



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 112699265 A

(43)申请公布日 2021.04.23

(21)申请号 201911007069.6

(22)申请日 2019.10.22

(71)申请人 商汤国际私人有限公司

地址 新加坡广场05-318号,海滨路7500A座

(72)发明人 任嘉玮 赵海宁 伊帅

(74)专利代理机构 北京派特恩知识产权代理有

限公司 11270

代理人 王花丽 张颖玲

(51)Int.Cl.

G06F 16/583(2019.01)

G06K 9/62(2006.01)

G06K 9/46(2006.01)

G06K 9/00(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

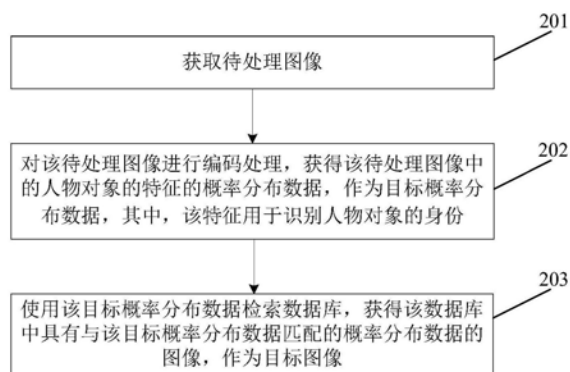
权利要求书2页 说明书28页 附图7页

(54)发明名称

图像处理方法及装置、处理器、存储介质

(57)摘要

本申请公开了一种图像处理方法及装置、处理器、存储介质及装置。该方法包括:获取待处理图像;对所述待处理图像进行编码处理,获得所述待处理图像中的人物对象的特征的的概率分布数据,作为目标概率分布数据,所述特征用于识别人物对象的身份;使用所述目标概率分布数据检索数据库,获得所述数据库中具有与所述目标概率分布数据匹配的概率分布数据的图像,作为目标图像。还公开了相应的装置、处理器及存储介质。依据待处理图像中的人物对象的特征的目标概率分布数据与数据库中图像的概率分布数据之间的相似度确定包含与待处理图像的人物对象属于同一身份的人物对象的目标图像,可提高识别待处理图像中的人物对象的身份的准确率。



1. 一种图像处理方法,其特征在于,所述方法包括:
  - 获取待处理图像;
  - 对所述待处理图像进行编码处理,获得所述待处理图像中的人物对象的特征的概率分布数据,作为目标概率分布数据,所述特征用于识别人物对象的身份;
  - 使用所述目标概率分布数据检索数据库,获得所述数据库中具有与所述目标概率分布数据匹配的概率分布数据的图像,作为目标图像。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对所述待处理图像进行编码处理,获得所述待处理图像中的人物对象的特征的概率分布数据,作为目标概率分布数据,包括:
  - 对所述待处理图像进行特征提取处理,获得第一特征数据;
  - 对所述第一特征数据进行第一非线性变换,获得所述目标概率分布数据。
3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述对所述第一特征数据进行第一非线性变换,获得所述目标概率分布数据,包括:
  - 对所述第一特征数据进行第二非线性变换,获得第二特征数据;
  - 对所述第二特征数据进行第三非线性变换,获得第一处理结果,作为均值数据;
  - 对所述第二特征数据进行第四非线性变换,获得第二处理结果,作为方差数据;
  - 依据所述均值数据和所述方差数据确定所述目标概率分布数据。
4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述对所述第一特征数据进行第二非线性变换,获得第二特征数据,包括:
  - 对所述第一特征数据依次进行卷积处理和池化处理,获得所述第二特征数据。
5. 根据权利要求1至4中任意一项所述的方法,其特征在于,所述方法应用于概率分布数据生成网络,所述概率分布数据生成网络包括深度卷积网络和行人重识别网络;
  - 所述深度卷积网络用于对所述待处理图像进行特征提取处理,获得所述第一特征数据;
  - 所述行人重识别网络用于对所述特征数据进行编码处理,获得所述目标概率分布数据。
6. 一种图像处理装置,其特征在于,所述装置包括:
  - 获取单元,用于获取待处理图像;
  - 编码处理单元,用于对所述待处理图像进行编码处理,获得所述待处理图像中的人物对象的特征的概率分布数据,作为目标概率分布数据,所述特征用于识别人物对象的身份;
  - 检索单元,用于使用所述目标概率分布数据检索数据库,获得所述数据库中具有与所述目标概率分布数据匹配的概率分布数据的图像,作为目标图像。
7. 一种处理器,其特征在于,所述处理器用于执行如权利要求1至6中任意一项所述的方法。
8. 一种电子设备,其特征在于,包括:处理器、发送装置、输入装置、输出装置和存储器,所述存储器用于存储计算机程序代码,所述计算机程序代码包括计算机指令,当所述处理器执行所述计算机指令时,所述电子设备执行如权利要求1至6任一项所述的方法。
9. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质中存储有计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,所述程序指令当被电子设备的处理器执行时,使所述处理器执行权利要求1至6任一项所述的方法。

10. 一种计算机程序产品,所述计算机程序产品包括程序指令,所述程序指令当被处理器执行时,使所述处理器执行权利要求1至6任意一项所述的方法。

## 图像处理方法及装置、处理器、存储介质

### 技术领域

[0001] 本申请涉及图像处理技术领域,尤其涉及一种图像处理方法及装置、处理器、存储介质。

### 背景技术

[0002] 目前,为了增强工作、生活或者社会环境中的安全性,会在各个区域场所内安装摄像监控设备,以便根据视频流信息进行安全防护。随着公共场所内摄像头数量的快速增长,如何有效的通过海量视频流确定包含目标人物的图像,并根据该图像的信息确定目标人物的行踪等信息具有重要意义。

[0003] 传统方法中,通过对分别从视频流中的图像和包含目标人物参考图像中提取出的特征进行匹配,以确定包含于目标人物属于同一身份的人物对象的目标图像,进而实现对目标人物的追踪。例如:A地发生抢劫案,警方将现场的目击证人提供的嫌疑犯的图像作为参考图像,通过特征匹配的方法确定视频流中包含嫌疑犯的目标图像。

[0004] 通过该方法从参考图像和视频流中的图像中提取出的特征往往只包含服饰属性、外貌特征,而图像中还包括诸如人物对象的姿态、人物对象的步幅,人物对象被拍摄的视角等对识别人物对象身份有帮助的信息,因此在使用该方法进行特征匹配时,将只利用服饰属性、外貌特征来确定目标图像,而没有利用到诸如人物对象的姿态、人物对象的步幅,人物对象被拍摄的视角等对识别人物对象身份有帮助的信息来确定目标图像。

### 发明内容

[0005] 本申请提供一种图像处理方法及装置、处理器、存储介质,以从数据库中检索获得包含目标人物的目标图像。

[0006] 第一方面,提供了一种图像处理方法,所述方法包括:获取待处理图像;对所述待处理图像进行编码处理,获得所述待处理图像中的人物对象的特征的概率分布数据,作为目标概率分布数据,所述特征用于识别人物对象的身份;使用所述目标概率分布数据检索数据库,获得所述数据库中具有与所述目标概率分布数据匹配的概率分布数据的图像,作为目标图像。

[0007] 在该方面中,通过对待处理图像进行特征提取处理,以提取出待处理图像中人物对象的特征信息,获得第一特征数据。再基于第一特征数据,可获得待处理图像中的人物对象的特征的目标概率分布数据,以实现将第一特征数据中变化特征包含信息从服饰属性和外貌特征中解耦出来。这样,在确定目标概率分布数据与数据库中的参考概率分布数据之间的相似度的过程中可利用变化特征包含的信息,进而提高依据该相似度确定包含于待处理图像的人物对象属于同一身份的人物对象的图像的准确率,即可提高识别待处理图像中的人物对象的身份的准确率。

[0008] 在一种可能实现的方式中,所述对所述待处理图像进行编码处理,获得所述待处理图像中的人物对象的特征的概率分布数据,作为目标概率分布数据,包括:对所述待处理

图像进行特征提取处理,获得第一特征数据;对所述第一特征数据进行第一非线性变换,获得所述目标概率分布数据。

[0009] 在该种可能实现的方式中,通过对待处理图像依次进行特征提取处理和第一非线性变换,以获得目标概率分布数据,实现依据待处理图像获得待处理图像中的人物对象的特征的概率分布数据。

[0010] 在另一种可能实现的方式中,所述对所述第一特征数据进行第一非线性变换,获得所述目标概率分布数据,包括:对所述第一特征数据进行第二非线性变换,获得第二特征数据;对所述第二特征数据进行第三非线性变换,获得第一处理结果,作为均值数据;对所述第二特征数据进行第四非线性变换,获得第二处理结果,作为方差数据;依据所述均值数据和所述方差数据确定所述目标概率分布数据。

[0011] 在该种可能实现的方式中,通过对第一特征数据进行第二非线性变换,获得第二特征数据,为后续获得诸如概率分布数据做准备。再分别对第二特征数据进行第三非线性变换和第四非线性变换,可获得均值数据和方差数据,进而可依据均值数据和方差数据确定目标概率分布数据,从而实现依据第一特征数据获得目标概率分布数据。

[0012] 在又一种可能实现的方式中,所述对所述第一特征数据进行第二非线性变换,获得第二特征数据,包括:对所述第一特征数据依次进行卷积处理和池化处理,获得所述第二特征数据。

[0013] 在又一种可能实现的方式中,所述方法应用于概率分布数据生成网络,所述概率分布数据生成网络包括深度卷积网络和行人重识别网络;所述深度卷积网络用于对所述待处理图像进行特征提取处理,获得所述第一特征数据;所述行人重识别网络用于对所述特征数据进行编码处理,获得所述目标概率分布数据。

