别，能克服目标对象的姿势对识别结果的影响，使得对对象的属性识别更加准确。

[0005] 第一方面，本发明实施例提供了一种对象属性的识别方法，该方法包括：计算设备根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位的特征，得到M个部位特征图，进而，将所述M个部位特征图输入第一属性识别模型，得到目标对象的第一属性识别结果。其中，第一图像为原始图像或根据原始图像提取得到的原始特征图，该原始图像包括目标对象，目标对象包括M个部位，M个姿态关键点与M个部位一一对应，M个部位与M个部位特征图一一对应；姿态关键点用于确定姿态关键点对应部件的位置，M为正整数。

[0006] 通过执行上述方法，在第一属性识别模型对目标对象进行属性识别之前，根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位分别对应的部位特征图，即将第一图像拆解出与目标对象的姿势无关的M个部位特征图，将与目标对象的姿势无关的M个部位特征图输入到第一属性识别模型进行模型训练和识别，进而克服目标对象的姿势对识别结果的影响，使得对对象属性的识别更加准确，且鲁棒性好。

[0007] 在一种可能的实现方式中，计算设备根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位的特征，得到M个部位特征图的一种实现方式可以是：

[0008] 计算设备将第一图像输入到部位定位模型，得到M个姿态关键点分别对应部位的定位参数，第一姿态关键点对应部位的定位参数用于在第一图像中确定第一姿态关键点对应的部位所在的区域；根据所述M个姿态关键点分别对应部位的定位参数，通过插值采样从所述第一图像中提取出所述M个部位分别对应的M个部位特征图。其中，第一姿态关键点为M

个姿态关键点中任意一个姿态关键点。

[0009] 通过执行上述方法，部件定位模型根据姿态关键点来确定部位，实现无论目标对象处于何种姿势，都能准确的定位到目标对象的各个部位，进而提取到各个部位对应的部位特征图，使得第一属性识别模型可以基于部位特征图实现对目标对象的属性识别。

[0010] 在又一种可能的实现方式中，姿态关键点k对应部位k的定位参数为第一位置坐标与第二位置坐标之间的仿射变换参数，所述第一位置坐标为所述部位k在所述第一图像中的位置坐标，所述第二位置坐标为所述部位k对应的部位特征图中的位置坐标，所述部位k对应的部位特征图的通过下述公式计算：

[0011] $$V_{k,i}=\sum_{n=1}^{H}\sum_{m=1}^{W}F_{m,n}\max\left(0,1-\left|Wx_{k,i}^{s}-m\right|\right)\max\left(0,1-\left|Hy_{k,i}^{s}-n\right|\right)$$

[0012] 其中，k是部位的索引，k为正整数且k≤M；F为所述第一图像；V_k为所述部位k对应的部位特征图；i为所述部位k对应的部位特征图中坐标位置的索引；H为所述第一图像的高；W为所述第一图像的宽；$\left(x_{k,i}^{s},y_{k,i}^{s}\right)$为所述部位k对应的部位特征图中的坐标位置i经过仿射变换后在所述第一图像中的归一化坐标；(m,n)为所述第一图像中的坐标位置。

[0013] 通过执行上述方法，通过仿射变换参数在第一图像中确定第一姿态关键点对应的部位所在的区域，通过插值采样确定部位特征图，以实现从第一图像中提取部件特征图。

[0014] 可选地，部位k对应的部位特征图中坐标位置i的归一化坐标为$(x_{k,i}^{t},\ y_{k,i}^{t})$，其中，

[0015] $$\begin{pmatrix}x_{k,i}^{s}\\y_{k,i}^{s}\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}\theta_{11}^{k}&\theta_{12}^{k}&\theta_{13}^{k}\\\theta_{21}^{k}&\theta_{22}^{k}&\theta_{23}^{k}\end{pmatrix}\begin{pmatrix}x_{k,i}^{t}\\y_{k,i}^{t}\\1\end{pmatrix}$$，θ_{11}^{k}、θ_{12}^{k}、θ_{13}^{k}、θ_{21}^{k}、θ_{22}^{k}、θ_{23}^{k}是第一位置坐标与第二位置坐标之间的仿射变换参数，$(\theta_{13}^{k},\ \theta_{23}^{k})$为部件k对应姿态关键点的归一化坐标。

[0016] 在又一种可能的实现方式中，第一属性识别模型包括M个深度特征提取模型以及基于区域特征学习模型，其中，M个深度特征提取模型与M个部位一一对应，计算设备将所述M个部位特征图输入到第一属性识别模型，得到目标对象的第一属性识别结果的一种实现方式可以是：

[0017] 计算设备将所述M个部位特征图分别输入到M个深度特征提取模型，得到M个深度部位特征图，其中，所述M个深度部位特征图与所述M个部位一一对应，第一部位对应的深度特征提取模型用于从所述第一部位对应的部位特征图中提取所述第一部位对应的深度部位特征图，所述第一部位为所述M个部位中任意一个部位；

[0018] 将提取得到的所述M个部位分别对应的深度特征图进行拼接；

[0019] 将拼接后的深度特征图输入到所述基于区域特征学习模型，得到所述目标对象的第一属性识别结果。

[0020] 在又一种可能的实现方式中，该方法还可以包括：计算设备将所述第一图像输入到第二属性识别模型，识别出所述目标对象的第二属性识别结果；进而，根据所述第一识别结果和所述第二识别结果，计算所述目标对象的第三识别结果，其中，所述第三识别结果计算方法为：Y3＝αY1+βY2；α、β为大于0的常数，Y1为所述第一属性识别结果，Y2为所述第二属

性识别结果。

[0021] 通过执行上述方法，将基于全局(即第一图像)的第二属性识别结果和基于局部(即M个部位特征图)的第一属性识别结果进行融合，以使得到的第三属性识别结果同时考虑了全局和局部的影响，进一步提高属性识别的准确性和鲁棒性。

[0022] 第二方面，本申请实施例还提供了一种属性识别装置，该装置包括用于执行第一方面或第一方面的任一种可能实现方式所提供的对象属性识别方法的模块或单元。

[0023] 第三方面，本申请实施例还提供了一种计算设备，该计算设备包括处理器和耦合所述处理器的存储器，所述存储器用于存储程序代码，所述处理器用于调用所述存储器存储的程序代码执行第一方面或第一方面的任一种可能实现方式所提供的对象属性识别方法。

[0024] 第四方面，本申请实施例还提供了一种计算机存储介质，所述计算机存储介质用于计算机软件指令，所述计算机软件指令当被计算机执行时使所述计算机执行如第一方面所述的任意一种对象属性识别方法。

[0025] 第五方面，本申请实施例还提供了一种计算机程序，所述计算机程序包括计算机软件指令，所述计算机软件指令当被计算机执行时使所述计算机执行如第一方面所述的任意一种对象属性识别方法。

[0026] 第六方面，本申请实施例还提供一种芯片，所述芯片包括处理器与数据接口，所述处理器通过所述数据接口读取存储器上存储的指令，执行第一方面或第一方面的任一种可能实现方式所提供的对象属性识别方法。

[0027] 可选地，作为一种实现方式，所述芯片还可以包括存储器，所述存储器中存储有指令，所述处理器用于执行所述存储器上存储的指令，当所述指令被执行时，所述处理器用于执行第一方面中或第一方面的任一种可能实现方式所提供的对象属性识别方法。

[0028] 第七方面，提供一种计算设备，该计算设备包括上述第二方面中的属性识别装置。

附图说明

[0029] 为了更清楚地说明本发明实施例或背景技术中的技术方案，下面将对本发明实施例或背景技术中所需要使用的附图进行说明。

[0030] 图1是本申请实施例提供的一种卷积神经网络的框架示意图；

[0031] 图2是本申请实施例提供的一种对象属性识别系统框架示意图；

[0032] 图3是本申请实施例提供的一种对象属性识别方法的流程示意图；

[0033] 图4是本申请实施例提供的另一种对象属性识别系统框架示意图；

[0034] 图5是本申请实施例提供的另一种对象属性识别方法的流程示意图；

[0035] 图6是本发明实施例提供的一种属性识别装置的结构示意图；

[0036] 图7是本发明实施例提供的另一种属性识别装置的结构示意图；

[0037] 图8是本申请实施例提供的又一种计算设备的结构示意图；

[0038] 图9是本申请实施例提供的一种芯片的硬件结构示意图。

具体实施方式

[0039] 下面对本发明各个实施例涉及的相关概念进行简要介绍：

[0040] 卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)是一种带有卷积结构的深度神经网络。卷积神经网络包含了一个由卷积层和子采样层构成的特征抽取器。该特征抽取器可以看作是滤波器,卷积过程可以看作是使用一个可训练的滤波器与一个输入的图像或者卷积特征平面(feature map)做卷积。卷积层是指卷积神经网络中对输入信号进行卷积处理的神经元层。在卷积神经网络的卷积层中,一个神经元可以只与部分邻层神经元连接。一个卷积层中,通常包含若干个特征平面,每个特征平面可以由一些矩形排列的神经单元组成。同一特征平面的神经单元共享权重,这里共享的权重就是卷积核。共享权重可以理解为提取图像信息的方式与位置无关。这其中隐含的原理是:图像的某一部分的统计信息与其他部分是一样的。即意味着在某一部分学习的图像信息也能用在另一部分上。所以对于图像上的所有位置,都能使用同样的学习得到的图像信息。在同一卷积层中,可以使用多个卷积核来提取不同的图像信息,一般地,卷积核数量越多,卷积操作反映的图像信息越丰富。