[0014] 结合第一方面及前面所有可能实现的方式,在该种可能实现的方式中,通过概率分布数据生成网络中的深度卷积网络对待处理图像特征提取处理可获得第一特征数据,再通过概率分布数据中的行人重识别网络对第一特征数据进行处理可获得目标概率分布数据。

[0015] 在又一种可能实现的方式中,所述概率分布数据生成网络属于行人重识别训练网络,所述行人重识别训练网络还包括解耦网络;所述行人重识别训练网络的训练过程包括:将样本图像输入至所述行人重识别训练网络,经所述深度卷积网络的处理,获得第三特征数据;经所述行人重识别网络对所述第三特征数据进行处理,获得第一样本均值数据和第一样本方差数据,所述第一样本均值数据和所述第一样本方差数据用于描述所述样本图像中的人物对象的特征的概率分布;经所述解耦网络去除所述第一样本均值数据和所述第一样本方差数据确定的第一样本概率分布数据中的人物对象的身份信息,获得第二样本概率分布数据;经所述解耦网络对所述第二样本概率分布数据进行处理,获得第四特征数据;依据所述第一样本概率分布数据、所述第三特征数据、所述样本图像的标注数据、所述第四特征数据、以及所述第二样本概率分布数据,确定所述行人重识别训练网络的网络损失;基于所述网络损失调整所述行人重识别训练网络的参数。

[0016] 在该种可能是实现的方式中,依据第一样本概率分布数据、第三特征数据、样本图像的标注数据、第四特征数据、以及第二样本概率分布数据可确定行人重识别训练网络的网络损失,进而可依据该网络损失调整解耦网络的参数和行人重识别网络的参数,完成对

行人重识别网络的训练。

[0017] 在又一种可能实现的方式中,所述依据所述第一样本概率分布数据、所述第三特征数据、所述样本图像的标注数据、所述第四特征数据以及所述第二样本概率分布数据,确定所述行人重识别训练网络的网络损失,包括:通过衡量所述第一样本概率分布数据表征的人物对象的身份与所述第三特征数据表征的人物对象的身份之间的差异,确定第一损失;依据所述第四特征数据和所述第一样本概率分布数据之间的差异,确定第二损失;依据所述第二样本概率分布数据和所述样本图像的标注数据,确定第三损失;依据所述第一损失、所述第二损失和所述第三损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失。

[0018] 在又一种可能实现的方式中,在所述依据所述第一损失、所述第二损失和所述第三损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失之前,所述方法还包括:依据所述第一样本概率分布数据确定的人物对象的身份和所述样本图像的标注数据之间的差异,确定第四损失;所述依据所述第一损失、所述第二损失和所述第三损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失,包括:依据所述第一损失、所述第二损失、所述第三损失和所述第四损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失。

[0019] 在又一种可能实现的方式中,在所述依据所述第一损失、所述第二损失、所述第三损失和所述第四损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失之前,所述方法还包括:依据所述第二样本概率分布数据与所述第一预设概率分布数据之间的差异,确定第五损失;所述依据所述第一损失、所述第二损失、所述第三损失和所述第四损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失,包括:依据所述第一损失、所述第二损失、所述第三损失、所述第四损失和所述第五损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失。

[0020] 在又一种可能实现的方式中,所述依据所述第二样本概率分布数据和所述样本图像的标注数据,确定第三损失,包括:按预定方式从所述第二样本概率分布数据中选取目标数据,所述预定方式为以下方式中的任意一种:从所述第二样本概率分布数据中任意选取多个维度的数据、选取所述第二样本概率分布数据中奇数维度的数据、选取所述第二样本概率分布数据中前n个维度的数据,所述n为正整数;依据所述目标数据表征的人物对象的身份信息与所述样本图像的标注数据之间的差异,确定所述第三损失。

[0021] 在又一种可能实现的方式中,所述经所述解耦网络对所述第二样本概率分布数据进行处理,获得第四特征数据,包括:对在所述第二样本概率分布数据中添加所述样本图像中的人物对象的身份信息后获得数据进行解码处理,获得所述第四特征数据。

[0022] 在又一种可能实现的方式中,所述经所述解耦网络去除所述第一样本概率分布数据中所述人物对象的身份信息,获得第二样本概率分布数据,包括:对所述标注数据进行独热编码处理,获得编码处理后的标注数据;对所述编码处理后的数据和所述第一样本概率分布数据进行拼接处理,获得拼接后的概率分布数据;对所述拼接后的概率分布数据进行编码处理,获得所述第二样本概率分布数据。

[0023] 在又一种可能实现的方式中,所述第一样本概率分布数据通过以下处理过程获得:对所述第一样本均值数据和所述第一样本方差数据进行采样,使采样获得的数据服从预设概率分布,获得所述第一样本概率分布数据。

[0024] 在该种可能实现的方式中,通过对第一样本均值数据和第一样本方差数据进行采样,可获得连续的第一样本概率分布数据,这样在对行人重识别训练网络进行训练时,可使

梯度反向传递至行人重识别网络。

[0025] 在又一种可能实现的方式中,所述通过衡量所述第一样本均值数据和所述第一样本方差数据确定的第一样本概率分布数据表征的人物对象的身份与所述第三特征数据表征的人物对象的身份之间的差异,确定第一损失,包括:对所述第一样本概率分布数据进行解码处理获得第六特征数据;依据所述第三特征数据与所述第六特征数据之间的差异,确定所述第一损失。

[0026] 在又一种可能实现的方式中,所述并依据所述目标数据表征的人物对象的身份信息与所述标注数据之间的差异,确定第三损失,包括:基于所述目标数据确定所述人物对象的身份,获得身份结果;依据所述身份结果和所述标注数据之间的差异,确定所述第四损失。

[0027] 在又一种可能实现的方式中,所述对所述拼接后的概率分布数据进行编码处理,获得所述第二样本概率分布数据,包括:对所述拼接后的概率分布数据进行编码处理,获得第二样本均值数据和第二样本方差数据;对所述第二样本均值数据和所述第二样本方差数据进行采样,使采样获得的数据服从所述预设概率分布,获得所述第二样本概率分布数据。

[0028] 在又一种可能实现的方式中,所述使用所述目标概率分布数据检索数据库,获得所述数据库中具有与所述目标概率分布数据匹配的概率分布数据的图像,作为目标图像,包括:确定所述目标概率分布数据与所述数据库中的图像的概率分布数据之间的相似度,选取所述相似度大于或等于预设相似度阈值对应的图像,作为所述目标图像。

[0029] 在该种可能实现的方式中,依据目标概率分布数据与数据库中的图像的概率分布数据之间的相似度确定待处理图像中的人物对象与数据库中的图像中的人物对象之间的相似度,进而可将相似度大于或等于相似度阈值确定目标图像。

[0030] 在又一种可能实现的方式中,所述确定所述目标概率分布数据与所述数据库中的图像的概率分布数据之间的相似度,包括:确定所述目标概率分布数据与所述数据库中的图像的概率分布数据之间的距离,作为所述相似度。

[0031] 在又一种可能实现的方式中,所述获取待处理图像之前,所述方法还包括:获取待处理视频流;对所述待处理视频流中的图像进行人脸检测和/或人体检测,确定所述待处理视频流中的图像中的人脸区域和/或人体区域;截取所述人脸区域和/或所述人体区域,获得所述参考图像,并将所述参考图像存储至所述数据库。

[0032] 在该种可能实现的方式中,待处理视频流可以是监控摄像头采集的视频流,而基于待处理视频流可获得数据库中的参考图像。再结合第一方面或前面任意一种可能实现的方式,可实现从数据库中检索出包含与待处理图像中的人物对象属于同一身份的人物对象的目标图像,即实现对人物的行踪的追踪。

[0033] 第二方面,提供了一种图像处理装置,所述装置包括:获取单元,用于获取待处理图像;编码处理单元,用于对所述待处理图像进行编码处理,获得所述待处理图像中的人物对象的特征的概率分布数据,作为目标概率分布数据,所述特征用于识别人物对象的身份;检索单元,用于使用所述目标概率分布数据检索数据库,获得所述数据库中具有与所述目标概率分布数据匹配的概率分布数据的图像,作为目标图像。

[0034] 在一种可能实现的方式中,所述编码处理单元具体用于:对所述待处理图像进行特征提取处理,获得第一特征数据;对所述第一特征数据进行第一非线性变换,获得所述目

标概率分布数据。

[0035] 在另一种可能实现的方式中,所述编码处理单元具体用于:对所述第一特征数据进行第二非线性变换,获得第二特征数据;对所述第二特征数据进行第三非线性变换,获得第一处理结果,作为均值数据;对所述第二特征数据进行第四非线性变换,获得第二处理结果,作为方差数据;依据所述均值数据和所述方差数据确定所述目标概率分布数据。

[0036] 在又一种可能实现的方式中,所述编码处理单元具体用于:对所述第一特征数据依次进行卷积处理和池化处理,获得所述第二特征数据。

[0037] 在又一种可能实现的方式中,所述装置执行的方法应用于概率分布数据生成网络,所述概率分布数据生成网络包括深度卷积网络和行人重识别网络;所述深度卷积网络用于对所述待处理图像进行特征提取处理,获得所述第一特征数据;所述行人重识别网络用于对所述特征数据进行编码处理,获得所述目标概率分布数据。

[0038] 在又一种可能实现的方式中,所述概率分布数据生成网络属于行人重识别训练网络,所述行人重识别训练网络还包括解耦网络;所述装置还包括训练单元,用于对所述行人重识别训练网络进行训练,所述行人重识别训练网络的训练过程包括:将样本图像输入至所述行人重识别训练网络,经所述深度卷积网络的处理,获得第三特征数据;经所述行人重识别网络对所述第三特征数据进行处理,获得第一样本均值数据和第一样本方差数据,所述第一样本均值数据和所述第一样本方差数据用于描述所述样本图像中的人物对象的特征的概率分布;通过衡量所述第一样本均值数据和所述第一样本方差数据确定的第一样本概率分布数据表征的人物对象的身份与所述第三特征数据表征的人物对象的身份之间的差异,确定第一损失;经所述解耦网络去除所述第一样本均值数据和所述第一样本方差数据确定的第一样本概率分布数据中的人物对象的身份信息,获得第二样本概率分布数据;经所述解耦网络对所述第二样本概率分布数据进行处理,获得第四特征数据;依据所述第一样本概率分布数据、所述第三特征数据、所述样本图像的标注数据、所述第四特征数据、以及所述第二样本概率分布数据,确定所述行人重识别训练网络的网络损失;基于所述网络损失调整所述行人重识别训练网络的参数。

[0039] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元具体用于:通过衡量所述第一样本概率分布数据表征的人物对象的身份与所述第三特征数据表征的人物对象的身份之间的差异,确定第一损失;依据所述第四特征数据和所述第一样本概率分布数据之间的差异,确定第二损失;依据所述第二样本概率分布数据和所述样本图像的标注数据,确定第三损失;依据所述第一损失、所述第二损失和所述第三损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失。

[0040] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元具体还用于:在依据所述第一损失、所述第二损失和所述第三损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失之前,依据所述第一样本概率分布数据确定的人物对象的身份和所述样本图像的标注数据之间的差异,确定第四损失;所述训练单元具体用于:依据所述第一损失、所述第二损失、所述第三损失和所述第四损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失。

[0041] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元具体还用于:在依据所述第一损失、所述第二损失、所述第三损失和所述第四损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失之前,依据所述第二样本概率分布数据与所述第一预设概率分布数据之间的差异,确定第五



损失;所述训练单元具体用于:依据所述第一损失、所述第二损失、所述第三损失、所述第四损失和所述第五损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失。

[0042] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元具体用于:按预定方式从所述第二样本概率分布数据中选取目标数据,所述预定方式为以下方式中的任意一种:从所述第二样本概率分布数据中任意选取多个维度的数据、选取所述第二样本概率分布数据中奇数维度的数据、选取所述第二样本概率分布数据中前n个维度的数据,所述n为正整数;依据所述目标数据表征的人物对象的身份信息与所述样本图像的标注数据之间的差异,确定所述第三损失。

[0043] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元具体用于:对在所述第二样本概率分布数据中添加所述样本图像中的人物对象的身份信息后获得数据进行解码处理,获得所述第四特征数据。

[0044] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元具体用于:对所述标注数据进行独热编码处理,获得编码处理后的标注数据;对所述编码处理后的数据和所述第一样本概率分布数据进行拼接处理,获得拼接后的概率分布数据;对所述拼接后的概率分布数据进行编码处理,获得所述第二样本概率分布数据。

[0045] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元具体用于对所述第一样本均值数据和所述第一样本方差数据进行采样,使采样获得的数据服从预设概率分布,获得所述第一样本概率分布数据。

[0046] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元具体用于:对所述第一样本概率分布数据进行解码处理获得第六特征数据;依据所述第三特征数据与所述第六特征数据之间的差异,确定所述第一损失。

[0047] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元具体用于:基于所述目标数据确定所述人物对象的身份,获得身份结果;依据所述身份结果和所述标注数据之间的差异,确定所述第四损失。

[0048] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元具体用于:对所述拼接后的概率分布数据进行编码处理,获得第二样本均值数据和第二样本方差数据;对所述第二样本均值数据和所述第二样本方差数据进行采样,使采样获得的数据服从所述预设概率分布,获得所述第二样本概率分布数据。

[0049] 在又一种可能实现的方式中,所述检索单元用于:确定所述目标概率分布数据与所述数据库中的图像的概率分布数据之间的相似度,选取所述相似度大于或等于预设相似度阈值对应的图像,作为所述目标图像。

[0050] 在又一种可能实现的方式中,所述检索单元具体用于:确定所述目标概率分布数据与所述数据库中的图像的概率分布数据之间的距离,作为所述相似度。

[0051] 在又一种可能实现的方式中,所述装置还包括:所述获取单元用于在获取待处理图像之前,获取待处理视频流;处理单元,用于对所述待处理视频流中的图像进行人脸检测和/或人体检测,确定所述待处理视频流中的图像中的人脸区域和/或人体区域;截取单元,用于截取所述人脸区域和/或所述人体区域,获得所述参考图像,并将所述参考图像存储至所述数据库。

[0052] 第三方面,提供了一种处理器,所述处理器用于执行如上述第一方面及其任意一

种可能实现的方式的方法。

[0053] 第四方面,提供了一种电子设备,包括:处理器、发送装置、输入装置、输出装置和存储器,所述存储器用于存储计算机程序代码,所述计算机程序代码包括计算机指令,当所述处理器执行所述计算机指令时,所述电子设备执行如上述第一方面及其任意一种可能实现的方式的方法。

[0054] 第五方面,提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质中存储有计算机程序,所述计算机程序包括程序指令,所述程序指令当被电子设备的处理器执行时,使所述处理器执行如上述第一方面及其任意一种可能实现的方式的方法。

[0055] 第六方面,本申请实施例提供了一种计算机程序产品,所述计算机程序产品包括程序指令,所述程序指令当被处理器执行时使所述信处理器执行上述第一方面及其任意一种可能实现的方式的方法。

[0056] 应当理解的是,以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性和解释性的,而非限制本公开。

## 附图说明

[0057] 为了更清楚地说明本申请实施例或背景技术中的技术方案,下面将对本申请实施例或背景技术中所需要使用的附图进行说明。

[0058] 此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分,这些附图示出了符合本公开的实施例,并与说明书一起用于说明本公开的技术方案。

[0059] 图1为本申请实施例提供了一种图像处理装置的硬件结构示意图;

[0060] 图2为本申请实施例提供了一种图像处理方法的流程示意图;

[0061] 图3为本申请实施例提供了一种概率分布数据的示意图;

[0062] 图4为本申请实施例提供的另一种概率分布数据的示意图;

[0063] 图5为本申请实施例提供的另一种图像处理方法的流程示意图;

[0064] 图6为本申请实施例提供了一种概率分布数据的示意图;

[0065] 图7为本申请实施例提供了一种概率分布数据生成网络的结构示意图;

[0066] 图8为本申请实施例提供了一种待处理图像的示意图;

[0067] 图9为本申请实施例提供了一种行人重识别训练网络的结构示意图;

[0068] 图10为本申请实施例提供了一种拼接处理的示意图;

[0069] 图11为本申请实施例提供的另一种图像处理方法的流程示意图;

[0070] 图12为本申请实施例提供了一种图像处理装置的结构示意图;

[0071] 图13为本申请实施例提供的另一种图像处理装置的结构示意图;

[0072] 图14为本申请实施例提供了一种图像处理装置的硬件结构示意图。

## 具体实施方式

[0073] 为了使本技术领域的人员更好地理解本申请方案,下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本申请保护的范围。

[0074] 本申请的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”等是用于区别不同对象,而不是用于描述特定顺序。此外,术语“包括”和“具有”以及它们任何变形,意图在于覆盖不排他的包含。例如包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备没有限定于已列出的步骤或单元,而是可选地还包括没有列出的步骤或单元,或可选地还包括对于这些过程、方法、产品或设备固有的其他步骤或单元。

[0075] 应当理解,在本申请中,“至少一个(项)”是指一个或者多个,“多个”是指两个或两个以上,“至少两个(项)”是指两个或三个及三个以上,“和/或”,用于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:只存在A,只存在B以及同时存在A和B三种情况,其中A,B可以是单数或者复数。字符“/”一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。“以下至少一项(个)”或其类似表达,是指这些项中的任意组合,包括单项(个)或复数项(个)的任意组合。例如,a,b或c中的至少一项(个),可以表示:a,b,c,“a和b”,“a和c”,“b和c”,或“a和b和c”,其中a,b,c可以是单个,也可以是多个。

[0076] 在本文中提及“实施例”意味着,结合实施例描述的特定特征、结构或特性可以包含在本申请的至少一个实施例中。在说明书中的各个位置出现该短语并不一定均是指相同的实施例,也不是与其它实施例互斥的独立的或备选的实施例。本领域技术人员显式地和隐式地理解的是,本文所描述的实施例可以与其它实施例相结合。

[0077] 本申请实施例所提供的技术方案可应用于图像处理装置,该图像处理装置可以是服务器,也可以是终端(如手机、平板电脑、台式电脑),该图像处理装置具备图形处理器(graphics processing unit,GPU)。该图像处理装置还存储有数据库,数据库包含行人图像库。

[0078] 请参考图1,图1是本申请实施例提供的一种图像处理装置的结构示意图,如图1所示,该图像处理装置可以包括处理器210,外部存储器接口220,内部存储器221,通用串行总线(universal serial bus,USB)接口230,电源管理模块240,网络通信模块250,显示屏260。

[0079] 可以理解的是,本申请实施例示意的结构并不构成对图像处理装置的具体限定。在本申请另一些实施例中,图像处理装置可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者拆分某些部件,或者不同的部件布置。图示的部件可以以硬件,软件或软件和硬件的组合实现。