[0041] 卷积核可以以随机大小的矩阵的形式初始化,在卷积神经网络的训练过程中卷积核可以通过学习得到合理的权重。另外,共享权重带来的直接好处是减少卷积神经网络各层之间的连接,同时又降低了过拟合的风险。

[0042] 如图1所示,卷积神经网络(CNN)100可以包括输入层(input layer)110,卷积层(convolutional layer)/激活层(activation layer)/池化层(pooling layer)120,以及全连接层(fully connected layer)130。其中,激活层和池化层都为可选的。卷积神经网络100可以包括多个卷积层,任意一个卷积层后可以连接一个激活层和/或池化层。如图1所示121层为卷积层,122层为池化层,123层为卷积层,124层为池化层,125为卷积层,126为池化层;在另一种实现方式中,121、122为卷积层,123为池化层,124、125为卷积层,126为池化层。卷积层的输出可以作为随后的池化层的输入,也可以作为另一个卷积层的输入以继续进行卷积操作。

[0043] 输入层110主要对输入的图像进行预处理,其中,包括去均值和归一化等。

[0044] 下面将以卷积层121为例,介绍一层卷积层的内部工作原理。

[0045] 卷积层121可以包括很多个卷积核,其在图像处理中的作用相当于一个从输入图像矩阵中提取特定信息的过滤器,卷积核本质上可以是一个权重矩阵,这个权重矩阵通常被预先定义,在对图像进行卷积操作的过程中,权重矩阵通常在输入图像上沿着水平方向一个像素接着一个像素(或两个像素接着两个像素……这取决于步长stride的取值)的进行处理,从而完成从图像中提取特定特征的工作。该权重矩阵的大小应该与图像的大小相关,需要注意的是,权重矩阵的纵深维度(depth dimension)和输入图像的纵深维度是相同的,在进行卷积运算的过程中,权重矩阵会延伸到输入图像的整个深度。因此,和一个单一的权重矩阵进行卷积会产生一个单一纵深维度的卷积化输出,但是大多数情况下不使用单一权重矩阵,而是应用多个尺寸(行×列)相同的权重矩阵,即多个同型矩阵。每个权重矩阵的输出被堆叠起来形成卷积图像的纵深维度,这里的维度可以理解为由上面所述的“多个”来决定。不同的权重矩阵可以用来提取图像中不同的特征,例如一个权重矩阵用来提取图像边缘信息,另一个权重矩阵用来提取图像的特定颜色,又一个权重矩阵用来对图像中不需要的噪点进行模糊化等。该多个权重矩阵尺寸(行×列)相同,经过该多个尺寸相同的权重矩阵提取后的特征图的尺寸也相同,再将提取到的多个尺寸相同的特征图合并形成卷积

运算的输出。

[0046] 这些权重矩阵中的权重值在实际应用中需要经过大量的训练得到，通过训练得到的权重值形成的各个权重矩阵可以用来从输入图像中提取信息，从而使得卷积神经网络100进行正确的预测。

[0047] 当卷积神经网络100有多个卷积层的时候，初始的卷积层(例如121)往往提取较多的一般特征，该一般特征也可以称之为低级别的特征；随着卷积神经网络100深度的加深，越往后的卷积层(例如126)提取到的特征越来越复杂，比如高级别的语义之类的特征，语义越高的特征越适用于待解决的问题。

[0048] 激活层：

[0049] 在一个卷积层之后可以应用一个激活层，以将非线性因素引入到模型中，增加了模型和整个卷积神经网络的非线性属性。激活函数可以包括Tanh函数、ReLU函数、Leaky ReLU函数、Maxout函数等。

[0050] 池化层：

[0051] 由于常常需要减少训练参数的数量，因此卷积层之后常常需要周期性的引入池化层，在如图1中120所示例的121-126各层，可以是一层卷积层后面跟一层池化层，也可以是多层卷积层后面接一层或多层池化层。在图像处理过程中，池化层的唯一目的就是减少图像的空间大小。池化层可以包括平均池化算子和/或最大池化算子，以用于对输入图像进行采样得到较小尺寸的图像。平均池化算子可以在特定范围内对图像中的像素值进行计算产生平均值作为平均池化的结果。最大池化算子可以在特定范围内取该范围内值最大的像素作为最大池化的结果。另外，就像卷积层中用权重矩阵的大小应该与图像尺寸相关一样，池化层中的运算符也应该与图像的大小相关。通过池化层处理后输出的图像尺寸可以小于输入池化层的图像的尺寸，池化层输出的图像中每个像素点表示输入池化层的图像的对应子区域的平均值或最大值。

[0052] 全连接层130：

[0053] 在经过卷积层/激活层/池化层120的处理后，卷积神经网络100还不足以输出所需要的输出信息。因为如前所述，卷积层/池化层120只会提取特征，并减少输入图像带来的参数。然而为了生成最终的输出信息(所需要的类信息或其他相关信息)，卷积神经网络100需要利用全连接层130来生成一个或者一组所需要的类的数量的输出。因此，在全连接层130中可以包括多层隐含层(如图1所示的131、132至13n)以及输出层140，该多层隐含层中所包含的参数可以根据具体的任务类型的相关训练数据进行预先训练得到。本申请实施例中，对于的部位定位模型来说，该任务类型为高层的属性识别和姿态关键点回归；对于第一属性识别模型或第二属性识别模型来说，该任务类型为高层的属性识别。

[0054] 在全连接层130中的多层隐含层之后，也就是整个卷积神经网络100的最后层为输出层140，该输出层140具有类似分类交叉熵的损失函数，具体用于计算预测误差，一旦整个卷积神经网络100的前向传播(如图1由110至140方向的传播为前向传播)完成，反向传播(如图1由140至110方向的传播为反向传播)就会开始更新前面提到的各层的权重值以及偏差，以减少卷积神经网络100的损失，及卷积神经网络100通过输出层输出的结果和理想结果之间的误差。

[0055] 需要说明的是，如图1所示的卷积神经网络100仅作为一种卷积神经网络的示例，

在具体的应用中，卷积神经网络还可以以其他网络模型的形式存在。

[0056] 底层特征，直接提取自原始图像的特征。

[0057] 中层特征，介于底层特征和语义特征之间的，经过卷积层/池化层提取得到的，为卷积神经网络中的某一层的特征。

[0058] 语义特征，有直接的语义含义的，或者直接和语义相关的特征，本申请实施例中称为属性。

[0059] 支持向量机(support vector machine，SVM)是与相关的学习算法有关的监督学习模型，可以分析数据，识别模式，用于模式识别、分类和回归分析等。

[0060] 下面结合本发明实施例中的附图对本发明实施例进行描述。

[0061] 请参阅图2，图2是本申请实施例提供的一种对象属性识别系统框架示意图。该对象属性识别系统可以包括：第一属性识别模型、第二属性识别模型、部位定位模型、部位特征图提取模块等。其中：

[0062] 第一图像为待识别图像，可以是原始图像或根据原始图像提取得到的原始特征图，其中，原始图像包括目标对象，目标对象包括M个部位。可选地，原始特征图是原始图像经过第二属性识别模型的一个或多个卷积层/池化层提取得到的中层特征。本发明实施例以第一图像为原始特征图为例来说明，可以理解，本申请实施例也可以不包括第二属性识别模型，第一图像为原始图像。

[0063] 部位定位模型可以是卷积神经网络，用于根据输入的第一图像得到M个部位的定位参数，通常包括输入层、一个或多个卷积层、一个或多个池化层、全连接层等。该部位的定位参数用于确定该姿态关键点对应的部位在第一图像中的区域。部位的定位参数可以是仿射变换参数，包括平移参数和变换参数，该平移参数包括水平平移参数和垂直平移参数，水平平移参数和垂直平移参数确定的坐标即为通过部位定位模型得到的姿态关键点在第一图像中的位置坐标。

[0064] 将第一图像输入到部位定位模型，得到M个姿态关键点以及该M个姿态关键点分别对应部位的定位参数。可以理解，部位定位模型输出M组定位参数。每一组定位参数用于确定一个部位。

[0065] 部位特征图提取模块用于根据输入的M组定位参数和第一图像，在第一图像中确定M个姿态关键点分别对应部位所在的区域，得到M个部位特征图，M个部位与M个部位特征图一一对应。本申请实施例的一种具体实现中，将M定位参数输入到部位特征图提取模块，部位特征图提取模块通过插值采样从第一图像中提取出M个部位分别对应的M个部位特征图。

[0066] 第一属性识别模型用于从输入到该模型的M个部位特征图中提取目标对象的L个属性中每个属性的第一属性识别结果，M、L为正整数。

[0067] 第二属性识别模型用于从输入到该模型的原始图像提取目标对象的L个属性中每个属性的第二属性识别结果。第二属性识别模型可以是卷积神经网络，可以包括输入层、一个或多个卷积层、一个或多个池化层以及全连接层等组成。可以理解，第二属性识别模型是基于原始图像的整体进行属性识别。

[0068] 在本申请的一种实现中，第一属性识别模型可以包括与M个深度特征提取模型、第一拼接模块以及基于区域特征学习模型。其中，M个深度特征提取模型与M个部位一一对应，