[0080] 处理器210可以包括一个或多个处理单元,例如:处理器210可以包括应用处理器(application processor,AP),图形处理器(graphics processing unit,GPU),图像信号处理器(image signal processor,ISP),控制器,存储器,视频编解码器,数字信号处理器(digital signal processor,DSP),和/或神经网络处理器(neural-network processing unit,NPU)等。其中,不同的处理单元可以是独立的器件,也可以集成在一个或多个处理器中。

[0081] 其中,控制器可以是图像处理装置的神经中枢和指挥中心。控制器可以根据指令操作码和时序信号,产生操作控制信号,完成取指令和执行指令的控制。

[0082] 处理器210中还可以设置存储器,用于存储指令和数据。在一些实施例中,处理器210中的存储器为高速缓冲存储器。该存储器可以保存处理器210刚用过或循环使用的指令或数据。

[0083] 在一些实施例中,处理器210可以包括一个或多个接口。接口可以包括集成电路(inter-integrated circuit,I2C)接口,集成电路内置音频(inter-integrated circuit sound,I2S)接口,脉冲编码调制(pulse code modulation,PCM)接口,通用异步收发传输器(universal asynchronous receiver/transmitter,UART)接口,移动产业处理器接口(mobile industry processor interface,MIPI),通用输入输出(general-purpose input/output,GPIO)接口,和/或通用串行总线(universal serial bus,USB)接口等。

[0084] 可以理解的是,本申请实施例示意的各模块间的接口连接关系,只是示意性说明,并不构成对图像处理装置的结构限定。在本申请另一些实施例中,图像处理装置也可以采用上述实施例中不同的接口连接方式,或多种接口连接方式的组合。

[0085] 电源管理模块240连接外部电源并接收外部电源输入的电量,为处理器210,内部存储器221,外部存储器和显示屏250等供电。

[0086] 图像处理装置通过GPU,显示屏250等实现显示功能。GPU为图像处理的微处理器,连接显示屏250。处理器210可包括一个或多个GPU,其执行程序指令以生成或改变显示信息。

[0087] 显示屏250用于显示图像和视频等。显示屏250包括显示面板。显示面板可以采用液晶显示屏(liquid crystal display,LCD),有机发光二极管(organic light-emitting diode,OLED),有源矩阵有机发光二极体或主动矩阵有机发光二极体(active-matrix organic light emitting diode的,AMOLED),柔性发光二极管(flex light-emitting diode,FLED),Miniled,MicroLed,Micro-oLed,量子点发光二极管(quantum dot light emitting diodes,QLED)等。在一些实施例中,图像处理装置可以包括1个或多个显示屏250。例如,在本申请实施例中,显示屏250可以用于显示相关图像或视频如显示目标图像。

[0088] 数字信号处理器用于处理数字信号,除了可以处理数字图像信号,还可以处理其他数字信号。例如,当图像处理装置在频点选择时,数字信号处理器用于对频点能量进行傅里叶变换等。

[0089] 视频编解码器用于对数字视频压缩或解压缩。图像处理装置可以支持一种或多种视频编解码器。这样,图像处理装置可以播放或录制多种编码格式的视频,例如:动态图像专家组(moving picture experts group,MPEG)1,MPEG2,MPEG3,MPEG4等。

[0090] NPU为神经网络(neural-network,NN)计算处理器,通过借鉴生物神经网络结构,例如借鉴人脑神经元之间传递模式,对输入信息快速处理,还可以不断的自学习。通过NPU可以实现图像处理装置的智能认知等应用,例如:图像识别,人脸识别,语音识别,文本理解等。

[0091] 外部存储器接口220可以用于连接外部存储卡,例如移动硬盘,实现图像处理装置的存储能力。外部存储卡通过外部存储器接口220与处理器210通信,实现数据存储功能。例如,本申请实施例中可以将图像或视频保存在外部存储卡中,图像处理装置的处理器210可以通过外部存储器接口220获取保存在外部存储卡中的图像。

[0092] 内部存储器221可以用于存储计算机可执行程序代码,所述可执行程序代码包括指令。处理器210通过运行存储在内部存储器221的指令,从而执行图像处理装置的各种功能应用以及数据处理。内部存储器221可以包括存储程序区和存储数据区。其中,存储程序区可存储操作系统,至少一个功能所需的应用程序(比如图像播放功能等)等。存储数据区

可存储图像处理装置使用过程中所创建的数据(比如图像等)等。此外,内部存储器221可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如至少一个磁盘存储器件,闪存器件,通用闪存存储器(universal flash storage,UFS)等。例如,在本申请实施例中,内部存储器221可以用于存储多帧图像或视频,该多帧图像或视频可以是图像处理装置通过网络通信模块250接收到摄像头发送的图像或视频。

[0093] 应用本申请实施例提供的技术方案可使用待处理图像检索行人图像库,并从行人图像库中确定包含于待处理图像中的人物对象匹配的人物对象的图像(下文将相互匹配的人物对象称为属于同一身份的人物对象)。例如,待处理图像包含人物对象A,应用本申请实施例提供的技术方案确定行人图像库中的一张或多张目标图像中包含的人物对象与人物对象A为属于同一身份的人物对象。

[0094] 本申请实施例提供的技术方案可应用于安防领域。在安防领域的应用场景中,图像处理装置可以是服务器,且服务器与一个或多个摄像头连接,服务器可获取每个摄像头实时采集的视频流。采集到的视频流中的图像中包含人物对象的图像可用于构建行人图像库。相关管理人员可使用待处理图像检索行人图像库,获得包含于待处理图像中的人物对象(下文将称为目标人物对象)属于同一身份的人物对象的目标图像,根据目标图像可实现追踪目标人物对象的效果。例如,A地发生了抢劫案,证人李四向警方提供了嫌疑犯的图像a,警方可使用a检索行人图像库,获得所有包含嫌疑犯的图像。在获得行人图像库中所有包含嫌疑犯的图像后,警方可根据这些图像的信息对嫌疑犯实行追踪、抓捕。

[0095] 下面将结合本申请实施例中的附图对本申请实施例所提供的技术方案进行详细描述。

[0096] 请参阅图2,图2是本申请实施例(一)提供的一种图像处理方法的流程示意图。本实施例的执行主体为上述图像处理装置。

[0097] 201、获取待处理图像。

[0098] 本申请实施例中,待处理图像包括人物对象,其中,待处理图像可以只包括人脸,并无躯干、四肢(下文将躯干和四肢称为人体),也可以只包括人体,不包括人体,还可以只包括下肢或上肢。本申请对待处理图像具体包含的人体区域不做限定。

[0099] 获取待处理图像的方式可以是接收用户通过输入组件输入的待处理图像,其中,输入组件包括:键盘、鼠标、触控屏、触控板和音频输入器等。也可以是接收终端发送的待处理图像,其中,终端包括手机、计算机、平板电脑、服务器等。

[0100] 202、对该待处理图像进行编码处理,获得该待处理图像中的人物对象的特征的概率分布数据,作为目标概率分布数据,其中,该特征用于识别人物对象的身份。

[0101] 本申请实施例中,对待处理图像进行编码处理可通过对待处理图像依次进行特征提取处理和非线性变换获得。可选的,特征提取处理可以是卷积处理,也可以是池化处理,还可以是下采样处理,还可以是卷积处理、池化处理和下采样处理中任意一种或多种处理的结合。

[0102] 对待处理图像进行特征提取处理,可获得包含待处理图像的信息的特征向量,即第一特征数据。

[0103] 在一种可能实现的方式中,通过深度神经网络对待处理图像进行特征提取处理可获得第一特征数据。该深度神经网络包括多层卷积层,且该深度神经网络已通过训练获得

提取待处理图像中内容的信息的能力。通过深度神经网络中的多层卷积层对待处理图像进行卷积处理,可提取出待处理图像的内容的信息,获得第一特征数据。

[0104] 本申请实施例中,人物对象的特征用于识别人物对象的身份,人物对象的特征包括人物对象的服饰属性、外貌特征和变化特征。服饰属性包括所有装饰人体的物品的特征中的至少一种(如上衣颜色、裤子颜色、裤子长度、帽子款式、鞋子颜色、打不打伞、箱包类别、有无口罩、口罩颜色)。外貌特征包括体型、性别、发型、发色、年龄段、是否戴眼镜、胸前是否抱东西。变化特征包括:姿态、视角、步幅。

[0105] 举例来说(例1),上衣颜色或裤子颜色或鞋子颜色或发色的类别包括:黑色、白色、红色、橙色、黄色、绿色、蓝色、紫色、棕色。裤子长度的类别包括:长裤、短裤、裙子。帽子款式的类别包括:无帽子、棒球帽、鸭舌帽、平沿帽、渔夫帽、贝雷帽、礼帽。打不打伞的类别包括:打伞、未打伞。发型的类别包括:披肩长发、短发、光头、秃头。姿态类别包括:骑行姿态、站立姿态、行走姿态、奔跑姿态、睡卧姿态、平躺姿态。视角指图像中的人物对象的正面相对于摄像头的角度,视角类别包括:正面、侧面和背面。步幅指人物对象行走时的步幅大小,步幅大小可以用距离表示,如:0.3米、0.4米、0.5米、0.6米。

[0106] 通过对第一特征数据进行第一非线性变换,可获得待处理图像中的人物对象的特征的概率分布数据,即目标概率分布数据。人物对象的特征的概率分布数据表征该人物对象具有不同特征的概率或以不同特征出现的概率。