部位j对应的深度特征提取模型用于从部位j对应的部位特征图中提取该部位j对应的深度部位特征图，j为部位的索引，j为正整数且j≤M。

[0069] 深度特征提取模型可以包括一层或多层卷积层、一层或多层池化层、全连接层等，以从输入的部位特征图中提取该部位特征图对应的部位的深度特征。例如，部位j对应的部位特征图输入到该部位j对应的深度特征提取模型中，以从部位j对应的部位特征图中提取部位j的深度部件特征图。

[0070] 拼接模块对M个深度特征提取模型输出的M个部位分别对应的深度部件特征图进行拼接。拼接后的深度部件特征图输入到基于区域特征学习模型，以得到对象L个属性中每个属性的第一属性识别结果。该基于区域特征学习模型可以包括一个或多个卷积层、池化层、全连接层等。在本申请另一种实施例中，该基于区域特征学习模型也可以仅包括全连接层。

[0071] 在本申请的另一种实现中，该第一属性识别系统还可以包括第二拼接模块，该第二拼接模块用于对M个部位特征图进行拼接。拼接后的M个部位特征图输入到第一属性识别模型。此时，该第一属性识别模型可以包括一层或多层卷积层、一层或多层池化层、全连接层等。第一属性识别模型从拼接后的M个部位特征图提取出对象的L个属性中每个属性的第一属性识别结果，可以理解，该第一属性识别模型是基于M个部位特征图的学习模型。

[0072] 应理解，第一属性识别模型和第二属性识别模型得到的L个属性类别相同，但各个属性的识别结果不同。可选地，该属性识别系统还可以包括结果融合模块，用于将第一属性识别模型得到的对象的L个属性中每个属性的第一属性识别结果和第二属性识别模型得到的对象的L个属性中每个属性的第二属性识别结果进行融合，计算得到L个属性中每个属性的第三属性识别结果。进一步地，还可以将第三属性识别结果通过Sigmoid函数转化为属性识别概率，以指示属性的预测概率。

[0073] 在执行本申请实施例所述的对象属性识别方法之前，各个模型为训练好的模型，下面介绍本申请各个模型的训练方法：

[0074] 本申请一实施例中，第一属性识别模型、部位定位模型可以一起训练。其中，在部位定位模型中，不同姿态关键点相关的区域可以共享前端的特征学习网络，并学习各自相关的区域的仿射变换参数。特别指出，在部位定位模型的训练过程中，我们通过两个任务来对部位定位模型进行监督训练，一个是高层的属性识别，另外一个是姿态关键点回归。高层的属性识别，可以采用交叉熵进行优化。在优化的过程中，梯度信息从后端的基于区域的特征学习模型，经过M个深度特征提取模型，最后传到部位定位模型。姿态关键点回归，可以采用欧式损失。在优化过程中，梯度信息直接传到部位定位模型。最后，我们利用来自属性识别优化目标的梯度信息和来自姿态关键点回归优化目标的梯度信息，来对部位定位模型进行参数更新。需要说明的是，姿态关键点回归的损失为了更好地让对每一个姿态关键点都学习各自姿态关键点相关的部位区域。

[0075] 可以理解，在本申请的另一实施例中，第一属性识别模型、部位定位模型、第二属性识别模型可以单独训练。其中，在部位定位模型的训练过程中，我们通过部位的定位参数来对部位定位模型进行监督训练；在第一属性识别模型或第二属性识别模型的训练过程中，通过对属性的识别来对第一属性识别模型或第二属性识别模型进行监督训练，不同的是，第一属性识别模型和第二属性识别模型的样本数据不同。第一属性识别模型是基于M个

部位特征图来训练，该M和部位特征图是基于第一图像输入到训练得到的部位定位模型得到的M个部位的定位参数在第一图像上采集得到的；而，第二属性识别模型是基于原始图像或第一图像来训练。

[0076] 需要说明的是，上述各个模型或模块可以在一个计算设备中执行，也可以分布在多个计算设备中执行，比如分布式云计算系统。本申请不作限定。计算设备可以是终端设备、也可以是服务器。终端设备可以是手机、台式计算机、便携式计算机、平板电脑或其他包括可执行本申请中对象属性识别方法的中部分或全部流程的电子设备，本申请不作限定。

[0077] 需要说明的是，上述各个模型或模块的具体功能实现可以参照下述模型训练方法或对象属性识别方法实施例中相关描述，本申请实施例不再赘述。

[0078] 第一属性识别模型、第二属性识别模型、部位定位模型等可以是神经网络、卷积神经网络、支持向量机等机器学习模型，本发送实施例不作限定。

[0079] 本申请实施例所述的对象属性识别系统，可以应用于基于属性的对象的检索、分析等领域。例如，行人属性识别利用计算机视觉技术对行人图像进行智能分析，进而判断出该行人的各种细粒度属性，比如性别、年龄、衣服颜色和类型、背包等，进一步地，应用于行人基于属性描述的行人检索等，以快速查找到该行人。

[0080] 下面结合图2对象属性识别系统框架图及图3所示的对象属性识别方法的流程示意图对本申请实施例中对象属性识别方法进行描述。本申请中对象属性识别方法的执行主体可以是计算设备、属性识别装置、计算设备中处理器或分布式计算机系统等，本申请实施例以计算设备为例来说明，该对象属性识别方法可以包括如下步骤：

[0081] S1：计算设备根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位的特征，得到M个部位特征图。其中，第一图像为原始图像或根据原始图像提取得到的原始特征图，原始图像包括目标对象，目标对象包括M个部位，M个姿态关键点与M个部位一一对应，M个部位与M个部位特征图一一对应，M为正整数。

[0082] S2：将所述M个部位特征图输入到第一属性识别模型，以得到所述目标对象第一属性识别结果。

[0083] 其中，第一图像可以是原始图像，该原始图像包括目标对象，目标对象可以是人、动物或物体，比如汽车、自行车等，本申请实施例不作限定。第一图像也可以是提取原始图像的中层特征所得到的原始特征图。姿态关键点为第一图像中目标对象上的位置点，用于确定目标对象中该姿态关键点对应部位的位置。可以理解，原始图像中目标对象、部位、姿态关键点可以映射到原始特征图。

[0084] 部位定位是指从一个包括对象(比如行人)整体的特征图(本申请中称为第一图像)中，提取一个行人的部位区域，比如头部区域或脚部区域。在本发明中，部位是和行人姿态关键点相关的一个区域，可以基于第一图像中姿态关键点确定目标对象的姿态，以及确定该姿态关键点对应的部位的位置。姿态关键点为第一图像上的一个位置点。以目标对象为人为例，在原始图像中姿态关键点的物理意义可以是人体骨骼关键点，例如，右肩、右肘、右腕、左肩、左肘、左腕、右髋、右膝、右踝、左髋、左膝、左踝、头顶、脖子等。比如，对于姿态关键点为右踝，部位定位是以右踝这个关键点为中心，把整个脚部的区域给找出来，目的是为了更好地识别脚部相关的属性。由于行人的姿态不断变化，基于姿态关键点来确定行人的部位更加精确。

[0085] 本申请中以目标对象为人为例，该姿态关键点可以为右踝，其对应的部位为右脚；又例如，姿态关键点为左腕，其对应的部位为左手；又例如，关键点为左肘，其对应的部位为左手臂等。可以理解的是，对象还可以是汽车，部位还可以是车轮、车窗、车门等，本申请实施例不作限定。

[0086] 第一属性识别结果包括对该目标对象的多个属性的识别结果，具体包括多个属性中每个属性的预测得分。例如L个属性，L为正整数，第一属性为L个属性中任意一种属性，通过第一属性的预测得分可以映射得到该第一属性的属性识别结果。在本申请的另一实施例中，该预测得分可以概率值，用于指示目标对象包括第一属性的概率，例如，目标对象为女的概率。

[0087] 其中，L为设定的值。对象的属性为具有语义的特征，例如，目标对象为行人，目标对象的属性可以是性别(男、女)、年龄(比如青少年、中年、老年)、种族(汉族，维族)、身材(胖，瘦，标准)、上衣款式(短袖，长袖)、上衣颜色(黑，红，蓝，绿，白，黄)等。

[0088] 可选地，原始特征图可以表示为：$F=f_{low}(I)$，其中，I是输入的原始图像，f_{low}是中层的卷积特征提取器，该中层的卷积特征提取器由一层或多层卷积层、激励层、池化层等组成，用于从原始图像中提取该原始图像的中层特征。该中层的卷积特征提取器可以是第二属性识别模型中一个或多个卷积层、池化层。

[0089] 本申请实施例以第一图像为原始特征图，即从原始图像I通过卷积特征提取器提取的中层特征为例来说明，可以理解，第一图像还可以是原始图像本身，本申请实施例不作限定。

[0090] 本发明实施例中，第一属性识别模型基于M个姿态关键点确定的M个部位特征图进行属性识别，能克服目标对象的姿势对识别结果的影响，使得对对象的属性识别更加准确，且鲁棒性好。

[0091] 请一并参阅图2、图3，计算设备根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位的特征，得到M个部位特征图，即步骤S1的一种现实方式可以包括如下步骤：

[0092] S11：将第一图像输入到部位定位模型，得到M个姿态关键点分别对应部位的定位参数，其中，第一姿态关键点为M个姿态关键点中任意一个姿态关键点，第一姿态关键点对应部位的定位参数用于在原始特征图中确定所述第一姿态关键点对应的部位所在的区域。

[0093] 其中，M为预先设定的数值，比如14，M个姿态关键点可以是14个人体骨骼关键点。

[0094] 其中，部位定位模型表示为：$\theta=f_{regression}(F)$，其中，θ为M个部位的定位参数，可以表示为$(\theta^1,\theta^2,...,\theta^k,...,\theta^M)$；部位定位模型可以由卷积层，激励层、池化层和全连接层等组成。θ^1

[0095] 本申请一实施例中，姿态关键点k对应部位k，

[0096] 姿态关键点k对应部位k的定位参数为第一位置坐标与第二位置坐标之间的仿射变换参数，第一位置坐标为部位k在所述第一图像中的位置坐标，第二位置坐标为部位k对应的部位特征图中的位置坐标，第一位置坐标与第二位置坐标之间变换关系为：

[0097] $$\begin{pmatrix} x_{k,i}^s \\ y_{k,i}^s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \theta_{11}^k & \theta_{12}^k & \theta_{13}^k \\ \theta_{21}^k & \theta_{22}^k & \theta_{23}^k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{k,i}^t \\ y_{k,i}^t \\ 1 \end{pmatrix}$$

[0098] 其中，k是部位的索引，i是部位k对应的部位特征图中坐标位置的索引，$(x_{k,i}^t, y_{k,i}^t)$

为部位k对应的部位特征图中位置坐标i的归一化坐标，$(x_{k,i}^{s}, y_{k,i}^{s})$是$(x_{k,i}^{t}, y_{k,i}^{t})$经过仿射变换后在第一图像中的归一化坐标，$\theta_{11}^{k}$、$\theta_{12}^{k}$、$\theta_{13}^{k}$、$\theta_{21}^{k}$、$\theta_{22}^{k}$、$\theta_{23}^{k}$是部位k的定位参数，即第一位置坐标与第二位置坐标之间的仿射变换参。其中，$(\theta_{13}^{k}, \theta_{23}^{k})$分别为水平平移参数和垂直平移参数，也是部位k对应的姿态关键点坐标。θ_{11}^{k}、θ_{12}^{k}、θ_{21}^{k}、θ_{22}^{k}为变换参数。

[0099] 应理解，上述位置坐标可以是归一化的坐标，$(\theta_{13}^{k}, \theta_{23}^{k})$也是姿态关键点k的归一化坐标值。

[0100] S12：根据所述M个姿态关键点分别对应部位的定位参数，通过插值采样从第一图像中提取出M个部位分别对应的M个部位特征图。

[0101] 确定部位k对应的部位特征图的方法为：

[0102] $$V_{k,i} = \sum_{n=1}^{H}\sum_{m=1}^{W} F_{m,n} \max\left(0,1-\left|Wx_{k,i}^{s}-m\right|\right) \max\left(0,1-\left|Hy_{k,i}^{s}-n\right|\right)$$

[0103] 其中，k是部位的索引，k为正整数且k≤M；F为第一图像；和V_k为部位k对应的部位特征图；i为部位k对应的部位特征图中坐标位置的索引；H为第一图像的高，为第一图像纵向像素点的个数；W为第一图像的宽，为第一图像横向像素点的个数；(m,n)为第一图像中的坐标位置，$(x_{k,i}^{s}, y_{k,i}^{s})$部位k对应的部位特征图中的坐标位置i经过仿射变换后在第一图像中的归一化坐标。

[0104] 应理解，$(\mathrm{W}x_{k,i}^{s}, \mathrm{H}y_{k,i}^{s})$中$\mathrm{W}x_{k,i}^{s}$、$\mathrm{H}y_{k,i}^{s}$可能不为整数，此时，通过max函数，对该位置$(\mathrm{W}x_{k,i}^{s}, \mathrm{H}y_{k,i}^{s})$附近的像素点进行插值采样，确定部位k对应的部位特征图中坐标位置i的值。

[0105] 目标对象包括M个姿态关键点，也即M个部位，因此通过上述步骤S12可生成M个部位特征图，即V_1到V_M。

[0106] 请一并参阅图2、图3，步骤S2，即计算设备提将M个部位特征图输入到第一属性识别模型，得到目标对象的第一属性识别结果，也即步骤S2，可以包括但不限于以下两种实现方式。

[0107] 第一实现方式：

[0108] 第一属性识别模型的架构可以如图2所示的第一属性识别模型，可以包括与M个部位一一对应的M个深度特征提取模型、第一拼接模块以及基于区域特征学习模型。深度特征提取模型可以包括一层或多层卷积层、一层或多层池化层、全连接层等，以从输入的部位特征图中提取该部位特征图对应的部位的深度特征。

[0109] 具体地，将M个部位特征图分别输入到M个深度特征提取模型，得到M个深度部位特征图。其中，M个深度部位特征图与M个部位一一对应，部位j对应的深度特征提取模型用于从部位j对应的部位特征图中提取部位j对应的深度部位特征图，j为部位的索引，j为正整数且j≤M；计算设备将将提取得到的该M个深度部位特征图进行拼接，并将拼接后的M个深度部位特征图输入到基于区域特征学习模型，以得到目标对象的第一属性识别结果。

[0110] 可以理解，每一个深度特征提取模型可以包括一层或多层卷积层、一层或多层池化层，以及全连接层等组成，用于从输入的部位特征图中提取该部位特征图对应的部位的

深度特征。在得到M个深度部位特征图后，第一拼接模块对M个深度部位特征图进行拼接可以采用横向拼接或纵向拼接，本申请实施例以纵向拼接为例来说明。第一属性识别模型可以通过单独训练得到，即该M个深度特征提取模型和基于区域特征学习模型可以作为一个整体进行训练。通过训练可以确定各个深度部位特征图的权重，将拼接后的深度部位特征图输入到训练好的基于区域特征学习模型，得到目标对象的第一属性识别结果。

[0111] 例如，目标对象的第一属性识别结果，包括L个属性的识别结果，属性j的识别结果可以表示为：

[0112] $Y1_j = W_j^T[f_{local-1}(V_1), f_{local-2}(V_2), ..., f_{local-M}(V_M)]$

[0113] 其中，j是属性的索引，j为正整数，$j \leqslant L$，$Y1_j$为目标对象的属性j的识别结果。$f_{local-k}$代表部位k的深度特征提取模型。$f_{local-k}(V_k)$为部位k对应的部位特征图通过部位k对应的深度特征提取模型提取的深度部位特征图。W_j^T为权重矩阵，通过训练得到，用于表示M个深度部位特征图的权重。

[0114] 第二实现方式：

[0115] 如图4所示本申请实施例提供的另一种对象属性识别系统的框架示意图，该对象属性识别系统包括部位定位模型、部件特征图提取模块、第二拼接模块以及第一属性识别模型。其中：

[0116] 部位定位模型用于确定M个部件的定位参数，为上述方法或系统实施例所述的任意一种部位定位模型，其具体实现可以参见上述图2或图3中相关描述，本申请实施例不再赘述。

[0117] 部件特征图提取模块用于根据M个姿态关键点分别对应部位的定位参数，通过插值采样从第一图像中提取出M个部位分别对应的M个部位特征图。其具体实现可以参见上述图1或图2中相关描述，本申请实施例不再赘述。

[0118] 该第二拼接模块用于对M个部位特征进行拼接。

[0119] 该第一属性识别模型可以包括一层或多层卷积层、一层或多层池化层、全连接层、输出层等。将拼接后的M个部位特征图输入到第一属性识别模型。第一属性识别模型从拼接后的M个部位特征图提取出目标对象的第一属性识别结果。第一属性识别模型可以通过单独训练得到。将拼接后的M个部位特征图输入到第一属性识别模型，可以得到目标对象的第一属性识别结果。

[0120] 如图5所示，图5是本申请实施例提供的另一种对象属性识别方法的流程示意图，该对象属性识别方法除包括如图3所述的步骤S1、S2外，还可以包括如下步骤：

[0121] S3：将第一图像输入到第二属性识别模型，识别出目标对象的第二属性识别结果。

[0122] 第二属性识别结果包括对该目标对象的多个属性的识别结果，具体包括多个属性中每个属性的预测得分。例如包括L个属性，L为正整数，第一属性为L个属性中任意一种属性，通过第一属性的预测得分可以映射得到该第一属性的识别结果。在本申请的另一实施例中，该预测得分可以概率值，用于指示目标对象包括第一属性的概率，例如，目标对象为女的概率。

[0123] 第二属性识别模型用于根据输入到该模型的第一图像提取目标对象的第二属性识别结果。第二属性识别模型可以是卷积神经网络，可以包括输入层，一个或多个卷积层、激活层、池化层，以及全连接层等组成。可以理解，第二属性识别模型是基于包括目标对象

的第一图像的整体进行属性识别。在本申请实施例的一种具体实现中，输入到第二属性识别模型的第一图像为包括对象的原始图像，输入到部位定位模型的原始特征图为通过第二属性识别模型的一个或多个卷积层提取的中层特征。

[0124] 例如，目标对象的第二属性识别结果，包括L个属性的识别结果，属性j的识别结果可以表示为：

[0125] $Y2_j = U_j^T f_{global}(F)$

[0126] 其中，$Y2_j$为目标对象属性j的第二属性识别结果，f_{global}为在样本图像的基础之上学到的基于全局的深度的特征提取器，U_j^T是属性j的参数，通过学习得到。

[0127] S4：根据第一属性识别结果和第二属性识别结果计算该目标对象的第三属性识别结果。

[0128] 具体的，对象属性j的第三属性识别结果可以是对象属性j的第一属性识别结果与对象属性j第二属性识别结果的线性相加，j为属性的索引，j为正整数，j≤L，即：