[0107] 接着例1继续举例(例2),人物a经常身着蓝色上衣,则在人物a的特征的概率分布数据中,上衣颜色为蓝色的概率值较大(如0.7),而在人物a的特征的概率分布数据中,上衣为其他颜色的概率值较小(如上衣颜色为红色的概率值为0.1,上衣颜色为白色的概率值为0.15)。人物b经常骑车,很少步行,则在人物b的特征的概率分布数据中,骑行姿态的概率值比其他姿态的概率值要大(如骑行姿态的概率值为0.6,站立姿态的概率值为0.1,行走姿态的概率值为0.2,睡卧姿态的概率为0.05)。摄像头采集到的人物c的图像中背影图居多,则在人物c的特征的概率分布数据中视角类别为背面的概率值要比视角类别为正面的概率值和视角类别为侧面的概率值大(如背面的概率值为0.6,正面的概率值为0.2,侧面的概率值为0.2)。

[0108] 本申请实施例中,人物对象的特征的概率分布数据包含多个维度的数据,所有维度的数据均服从同一分布,其中,每个维度的数据都包含所有特征信息,即每个维度的数据均包含了人物对象具有以上任意一种特征的概率以及人物对象以不同特征出现的概率。

[0109] 接着例2继续举例(例3),假定人物c的特征概率分布数据包含2个维度的数据,图3所示为第一个维度的数据,图4所示为第2个维度的数据。第一个维度的数据中的a点所表征的含义包括人物c身着白色上衣的概率为0.4,人物c身着黑色裤子的概率为0.7,人物c身着长裤的概率为0.7,人物c不戴帽子的概率为0.8,人物c的鞋子颜色为黑色的概率为0.7,人物c不打伞的概率为0.6,人物c手上没有拿箱包的概率为0.3,人物c不戴口罩的概率为0.8,人物c为正常体型的概率为0.6,人物c为男性的概率为0.8,人物c的发型为短发的概率为0.7,人物c的发色为黑色的概率为0.8,人物c的年龄属于30~40岁的概率为0.7,人物c不戴眼镜的概率为0.4,人物c胸前抱有东西的概率为0.2,人物c以行走姿态出现的概率为0.6,人物c出现的视角为背面的概率为0.5,人物c的步幅为0.5米的概率为0.8。图4所示为第二维度的数据,第二个维度的数据中b点所表征的含义包括人物c身着黑色上衣的概率为0.4,

人物c身着白色裤子的概率为0.1,人物c身着短裤的概率为0.1,人物c戴帽子的概率为0.1,人物c的鞋子颜色为白色的概率为0.1,人物c打伞的概率为0.2,人物c手上拿箱包的概率为0.5,人物c戴口罩的概率为0.1,人物c为偏瘦体型的概率为0.1,人物c为女性的概率为0.1,人物c的发型为长发的概率为0.2,人物c的发色为金色的概率为0.1,人物c的年龄属于20~30岁的概率为0.2,人物c戴眼镜的概率为0.5,人物c胸前未抱有东西的概率为0.3,人物c以骑行姿态出现的概率为0.3,人物c出现的视角为侧面的概率为0.2,人物c的步幅为0.6米的概率为0.1。

[0110] 从例3可以看出,每个维度的数据中均包含了人物对象的所有特征信息,但不同维度的数据包含的特征信息的内容不一样,表现为不同特征的概率值不一样。

[0111] 本申请实施例中,虽然每个人物对象的特征的概率分布数据包含多个维度的数据,且每个维度的数据均包含了人物对象的所有特征信息,但每个维度的数据描述的特征的侧重点不一样。

[0112] 接着例2继续举例(例4),假定人物b的特征的概率分布数据包含100个维度的数据,前20个维度的数据中每个维度的数据中服饰属性的信息在每个维度包含的信息中的占比高于外貌特征和变化特征在每个维度包含的信息中的占比,因此前20个维度的数据更侧重与描述人物b的服饰属性。第21个维度的数据至第50个维度的数据中每个维度的数据中外貌特征的信息在每个维度包含的信息中的占比高于服饰属性和变化特征在每个维度包含的信息中的占比,因此第21个维度的数据至第50个维度的数据更侧重与描述人物b的外貌特征。第50个维度的数据至第100个维度的数据中每个维度的数据中变化特征的信息在每个维度包含的信息中的占比高于服饰属性和外貌特征在每个维度包含的信息中的占比,因此第50个维度的数据至第100个维度的数据更侧重与描述人物b的外貌特征。

[0113] 在一种可能实现的方式中,通过对第一特征数据进行编码处理,可获得目标概率分布数据。目标概率分布数据可用于表征待处理图像中的人物对象具有不同特征的概率或以不同特征出现的概率,且目标概率分布数据中的特征均可用于识别待处理图像中的人物对象的身份。上述编码处理为非线性处理,可选的,编码处理可以包括全连接层(fully connected layer,FCL)的处理和激活处理,也可以通过卷积处理实现,还可以通过池化处理实现,本申请对此不做具体限定。

[0114] 203、使用该目标概率分布数据检索数据库,获得该数据库中具有与该目标概率分布数据匹配的概率分布数据的图像,作为目标图像。

[0115] 本申请实施例中,如上所述,数据库包含行人图像库,行人图像库中每张图像(下文将行人库中的图像称为参考图像)均值数据包含一个人物对象。此外,数据库还包含行人图像库中每张图像中的人物对象(下文将称为参考人物对象)的概率分布数据(下文将称为参考概率分布数据),即行人图像库中每张图像均有一个概率分布数据。

[0116] 如上所述,每个人物对象的特征的概率分布数据均包含多个维度的数据,且不同维度的数据描述的特征的侧重点不同。本申请实施例中,参考概率分布数据的维度的数量和目标概率分布数据的维度的数量相同,且相同维度描述的特征相同。

[0117] 举例来说,目标概率分布数据和参考概率分布数据均包含1024维数据。在目标概率分布数据和参考概率分布数据中,第1个维度的数据,第2个维度的数据,第3个维度的数据,……,第500个维度的数据均侧重于描述服饰属性,第501个维度的数据,第502个维度的数

据,第503个维度的数据,···,第900个维度的数据侧重于描述外貌特征,第901个维度的数据,第902个维度的数据,第903个维度的数据,···,第1024个维度的数据侧重于描述变化特征。

[0118] 根据目标概率分布数据和参考概率分布数据中相同维度包含的信息的相似度可确定目标概率分布数据和参考概率分布数据之间的相似度。

[0119] 在一种可能实现的方式中,通过计算目标概率分布数据和参考概率分布数据之间的瓦瑟斯坦距离(wasserstein metric)可确定目标概率分布数据和参考概率分布数据之间的相似度。其中,wasserstein metric越小,表征目标概率分布数据与参考概率分布数据之间的相似度越大。

[0120] 在另一种可能实现的方式中,通过计算目标概率分布数据和参考概率分布数据之间的欧式距离(euclidean)可确定目标概率分布数据和参考概率分布数据之间的相似度。其中,euclidean越小,表征目标概率分布数据与参考概率分布数据之间的相似度越大。

[0121] 在又一种可能实现的方式中,通过计算目标概率分布数据和参考概率分布数据之间的JS散度(Jensen-Shannon divergence)可确定目标概率分布数据和参考概率分布数据之间的相似度。其中,JS散度越小,表征目标概率分布数据与参考概率分布数据之间的相似度越大。

[0122] 目标概率分布数据与参考概率分布数据之间的相似度越大,表征目标人物对象与参考人物对象属于同一个身份的概率越大。因此,可根据目标概率分布数据与行人图像库中每一张图像的概率分布数据之间的相似度,确定目标图像。

[0123] 可选的,将目标概率分布数据与参考概率分布数据之间的相似度作为目标人物对象与参考人物对象的相似度,再将相似度大于或等于相似度阈值的参考图像作为目标图像。

[0124] 举例来说,行人图像库中包含3张参考图像,分别为a,b,c,d,e。a的概率分布数据与目标概率分布数据之间的相似度为78%,b的概率分布数据与目标概率分布数据之间的相似度为92%,c的概率分布数据与目标概率分布数据之间的相似度为87%,d的概率分布数据与目标概率分布数据之间的相似度为67%,e的概率分布数据与目标概率分布数据之间的相似度为81%。假定相似度阈值为80%,则大于或等于的相似度为92%、87%、81%,相似度92%对应的图像为b,相似度87%对应的图像为c,相似度81%对应的图像为e,即b、c、e为目标图像。

[0125] 可选的,若获得的目标图像的数量有多张,可依据相似度确定目标图像的置信度,并按置信度从大到小的顺序对目标图像排序,以使用户根据目标图像的相似度确定目标人物对象的身份。其中,目标图像的置信度与相似度呈正相关目标图像的置信度表征目标图像中的人物对象与目标人物对象属于同一身份的置信度。举例来说,目标图像有3张,分别为a,b,c,a中的参考人物对象与目标人物对象的相似度为90%,b中的参考人物对象与目标人物对象的相似度为93%,c中的参考人物对象与目标人物对象的相似度为88%,则可将a的置信度设置为0.9,将b的置信度设置为0.93,将c的置信度设置为0.88。依据置信度对目标图像进行排序后获得的序列为:b→a→c。

[0126] 本申请实施例提供的技术方案获得的目标概率分布数据中包含待处理图像中的人物对象的多种特征信息。



[0127] 举例来说,请参阅图5,假设第一特征数据中第一维度的数据为a,第二维度的数据为b,且a包含的信息用于描述待处理图像中的人物对象的以不同姿态出现的概率,b包含的信息用于描述待处理图像中人物对象身着不同颜色的上衣的概率。通过本实施例提供的方法对第一特征数据进行编码处理获得目标概率分布可依据a和b获得联合概率分布数据c,即依据a上任意一个点和b上任意一个点可确定c中的一个点,再依据c中包含的点即可获得既能描述待处理图像中的人物对象以不同姿态出现的概率,也能描述待处理图像中的人物对象身着不同颜色的上衣的概率的概率分布数据。

[0128] 需要理解的是,在待处理图像的特征向量(即第一特征数据)中,变化特征是被包含于服饰属性和外貌特征中的,也就是说,根据第一特征数据与参考图像的特征向量之间的相似度确定目标人物对象和参考人物对象是否属于同一身份时,没有利用变化特征包含的信息。

[0129] 举例来说,假定在图像a中人物对象a身着蓝色上衣,以骑行的姿态出现,且为正面视角,而在图像b中人物对象a身着蓝色上衣,以站立姿态出现,且为背面视角。若通过图像a的特征向量与图像b的特征向量的匹配度来识别图像a中的人物对象和图像b中的人物对象是否属于同一身份时,将不会利用人物对象的姿态信息和视角信息,而只利用服饰属性(即蓝色上衣)。或者由于图像a中的人物对象的姿态信息和视角信息与图像b中的姿态信息和视角信息差距较大,若在通过图像a的特征向量与图像b的特征向量的匹配度来识别图像a中的人物对象和图像b中的人物对象是否属于同一身份时,利用人物对象的姿态信息和视角信息,将会降低识别准确率(如将图像a中的人物对象和图像b中的人物对象识别为不属于同一身份的人物对象)。

[0130] 而本申请实施例提供的技术方案通过对第一特征数据进行编码处理,获得目标概率分布数据,实现将变化特征从服饰属性和外貌特征中解耦出来(如例4所述,不同维度的数据描述的特征的侧重点不一样)。

[0131] 由于目标概率分布数据和参考概率分布数据中均包含变化特征,而在根据目标概率分布数据和参考概率分布数据中相同维度包含的信息的相似度确定目标概率分布数据和参考概率分布数据之间的相似度时,将利用到变化特征包含的信息。也就是说,本申请实施例在确定目标人物对象的身份时,利用了变化特征包含的信息。正是得益于在利用服饰属性和外貌特征包含的信息确定目标人物对象的基础上,还利用了变化特征包含的信息确定目标人物对象的身份,本申请实施例提供的技术方案可提高识别目标人物对象的身份的准确率。

[0132] 本实施通过对待处理图像进行特征提取处理,以提取出待处理图像中人物对象的特征信息,获得第一特征数据。再基于第一特征数据,可获得待处理图像中的人物对象的特征的目标概率分布数据,以实现将第一特征数据中变化特征包含信息从服饰属性和外貌特征中解耦出来。这样,在确定目标概率分布数据与数据库中的参考概率分布数据之间的相似度的过程中可利用变化特征包含的信息,进而提高依据该相似度确定包含于待处理图像的人物对象属于同一身份的人物对象的图像的准确率,即可提高识别待处理图像中的人物对象的身份的准确率。

[0133] 如上所述,本申请实施例提供的技术方案正是通过对第一特征数据进行编码处理,获得目标概率分布数据,接下来将详细阐述获得目标概率分布数据的方法。

[0134] 请参阅图6,图6是本申请实施例(二)提供的202的一种可能实现的方式的流程示意图。

[0135] 601、对该待处理图像进行特征提取处理,获得第一特征数据。

[0136] 请参阅202,此处将不再赘述。

[0137] 602、对该第一特征数据进行第一非线性变换,获得该目标概率分布数据。

[0138] 由于前面的特征提取处理从数据中学习复杂映射的能力较小,即仅通过特征提取处理无法处理复杂类型的数据,例如概率分布数据。因此,需要通过对第一特征数据进行第二非线性变换,以处理诸如概率分布数据等复杂数据,并获得第二特征数据。

[0139] 在一种可能实现的方式中,通过FCL和非线性激活函数依次对第一特征数据进行处理,可获得第二特征数据。可选的,上述非线性激活函数为线性整流函数(rectified linear unit,ReLU)。

[0140] 在另一种可能实现的方式中,对第一特征数据依次进行卷积处理和池化处理,可获得第二特征数据。卷积处理的过程如下:对第一特征数据进行卷积处理,即利用卷积核在第一特征数据上滑动,并将第一特征数据中元素的值分别与卷积核中所有元素的值相乘,然后将相乘后得到的所有乘积的和作为该元素的值,最终滑动处理完编码层的输入数据中所有的元素,得到卷积处理后的数据。池化处理可以为平均池化或者最大池化。在一个示例中,假设卷积处理获得的数据的尺寸为 $h*w$ ,其中, $h$ 和 $w$ 分别表示卷积处理获得的数据的长和宽。当需要得到的第二特征数据的目标尺寸为 $H*W$ ( $H$ 为长, $W$ 为宽)时,可将该卷积处理获得的数据划分成 $H*W$ 个格子,这样,每一个格子的尺寸为 $(h/H)*(w/W)$ ,然后计算每一个格子中像素的平均值或最大值,即可得到获得目标尺寸的第二特征数据。

[0141] 由于非线性变换前的数据和非线性变换后的数据为一一映射的关系,若直接对第二特征数据进行非线性变换,将只能获得特征数据,而无法获得概率分布数据。这样在对第二特征数据进行非线性变换后获得特征数据中,变化特征被包含于服饰属性和外貌特征中,也就无法将变化特征从服饰属性和外貌特征中解耦出来。

[0142] 因此,本实施例通过对第二特征数据进行第三非线性变换,获得第一处理结果,作为均值数据,并对第二特征数据进行第四非线性变换,获得第二处理结果,作为方差数据。再依据该均值数据和该方差数据即可确定概率分布数据,即目标概率分布数据。

[0143] 可选的,上述第三非线性变换和第四非线性变换均可通过全连接层实现。

[0144] 本实施例通过对第一特征数据进行非线性变换,以获得均值数据和方差数据,并通过均值数据和方差数据获得目标概率分布数据。

[0145] 实施例(一)和实施例(二)阐述了获得待处理图像中的人物对象的特征的概率分布的方法,本申请实施例还提供了一种概率分布数据生成网络,用于实现实施例(一)和实施例(二)中的方法。请参阅图7,图7为本申请实施例(三)提供的一种概率分布数据生成网络的结构图。

[0146] 如图7所示,本申请实施例提供的概率分布数据生成网络包括深度卷积网络和行人重识别网络。深度卷积网络用于对待处理图像进行特征提取处理,获得待处理图像的特征向量(即第一特征数据)。第一特征数据输入至行人重识别网络,第一特征数据依次经全连接层的处理和激活层的处理,用于对第一特征数据进行非线性变换。再通过对激活层的输出数据进行处理,可获得待处理图像中的人物对象的特征的概率分布数据。上述深度卷

积网络包括多层卷积层,上述激活层包括非线性激活函数,如sigmoid、ReLU。

[0147] 由于行人重识别网络基于待处理图像的特征向量(第一特征数据)获得目标概率分布数据的能力是通过训练学习到的,若直接对激活层的输出数据进行处理获得目标输出数据,行人重识别网络只能通过训练学习到从激活层的输出数据到目标输出数据的映射关系,且该映射关系为一一映射。这样将无法基于获得的目标输出数据获得目标概率分布数据,即基于目标输出数据只能获得特征向量(下文将称为目标特征向量)。在该目标特征向量中,变化特征也是被包含于服饰属性和外貌特征中的,再根据目标特征向量与参考图像的特征向量之间的相似度确定目标人物对象和参考人物对象是否属于同一身份时,也将不会利用变化特征包含的信息。

[0148] 基于上述考虑,本申请实施例提供的行人重识别网络通过均值数据全连接层和方差数据全连接层分别对激活层的输出数据进行处理,以获得均值数据和方差数据。这样可使行人重识别网络在训练过程中学习到从激活层的输出数据到均值数据的映射关系,以及从激活层的输出数据到方差数据的映射关系,再基于均值数据和方差数据即可获得目标概率分布数据。

[0149] 通过基于第一特征数据获得目标概率分布数据可实现将变化特征从服饰属性和外貌特征中解耦出来,进而在确定目标人物对象和参考人物对象是否属于同一身份时,可利用变化特征包含的信息提高识别目标人物对象的身份的准确率。

[0150] 通过行人重识别网络对第一特征数据进行处理获得目标特征数据,可实现基于待处理图像的特征向量获得目标人物对象的特征的概率分布数据。由于目标概率分布数据中包含目标人物对象的所有特征信息,而待处理图像只包含的目标人物对象的部分特征信息。

[0151] 举例来说(例4),在图8所示的待处理图像中,目标人物对象a正在查询机前查询信息,在该待处理图像中目标人物对象的特征包括:米白色礼帽、黑色长发、白色长裙、手拿白色手提包、未戴口罩、米白色鞋子、正常体型、女性、20~25岁、未戴眼镜、站立姿态、侧面视角。而通过本申请实施例提供的行人重识别网络对该待处理图像的特征向量进行处理,可获得a的特征的概率分布数据,a的特征的概率分布数据中包括a的所有特征信息。如:a不戴帽子的概率,a戴白色帽子的概率,a戴灰色平沿帽的概率,a身着粉色上衣的概率,a身着黑色裤子的概率,a穿白色鞋子的概率,a戴眼镜的概率,a戴口罩的概率,a手上不拿箱包的概率,a的体型为偏瘦的概率,a为女性的概率,a的年龄属于25~30岁的概率,a以行走姿态出现的概率,a以正面视角出现的概率,a的步幅为0.4米的概率等等。