[0129] $Y3_j=\alpha Y1_j+\beta Y2_j$

[0130] 其中，α、β为大于0的常数。

[0131] 其中，$Y1_j$为通过第一属性识别模型得到的属性j的识别结果，$Y2_j$为通过第二属性识别模型得到的属性j的识别结果，$Y3_j$为目标对象属性j的第三属性识别结果，α、β为大于0的常数。可选地，α＝0.8、β＝0.5，α＝1、β＝1，或α、β为其他数值，本申请实施例不作限定。

[0132] 可选地，对象属性j的第三属性识别结果可以是对象属性j的第一属性识别结果与对象属性j第二属性识别结果的加权求和，即α+β＝1。

[0133] 步骤S3、S4与步骤S1、S2的可以以任意次序执行，即步骤S3、S4可以在步骤S1或S2之前执行，可以在步骤S1或S2之后执行，也可以与步骤S1或S2同时执行，本申请实施例不作限定。

[0134] 本申请实施例中，在给定一张需要测试的第一图像后，对于目标对象的每一个属性，分别通过基于第一图像的各个部位的第一属性识别模型和基于第一图像的全局的第二属性识别模型，得到该属性的第一属性识别结果和第二属性识别结果，进而，将第一属性识别结果和第二属性识别结果进行加权求和，得到该属性的第三属性识别结果，将该第三属性识别结果作为该属性的最终得分，提高对象属性识别的准确率。

[0135] 进一步地，可以将第一属性识别结果、第二属性识别结果或第三属性识别结果转换为属性的预测概率。

[0136] 例如，将第三属性识别结果通过Sigmoid函数转化为属性识别概率，以指示属性的预测概率。

[0137] $$P_j = \frac{1}{1+e^{-Y3_j}}$$

[0138] 其中，j为属性的索引，j为正整数，j≤L。P_j为属性j的预测概率，$Y3_j$为对象属性j的第三属性识别结果。

[0139] 例如，预测得到对象的年龄为中年的概率为0.88，少年的概率为0.21、老年的概率为0.1。

[0140] 下面介绍本申请实施例涉及的相关装置。

[0141] 如图6所示的属性识别装置，该属性识别装置60可以包括部位特征提取单元601和第一属性识别单元602，其中：

[0142] 部位特征提取单元601，用于根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位的特征，得到M个部位特征图，其中，所述第一图像为原始图像或根据原始图像提取得到的原始特征图，所述原始图像包括目标对象，所述目标对象包括所述M个部位，所述M个姿态关键点与所述M个部位一一对应，所述M个部位与所述M个部位特征图一一对应；所述姿态关键点用于确定所述姿态关键点对应部件的位置，M为正整数；

[0143] 第一属性识别单元602，用于将所述M个部位特征图输入第一属性识别模型，得到所述目标对象的第一属性识别结果。

[0144] 在本申请的一种实现中，所述部位特征提取单元601，具体用于：

[0145] 将所述第一图像输入到部位定位模型，得到M个姿态关键点分别对应部位的定位参数，第一姿态关键点对应部位的定位参数用于在所述第一图像中确定所述第一姿态关键点对应的部位所在的区域；其中，所述第一姿态关键点为所述M个姿态关键点中任意一个姿态关键点；

[0146] 根据所述M个姿态关键点分别对应部位的定位参数，通过插值采样从所述第一图像中提取出所述M个部位分别对应的M个部位特征图。

[0147] 在本申请的一种实现中，姿态关键点k对应部位k的定位参数为第一位置坐标与第二位置坐标之间的仿射变换参数，所述第一位置坐标为所述部位k在所述第一图像中的位置坐标，所述第二位置坐标为所述部位k对应的部位特征图中的位置坐标，所述部位k对应的部位特征图的通过下述公式计算：

[0148] $$V_{k,i}=\sum_{n=1}^{H}\sum_{m=1}^{W}F_{m,n}\max\left(0,1-\left|Wx_{k,i}^{s}-m\right|\right)\max\left(0,1-\left|Hy_{k,i}^{s}-n\right|\right)$$

[0149] 其中，k是部位的索引，k为正整数且k≤M；F为所述第一图像；V_k为所述部位k对应的部位特征图；i为所述部位k对应的部位特征图中坐标位置的索引；H为所述第一图像的高；W为所述第一图像的宽；$\left(x_{k,i}^{s},y_{k,i}^{s}\right)$为所述部位k对应的部位特征图中的坐标位置i经过仿射变换后在所述第一图像中的归一化坐标；(m,n)为所述第一图像中的坐标位置。

[0150] 可选地，所述部位k对应的部位特征图中坐标位置i的归一化坐标为$(x_{k,i}^{t},\ y_{k,i}^{t})$，其中，$\begin{pmatrix}x_{k,i}^{s}\\y_{k,i}^{s}\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}\theta_{11}^{k}&\theta_{12}^{k}&\theta_{13}^{k}\\\theta_{21}^{k}&\theta_{22}^{k}&\theta_{23}^{k}\end{pmatrix}\begin{pmatrix}x_{k,i}^{t}\\y_{k,i}^{t}\\1\end{pmatrix}$，$\theta_{11}^{k}$、$\theta_{12}^{k}$、$\theta_{13}^{k}$、$\theta_{21}^{k}$、$\theta_{22}^{k}$、$\theta_{23}^{k}$是所述第一位置坐标与所述第二位置坐标之间的仿射变换参数，$(\theta_{13}^{k},\ \theta_{23}^{k})$为所述部件k对应姿态关键点的归一化坐标。

[0151] 在本申请的一种实现中，所述第一属性识别模型包括M个深度特征提取模型以及基于区域特征学习模型，其中，所述M个深度特征提取模型与所述部位一一对应，所述第一属性识别单元602具体用于：

[0152] 将所述M个部位特征图分别输入到M个深度特征提取模型，得到M个深度部位特征图，其中，所述M个深度部位特征图与所述M个部位一一对应，第一部位对应的深度特征提取

模型用于从所述第一部位对应的部位特征图中提取所述第一部位对应的深度部位特征图，所述第一部位为所述M个部位中任意一个部位；

[0153] 将提取得到的所述M个深度部位特征图进行拼接；

[0154] 将拼接后的深度部位特征图输入到所述基于区域特征学习模型，得到所述目标对象的第一属性识别结果。

[0155] 如图7所示的属性识别装置，在本申请的一种实现中，该属性识别装置70除包括上述部位特征提取单元601和第一属性识别单元602，还可以包括：第二属性识别单元603，用于：将所述第一图像输入到第二属性识别模型，识别出所述目标对象的第二属性识别结果；

[0156] 属性融合单元604，用于根据所述第一识别结果和所述第二识别结果，计算所述目标对象的第三识别结果，其中，所述第三识别结果计算方法为：$Y3=\alpha Y1+\beta Y2$；α、β为大于0的常数，Y1为所述第一属性识别结果，Y2为所述第二属性识别结果。

[0157] 需要说明的是，各个单元的实现还可以对应参照方法实施例的相应描述，本申请实施例不再赘述。

[0158] 请参阅图8，图8是本申请实施例提供的又一种计算设备的结构示意图，该计算设备可以包括但不限于处理器801和存储器802，处理器通过总线803连接到存储器802。

[0159] 存储器802可以是只读存储器(Read-Only Memory，ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory，RAM)或其他存储器。本申请实施例中，存储器802用于存储数据，例如本申请实施例中原始图像、原始特征图、部位特征图或深度特征图等数据，以及各种软件程序，例如本申请中对象属性识别程序等。

[0160] 可选地，计算设备80还可以包括至少一个通信接口804，该通信接口804用于实现计算设备80与终端、服务器或其他计算设备等之间的数据交换。

[0161] 处理器801可以是中央处理单元(Central Processing Unit，CPU)，该处理器801还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor，DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit，ASIC)、现成可编程门阵列(Field-Programmable GateArray，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。

[0162] 处理器801用于调用存储器存储的数据和程序代码执行：

[0163] 根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位的特征，得到M个部位特征图，其中，所述第一图像为原始图像或根据原始图像提取得到的原始特征图，所述原始图像包括目标对象，所述目标对象包括所述M个部位，所述M个姿态关键点与所述M个部位一一对应，所述M个部位与所述M个部位特征图一一对应；所述姿态关键点用于确定所述姿态关键点对应部件的位置，M为正整数；

[0164] 将所述M个部位特征图输入第一属性识别模型，得到所述目标对象的第一属性识别结果。

[0165] 在本申请的一种实现中，所述处理器801执行根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位的特征，得到M个部位特征图，具体包括执行：

[0166] 将所述第一图像输入到部位定位模型，得到M个姿态关键点分别对应部位的定位参数，第一姿态关键点对应部位的定位参数用于在所述第一图像中确定所述第一姿态关键

点对应的部位所在的区域；其中，所述第一姿态关键点为所述M个姿态关键点中任意一个姿态关键点；

[0167] 根据所述M个姿态关键点分别对应部位的定位参数，通过插值采样从所述第一图像中提取出所述M个部位分别对应的M个部位特征图。

[0168] 在本申请的一种实现中，

[0169] 姿态关键点k对应部位k的定位参数为第一位置坐标与第二位置坐标之间的仿射变换参数，所述第一位置坐标为所述部位k在所述第一图像中的位置坐标，所述第二位置坐标为所述部位k对应的部位特征图中的位置坐标，所述部位k对应的部位特征图的通过下述公式计算：