[0152] 也就是说,行人重识别网络具备基于任意一张待处理图像获得该待处理图像中的目标人物对象的特征的概率分布数据的能力,实现了从“特殊”(即目标人物对象的部分特征信息)到“一般”(即目标人物对象的所有特征信息)的预测,当获知目标人物对象的所有特征信息时,即可利用这些特征信息准确的识别目标人物对象的身份。

[0153] 而行人重识别网络具备上述预测的能力是通过训练学习到的,下面将详细阐述行人重识别网络的训练过程。

[0154] 请参阅图9,图9所示为本申请实施例(四)提供的一种行人重识别训练网络,该训练网络用于训练实施例(四)所提供的行人重识别网络。需要理解的是,在本实施例中,深度卷积网络为预先训练好的,在后续调整行人重识别训练网络的参数的过程中,深度卷积网

络的参数将不再更新。

[0155] 如图9所示,行人重识别网络包括深度卷积网络、行人重识别网络和解耦网络。将用于训练的样本图像输入至深度卷积网络可获得样本图像的特征向量(即第三特征向量),再经行人重识别网络对第三特征数据进行处理,获得第一样本均值数据和第一样本方差数据,并将第一样本均值数据和第一样本方差数据作为解耦网络的输入。再通过解耦网络对第一样本均值数据和第一样本方差数据进行处理,获得第一损失、第二损失、第三损失、第四损失和第五损失,并基于以上5个损失调整行人重识别训练网络的参数,即基于以上5个损失对行人重识别训练网络进行反向梯度传播,以更新行人重识别训练网络的参数,进而完成对行人重识别网络的训练。

[0156] 为使梯度能顺利反传至行人重识别网络,首先需要保证行人重识别训练网络中处处可导,因此,解耦网络首先从第一样本均值数据和第一样本方差数据中采样,以获得服从第一预设概率分布数据的第一样本概率分布数据,其中,第一预设概率分布数据为连续概率分布数据,即第一样本概率分布数据为连续概率分布数据。这样,就可将梯度反传至行人重识别网络。可选的,第一预设概率分布数据为高斯分布。

[0157] 在一种可能实现的方式中,通过重参数采样技巧从第一样本均值数据和第一样本方差数据中采样可获得服从第一预设概率分布数据的第一样本概率分布数据。即将述第一样本方差数据与预设概率分布数据相乘,获得第五特征数据,再求得第五特征数据和所述第一样本均值数据的和,作为所述第一样本概率分布数据。可选的,预设概率分布数据为正态分布。

[0158] 需要理解的是,在上述可能实现的方式中,第一样本均值数据、第一样本方差数据和预设概率分布数据包含的数据的维度数相同,且若第一样本均值数据、第一样本方差数据和预设概率分布数据均包含多个维度的数据时,将分别将第一样本方差数据中的数据与预设概率分布数据中相同维度的数据进行相乘,再将相乘后得到的结果与第一样本均值数据中相同维度的数据进行相加,获得第一样本概率分布数据中一个维度的数据。

[0159] 举例来说,第一样本均值数据、第一样本方差数据和预设概率分布数据均包含2个维度的数据,则将第一样本均值数据中第一个维度的数据与预设概率分布数据中第一个维度的数据进行相乘,获得第一相乘数据,再将第一相乘数据与第一样本方差数据中第一个维度的数据相加,获得第一个维度的结果数据。将第一样本均值数据中第二个维度的数据与预设概率分布数据中第二个维度的数据进行相乘,获得第二相乘数据,再将第二相乘数据与第一样本方差数据中第二个维度的数据相加,获得第二个维度的结果数据。再基于第一个维度的结果数据和第二个维度的结果数据获得第一样本概率分布数据,其中,第一样本概率分布数据中第一个维度的数据为第一个维度的结果数据,第一个维度的数据为第一个维度的结果数据。

[0160] 再通过解码器对第一样本概率分布数据进行解码处理,获得一个特征向量(第六特征数据)。解码处理可以为以下任意一种:反卷积处理、双线性插值处理、反池化处理。

[0161] 再依据第三特征数据和第六特征数据之间的差异,确定第一损失,其中,第三特征数据和第六特征数据之间的差异和第一损失呈正相关。第三特征数据和第六特征数据之间的差异越小,表征第三特征数据表征的人物对象的身份与第六特征数据表征的人物对象的身份的差异就越小。由于第六特征数据是通过第一样本概率分布数据进行解码处理获得

的,第六特征数据与第三特征数据之间的差异越小,表征第一样本概率分布数据所表征的人物对象的身份与第三特征数据表征的人物对象的身份的差异就越小。从第一样本均值数据和第一样本方差数据中采样获得的第一样本概率分布数据中包含的特征信息与根据第一样本均值数据和第一样本方差数据确定的概率分布数据中包含的特征信息相同,也就是说第一样本概率分布数据表征的人物对象的身份与根据第一样本均值数据和第一样本方差数据确定的概率分布数据表征的人物对象的身份相同。因此,第六特征数据与第三特征数据之间的差异越小,表征根据第一样本均值数据和第一样本方差数据确定的概率分布数据表征的人物对象的身份与第三特征数据表征的人物对象的身份的差异就越小。进一步的,行人重识别网络通过均值数据全连接层对激活层的输出数据进行处理获得的第一样本均值数据和通过方差数据全连接层对激活层的输出数据进行处理获得的第一样本方差数据表征的人物对象的身份与第三特征数据表征的人物对象的身份的差异就越小。也就是说,通过行人重识别网络对样本图像的第三特征数据进行处理可获得的样本图像中的人物对象的特征的概率分布数据。

[0162] 在一种可能实现的方式中,通过计算第三特征数据和第六特征数据之间的均方误差可确定第一损失。

[0163] 如上所述,为使行人重识别网络可根据第一特征数据获得目标人物对象的特征的概率分布数据,行人重识别网络通过均值数据全连接层和方差数据全连接层分别获得均值数据和方差数据,并依据均值数据和方差数据确定目标概率分布数据。因此,属于相同身份的人物对象的均值数据和方差数据确定的概率分布数据之间的差异越小,且属于不同身份的人物对象的均值数据和方差数据确定的概率分布数据之间的差异越大,使用目标概率分布数据确定人物对象的身份的效果就越好。因此,本实施通过第四损失来衡量第一样本均值数据和第一样本方差数据确定的人物对象的身份与样本图像的标注数据之间的差异,第四损失和该差异呈正相关。

[0164] 在一种可能实现的方式中,通过下式可计算第四损失:

$$[0165] \quad \mathcal{L}_4 = \max(d_p(z) - d_n(z) + \alpha, 0) \cdots \text{公式 (1)}$$

[0166] 其中, $d_p(z)$ 为包含同一个人物对象的样本图像的第一样本概率分布数据之间的距离,包含不同人物对象的样本图像的第一样本概率分布数据之间的距离, $\alpha$ 为小于1的正数。可选的 $\alpha=0.3$ 。

[0167] 举例来说,假定训练数据包含10张样本图像,且这5张样本图像均只包含1个人物对象,这5张样本图像中共有3个属于不同身份的人物对象。其中,图像a、图像c包含的人物对象均为张三,图像b、图像d包含的人物对象均为李四,图像e包含的人物对象均为王五。图像a中张三的特征的概率分布为A,图像b中李四的特征的概率分布为B,图像c中张三特征的概率分布为C,图像d中李四的特征的概率分布为D,图像e中王五的特征的概率分布为E。计算A和B之间的距离,记为AB,计算A和C之间的距离,记为AC,计算A和D之间的距离,记为AD,计算A和E之间的距离,记为AE,计算B和C之间的距离,记为BC,计算B和D之间的距离,记为BD,计算B和E之间的距离,记为BE,计算C和D之间的距离,记为CD,计算C和E之间的距离,记为CE,计算D和E之间的距离,记为DE。则 $d_p(z) = AC+BD$ , $d_n(z) = AB+AD+AE+BC+BE+CD+CE+DE$ 。再根据公式(1)可确定第四损失。

[0168] 在获得第一样本概率分布数据后,还可对第一样本概率分布数据和样本图像的标

注数据进行拼接处理,并将拼接后的数据输入至编码器进行编码处理,其中,该编码器可的组成可参见行人重识别网络。通过对拼接后的数据进行编码处理,以去除第一样本概率分布数据中的身份信息,获得第二样本均值数据和第二样本方差数据。

[0169] 上述拼接处理即将第一样本概率分布数据和标注数据在通道维度上进行叠加。举例来说,如图10所示,第一样本概率分布数据包含3个维度的数据,标注数据包含1个维度的数据,对第一样本概率分布数据和标注数据进行拼接处理后获得的拼接后的数据包含4个维度的数据。