[0170] $$V_{k,i}=\sum_{n=1}^{H}\sum_{m=1}^{W}F_{m,n}\max\left(0,1-\left|Wx_{k,i}^{s}-m\right|\right)\max\left(0,1-\left|Hy_{k,i}^{s}-n\right|\right)$$

[0171] 其中，k是部位的索引，k为正整数且k≤M；F为所述第一图像；V_k为所述部位k对应的部位特征图；i为所述部位k对应的部位特征图中坐标位置的索引；H为所述第一图像的高；W为所述第一图像的宽；$\left(x_{k,i}^{s},y_{k,i}^{s}\right)$为所述部位k对应的部位特征图中的坐标位置i经过仿射变换后在所述第一图像中的归一化坐标；(m,n)为所述第一图像中的坐标位置。

[0172] 可选地，所述部位k对应的部位特征图中坐标位置i的归一化坐标为$(x_{k,i}^{t},\ y_{k,i}^{t})$，其中，$\begin{pmatrix}x_{k,i}^{s}\\y_{k,i}^{s}\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}\theta_{11}^{k}&\theta_{12}^{k}&\theta_{13}^{k}\\\theta_{21}^{k}&\theta_{22}^{k}&\theta_{23}^{k}\end{pmatrix}\begin{pmatrix}x_{k,i}^{t}\\y_{k,i}^{t}\\1\end{pmatrix}$，$\theta_{11}^{k}$、$\theta_{12}^{k}$、$\theta_{13}^{k}$、$\theta_{21}^{k}$、$\theta_{22}^{k}$、$\theta_{23}^{k}$是所述第一位置坐标与所述第二位置坐标之间的仿射变换参数，$(\theta_{13}^{k},\ \theta_{23}^{k})$为所述部件k对应姿态关键点的归一化坐标。

[0173] 在本申请的一种实现中，所述第一属性识别模型包括M个深度特征提取模型以及基于区域特征学习模型，其中，所述M个深度特征提取模型与所述部位一一对应，所述处理器801执行所述将所述M个部位特征图输入到第一属性识别模型，得到所述目标对象的第一属性识别结果，包括执行：

[0174] 将所述M个部位特征图分别输入到M个深度特征提取模型，得到M个深度部位特征图，其中，所述M个深度部位特征图与所述M个部位一一对应，第一部位对应的深度特征提取模型用于从所述第一部位对应的部位特征图中提取所述第一部位对应的深度部位特征图，所述第一部位为所述M个部位中任意一个部位；

[0175] 将提取得到的所述M个深度部位特征图进行拼接；

[0176] 将拼接后的深度部位特征图输入到所述基于区域特征学习模型，得到所述目标对象的第一属性识别结果。

[0177] 在本申请的一种实现中，所述处理器801还用于执行：

[0178] 将所述第一图像输入到第二属性识别模型，识别出所述目标对象的第二属性识别结果；

[0179] 根据所述第一识别结果和所述第二识别结果，计算所述目标对象的的第三识别结果，其中，所述第三识别结果计算方法为：Y3＝αY1+βY2；α、β为大于0的常数，Y1为所述第一

属性识别结果,Y2为所述第二属性识别结果。

[0180] 需要说明的是,各个器件的实现还可以对应参照上述方法实施例中的相应描述,本申请实施例不再赘述。

[0181] 下面介绍本申请实施例提供的一种芯片硬件结构。

[0182] 图9为本发明实施例提供的一种芯片硬件结构,该芯片包括神经网络处理器90。该芯片可以被设置在如图6、图7所示的属性识别装置中,用以属性识别装置中各个单元的计算工作。该芯片也可以被设置在如图8所示的计算设备80中,用以完成计算设备的对象属性识别并输出第一属性识别结果和第二属性识别结果。如图1所示的卷积神经网络中各层的算法均可在如图9所示的芯片中得以实现。

[0183] 神经网络处理器90可以是NPU,TPU,或者GPU等一切适合用于大规模异或运算处理的处理器。以NPU为例:NPU可以作为协处理器挂载到主CPU(Host CPU)上,由主CPU为其分配任务。NPU的核心部分为运算电路903,通过控制器904控制运算电路903提取存储器(901和902)中的矩阵数据并进行乘加运算。

[0184] 在一些实现中,运算电路903内部包括多个处理单元(Process Engine,PE)。在一些实现中,运算电路903是二维脉动阵列。运算电路903还可以是一维脉动阵列或者能够执行例如乘法和加法这样的数学运算的其它电子线路。在一些实现中,运算电路903是通用的矩阵处理器。

[0185] 举例来说,假设有输入矩阵A,权重矩阵B,输出矩阵C。运算电路903从权重存储器902中取矩阵B的权重数据,并缓存在运算电路903中的每一个PE上。运算电路903从输入存储器901中取矩阵A的输入数据,根据矩阵A的输入数据与矩阵B的权重数据进行矩阵运算,得到的矩阵的部分结果或最终结果,保存在累加器(accumulator)908中。

[0186] 统一存储器906用于存放输入数据以及输出数据。权重数据直接通过存储单元访问控制器(DMAC,Direct Memory Access Controller)905,被搬运到权重存储器902中。输入数据也通过DMAC被搬运到统一存储器906中。

[0187] 总线接口单元(BIU,Bus Interface Unit)910,本申请中也称数据接口,用于DMAC和取指存储器(Instruction Fetch Buffer)909的交互;总线接口单元910还用于取指存储器909从外部存储器获取指令;总线接口单元910还用于存储单元访问控制器905从外部存储器获取输入矩阵A或者权重矩阵B的原数据。

[0188] DMAC主要用于将外部存储器DDR中的输入数据搬运到统一存储器906中,或将权重数据搬运到权重存储器902中,或将输入数据搬运到输入存储器901中。

[0189] 向量计算单元907多个运算处理单元,在需要的情况下,对运算电路903的输出做进一步处理,如向量乘,向量加,指数运算,对数运算,大小比较等等。向量计算单元907主要用于神经网络中非卷积层,或全连接层(FC,fully connected layers)的计算,具体可以处理:Pooling(池化),Normalization(归一化)等的计算。例如,向量计算单元907可以将非线性函数应用到运算电路903的输出,例如累加值的向量,用以生成激活值。在一些实现中,向量计算单元907生成归一化的值、合并值,或二者均有。

[0190] 在一些实现中,向量计算单元907将经处理的向量存储到统一存储器906。在一些实现中,经向量计算单元907处理过的向量能够用作运算电路903的激活输入,例如用于神经网络中后续层中的使用,如图2所示,若当前处理层是隐含层1(131),则经向量计算单元

907处理过的向量还可以被用到隐含层2(132)中的计算。

[0191] 控制器904连接的取指存储器(instruction fetch buffer)909,用于存储控制器904使用的指令;

[0192] 统一存储器906,输入存储器901,权重存储器902以及取指存储器909均为On-Chip存储器。外部存储器独立于该NPU硬件架构。

[0193] 其中,图1所示的卷积神经网络中各层的运算可以由运算电路903或向量计算单元907执行。

[0194] 本申请实施例还提供了一种计算设备,该计算设备包括上述图8或图9所示的属性识别装置。

[0195] 本申请实施例还提供了一种计算机存储介质,所述计算机存储介质用于计算机软件指令,所述计算机软件指令当被计算机执行时使所述计算机执行如图2或图5所提供的对象属性识别方法。

[0196] 本申请实施例还提供了一种计算机程序,所述计算机程序包括计算机软件指令,所述计算机软件指令当被计算机执行时使所述计算机执行如图2或图5所提供的对象属性识别方法。

[0197] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,该流程可以由计算机程序来指令相关的硬件完成,该程序可存储于计算机可读取存储介质中,该程序在执行时,可包括如上述各方法实施例的流程。而前述的存储介质包括:ROM或随机存储记忆体RAM、磁碟或者光盘等各种可存储程序代码的介质。

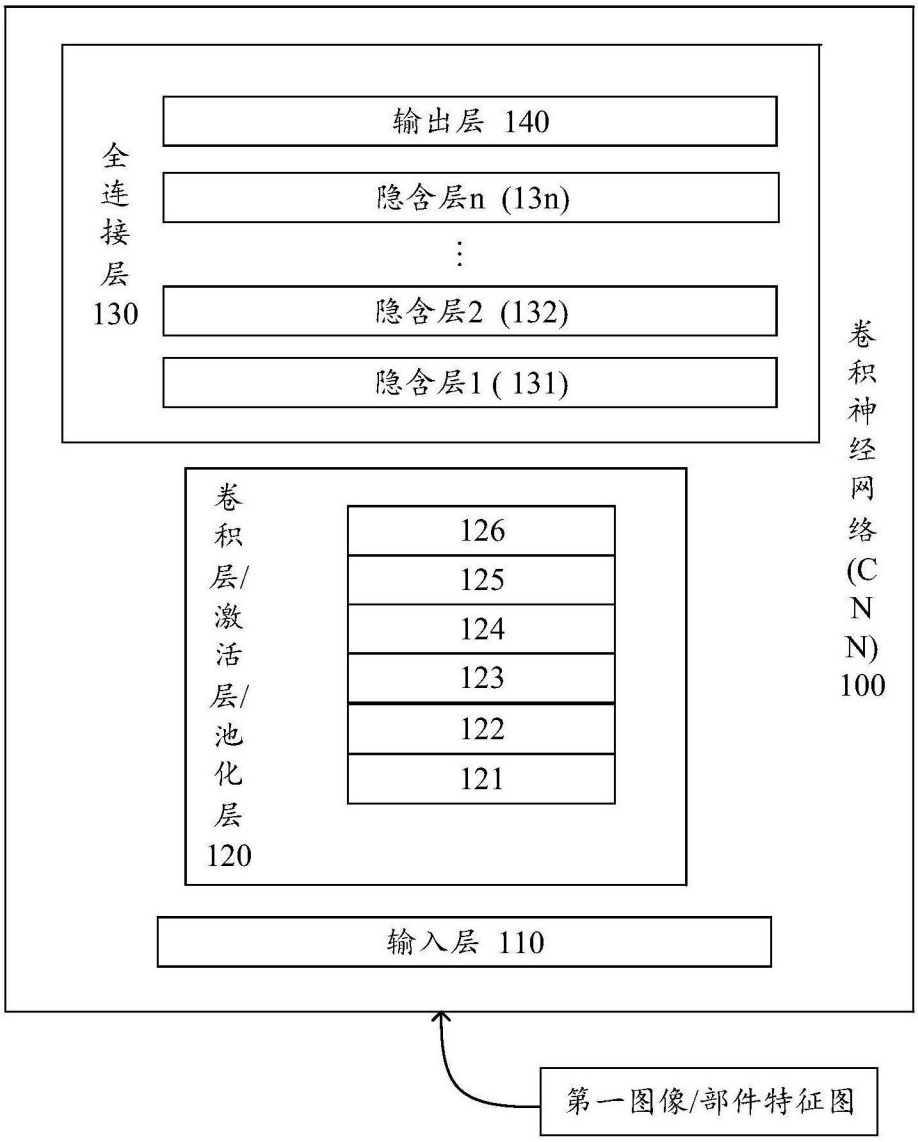

全连接层 130
输出层 140
隐含层n (13n)
隐含层2 (132)
隐含层1 (131)
卷积层/激活层/池化层 120
126
125
124
123
122
121
输入层 110
卷积神经网络(CNN) 100
第一图像/部件特征图

图1

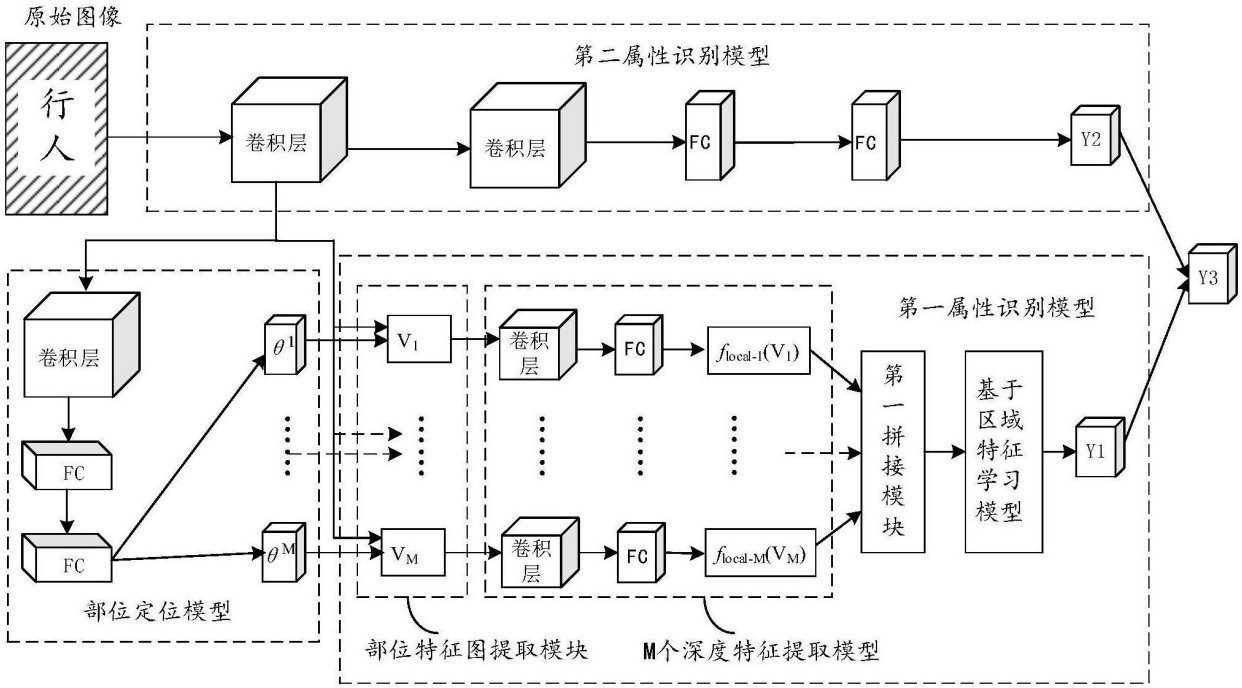


图2

S1：根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位的特征，得到M个部位特征图。其中，第一图像为原始图像或根据原始图像提取得到的原始特征图，原始图像包括目标对象，目标对象包括M个部位，M个姿态关键点与M个部位一一对应，M个部位与M个部位特征图一一对应，M为正整数

↓

S2：将所述M个部位特征图输入到第一属性识别模型，以得到所述目标对象第一属性识别结果

图3

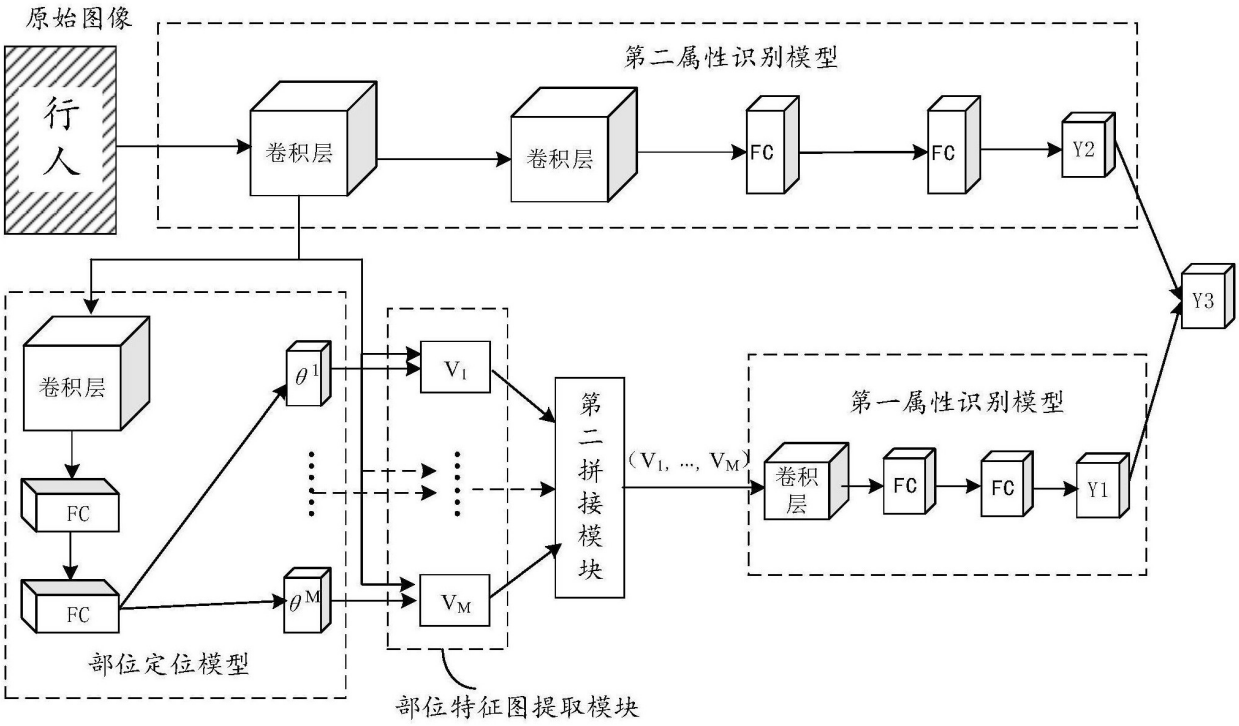

原始图像
行人
第二属性识别模型
卷积层
卷积层
FC
FC
Y2
Y3
卷积层
FC
FC
θ^1
θ^M
V_1
V_M
第二拼接模块
$(V_1, \ldots, V_M)$
第一属性识别模型
卷积层
FC
FC
Y1
部位定位模型
部位特征图提取模块

图4

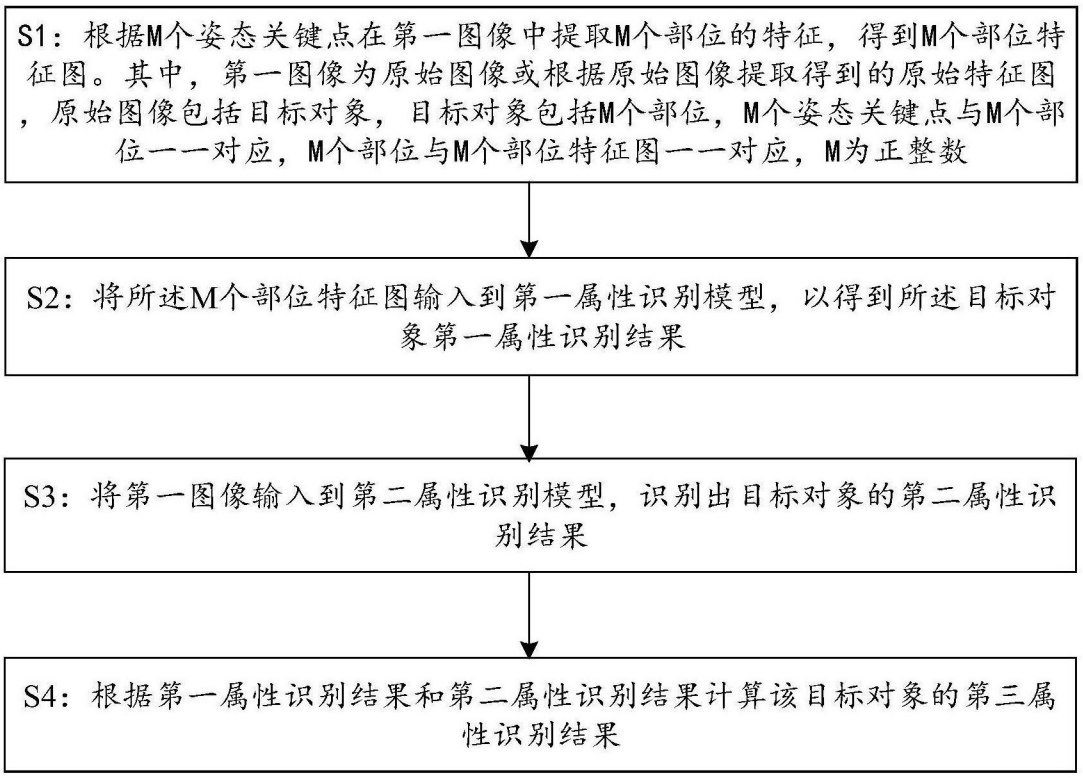

S1：根据M个姿态关键点在第一图像中提取M个部位的特征，得到M个部位特征图。其中，第一图像为原始图像或根据原始图像提取得到的原始特征图，原始图像包括目标对象，目标对象包括M个部位，M个姿态关键点与M个部位一一对应，M个部位与M个部位特征图一一对应，M为正整数
S2：将所述M个部位特征图输入到第一属性识别模型，以得到所述目标对象第一属性识别结果
S3：将第一图像输入到第二属性识别模型，识别出目标对象的第二属性识别结果
S4：根据第一属性识别结果和第二属性识别结果计算该目标对象的第三属性识别结果

图5

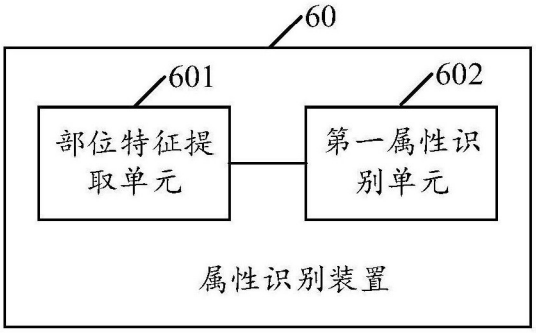

60
601
602
部位特征提取单元
第一属性识别单元
属性识别装置

图6

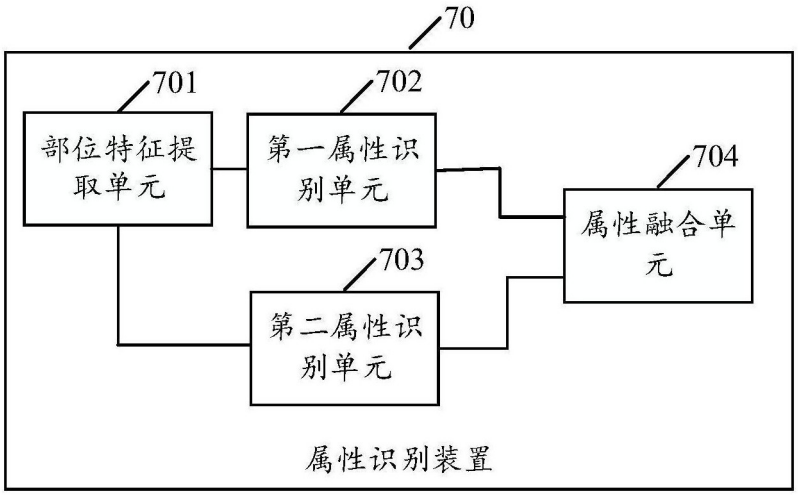

70
701
702
704
703
部位特征提取单元
第一属性识别单元
属性融合单元
第二属性识别单元
属性识别装置

图7

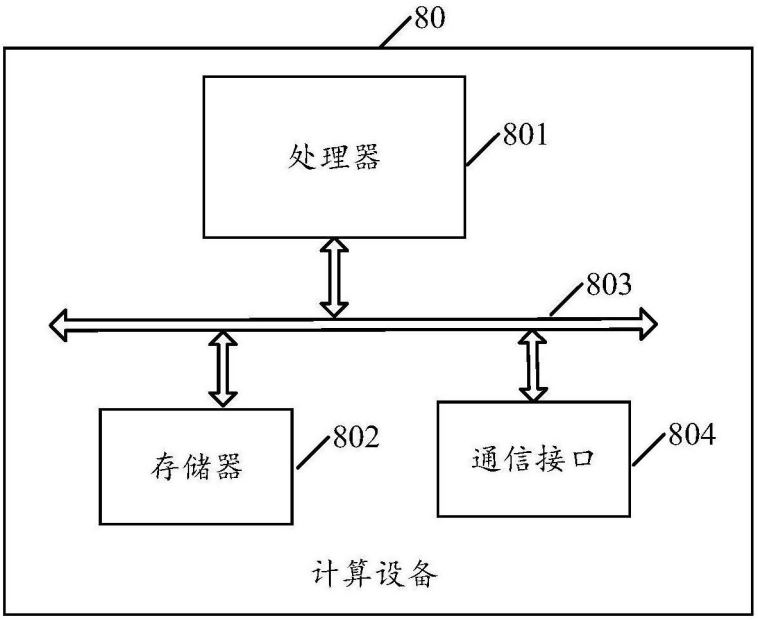

80
处理器
801
803
存储器
802
通信接口
804
计算设备

图8

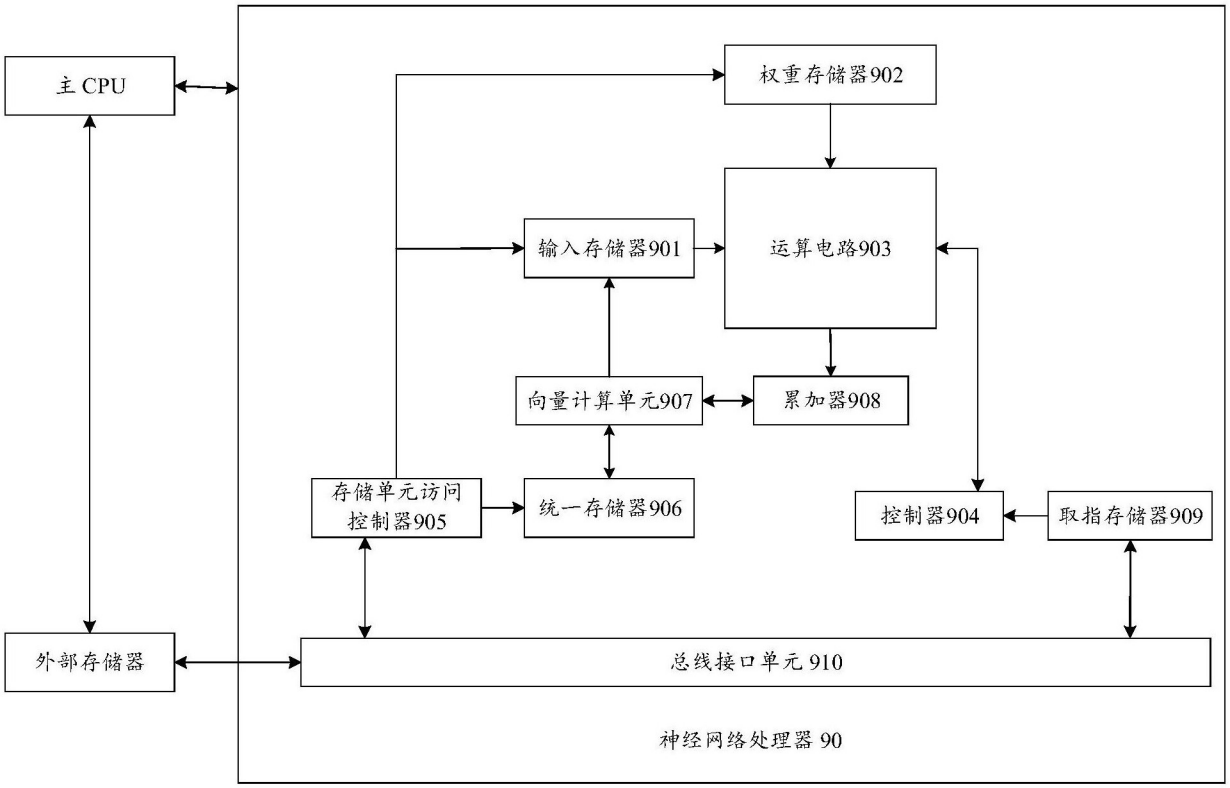

主 CPU
权重存储器902
输入存储器901
运算电路903
向量计算单元907
累加器908
存储单元访问控制器905
统一存储器906
控制器904
取指存储器909
外部存储器
总线接口单元 910
神经网络处理器 90

图9