[0170] 上述第一样本概率分布数据为样本图像中的人物对象(下文称为样本人物对象)的特征的概率分布数据,即第一样本概率分布数据中包含样本人物对象的身份信息,第一样本概率分布数据中的样本人物对象的身份信息可理解为该第一样本概率分布数据被添上了样本人物对象的身份这个标签。去除第一样本概率分布数据中的样本人物对象的身份信息可参见例5。例5,假定样本图像中的人物对象为b,第一样本概率分布数据中包括b的所有特征信息,如:b不戴帽子的概率,b戴白色帽子的概率,b戴灰色平沿帽的概率,b身着粉色上衣的概率,b身着黑色裤子的概率,b穿白色鞋子的概率,b戴眼镜的概率,b戴口罩的概率,b手上不拿箱包的概率,b的体型为偏瘦的概率,b为女性的概率,b的年龄属于25~30岁的概率,b以行走姿态出现的概率,b以正面视角出现的概率,b的步幅为0.4米的概率等等。去除第一样本概率分布数据中b的身份信息后获得的第二样本均值数据和第二样本方差数据确定的概率分布数据中包含的去除b的身份信息后的所有特征信息,如:不戴帽子的概率,戴白色帽子的概率,戴灰色平沿帽的概率,身着粉色上衣的概率,身着黑色裤子的概率,穿白色鞋子的概率,戴眼镜的概率,戴口罩的概率,手上不拿箱包的概率,体型为偏瘦的概率,人物对象为女性的概率,年龄属于25~30岁的概率,以行走姿态出现的概率,以正面视角出现的概率,步幅为0.4米的概率等等。

[0171] 可选的,由于在样本图像的标注数据为对象的身份的区分,例如:对象为张三的标注数据为1、对象为李四的标注数据为2、对象为王五的标注数据为3等。显然,这些标注数据的取值并不是连续的,而是离散的、无序的,因此,在对标注数据进行处理之前,需要对样本图像的标注数据进行编码处理,即对标注数据进行编码处理,使标注数据特征数字化。在一种可能实现的方式中,对标注数据进行独热编码处理(one-hot encoding),得到编码处理后的数据,即独热(one-hot)向量。在得到编码处理后的标注数据之后,再对编码处理后的数据和第一样本概率分布数据进行拼接处理,获得拼接后的概率分布数据,以及对拼接后的概率分布数据进行编码处理,获得第二样本概率分布数据。

[0172] 人的一些特征之间往往存在一定的关联性,例如(例6),男性一般很少穿粉色上衣,因此,在对象穿粉色上衣时,该对象为男性的概率较低,该对象为女性的概率较高。此外,行人重识别网络在训练过程还将学习到更深层次的语义信息,例如(例7),用于训练的训练集中包含对象c的正面视角的图像,对象c的侧面视角的图像,以及对象c的背面视角的图像,行人重识别网络可根据对象在三个不同视角下的关联。这样,在获得一张对象d为侧面视角的图像时,即可利用学习到的关联获得对象d为正面视角的图像,以及对象d为背面视角的图像。再举例来说(例8),样本图像a中对象e以站立姿态出现,且对象e的体型为正常,样本图像b中对象f以行走姿态出现,对象f的体型为正常,对象f的步幅为0.5米。虽然没有e以行走姿态出现的

数据,更没有e的步幅的数据,但由于a和b的体型相似,行人重识别网络在确定e的步幅时,可依据f的步幅确定e步幅。如e的步幅为0.5米的概率为90%。

[0173] 从例6、例7、例8中可以看出,通过去除第一样本概率分布数据中的身份信息可使行人重识别训练网络学习到不同特征的信息,可扩充不同人物对象的训练数据。接着例8继续举例,虽然训练集中没有e的行走姿态,但通过去除d的概率分布数据中f的身份信息,可获得和e体型相似的人行走时的姿态和步幅,且该行走时的姿态和步幅可应用于e。这样,就实现扩充了e的训练数据。

[0174] 众所周知,神经网络的训练效果的好坏很大程度取决于训练数据的质量和数量。所谓训练数据的质量,指用于训练的图像中的人物对象包含合适的特征,例如,一个男人穿裙子显然是不太合理的,若一张训练图像中包含一个穿裙子的男人,该张训练图像为低质量训练图像。再例如,一个人以行走的姿态“骑”在自行车上显然也是不合理的,若一张训练图像中包含以行走的姿态“骑”在自行车上的人物对象,该张训练图像也为低质量训练图像。

[0175] 然而在传统的扩充训练数据的方法中,扩充获得的训练图像中易出现低质量训练图像。得益于行人重识别训练网络扩充不同人物对象的训练数据的方式,本申请实施例在通过行人重识别训练网络对行人重识别网络训练时可获得大量高质量的训练数据。这样可大大提高对行人重识别网络的训练效果,进而使用训练后的行人重识别网络识别目标人物对象的身份时,可提高识别准确率。

[0176] 理论上,当第二样本均值数据和第二样本方差数据中不包含人物对象的身份信息时,基于不同样本图像获得的第二样本均值数据和第二样本方差数据确定的概率分布数据均服从同一概率分布数据。也就是说,第二样本均值数据和第二样本方差数据确定的概率分布数据(下文将成为无身份信息样本概率分布数据)与预设概率分布数据之间的差异越小,第二样本均值数据和第二样本方差数据中包含的人物对象的身份信息就越少。因此,本申请实施例依据预设概率分布数据与第二样本概率分布数据之间的差异确定第五损失,该差异与第五损失呈正相关。通过第五损失监督行人重识别训练网络的训练过程,可提高编码器去除第一样本概率分布数据中人物对象的身份信息的能力,进而提升扩充的训练数据的质量。可选的,预设概率分布数据为标准正态分布。

[0177] 在一种可能实现的方式中,通过下式可确定无身份信息样本概率分布数据与预设概率分布数据之间的差异:

$$[0178] \quad \mathcal{L}_5 = D_5 \left( \mathcal{N}(v_\mu, v_\sigma) \parallel \mathcal{N}(0, I) \right) \cdots \text{公式 (2)}$$

[0179] 其中, $v_\mu$ 为第二样本均值数据, $v_\sigma$ 为第二样本方差数据, $\mathcal{N}(v_\mu, v_\sigma)$ 为均值为 $v_\mu$ ,方差为 $v_\sigma$ 的正态分布, $\mathcal{N}(0, I)$ 为均值为0,方差为单位矩阵的正态分布, $\mathcal{L}_5$ 为 $\mathcal{N}(v_\mu, v_\sigma)$ 和 $\mathcal{N}(0, I)$ 之间的距离。

[0180] 如上所述,在训练过程中,为使梯度可反向传播至行人重识别网络,需要保证行人重识别训练网络中处处可导,因此,在获得第二样本均值数据和第二样本方差数据后,同样从第二样本均值数据和第二样本方差数据中采样获得服从第一预设概率分布数据的第二样本概率分布数据。该采样过程可参见从第一样本均值数据和第一样本方差数据中采样获

得第一样本概率分布数据的过程,此处将不再赘述。

[0181] 为使行人重识别网络通过训练学习到将变化特征从服饰属性和外貌特征中解耦出来的能力,在获得第二样本概率分布数据后,将按预定方式从第二样本概率分布数据中选取目标数据,该目标数据用于表征样本图像中的人物对象的身份信息。举例来说,训练集包含样本图像a,样本图像b,样本图像c,其中a中人物对象d和b中的人物对象e均为站立姿态,而c中的人物对象f为骑行姿态,则目标数据中包含f以骑行姿态出现的信息。

[0182] 该预定方式可以从所述第二样本概率分布数据中任意选取多个维度的数据,举例来说,第二样本概率分布数据中包含100个维度的数据,可从该100个维度的数据中任意选取50个维度的数据作为目标数据。

[0183] 该预定方式也可以是选取所述第二样本概率分布数据中奇数维度的数据,举例来说,第二样本概率分布数据中包含100个维度的数据,可从该100个维度的数据中任意选取第1个维度的数据、第3个维度的数据、...、第99个维度的数据作为目标数据。

[0184] 该预定方式也可以是选取所述第二样本概率分布数据中前n个维度的数据,所述n为正整数,举例来说,第二样本概率分布数据中包含100个维度的数据,可从该100个维度的数据中任意选取前50个维度的数据作为目标数据。

[0185] 在确定目标数据后,将第二样本概率分布数据中除目标数据之外的数据作为与身份信息无关的数据(即图9中的“无关”)。

[0186] 为使目标数据可准确表征样本人物对象的身份,依据基于目标数据确定人物对象的身份获得的身份结果和标注数据之间的差异,确定第三损失,其中,该差异与第三损失呈负相关。

[0187] 在一种可能实现的方式中,通过下式可确定第三损失:

$$[0188] \quad \mathcal{L}_3 = \begin{cases} 1 - \frac{N-1}{N} \epsilon & i = y \\ \epsilon/N & \text{其他} \end{cases} \dots \text{公式 (3)}$$

[0189] 其中, $\epsilon$ 为小于1的正数,N为训练集中的人物对象的身份的数量,i为身份结果,y为标注数据。可选的, $\epsilon = 0.1$ 。

[0190] 可选的,也可对标注数据进行独热编码处理,以获得编码处理后的标注数据,并用编码处理后的标注数据作为y代入公式(3)计算第三损失。

[0191] 举例来说,训练图像集包含1000张样本图像,且这1000张样本图像中包含700个不同的人物对象,即人物对象的身份的数量为700。假定 $\epsilon = 0.1$ ,若将样本图像c输入至行人重识别网络获得的身份结果为2,而样本图像c的标注数据为2,则 $\mathcal{L}_4 = 1 - \frac{N-1}{N} \epsilon = 1 - \frac{700-1}{700} * 0.1 = 0.9$ 。若样本图像c的标注数据为1,则 $\mathcal{L}_4 = \epsilon/N = 0.1/700 = 0.00014$ 。

[0192] 在获得第二样本概率分布数据后,可将第二样本概率分布数据和标注数据拼接后的数据输入至解码器,通过解码器对该拼接后的数据进行解码处理获得第四特征数据。

[0193] 对第二样本概率分布数据和标注数据进行拼接处理的过程可参见对第一样本概率分布数据和标注数据进行拼接处理的过程,此处将不再赘述。

[0194] 需要理解的是,与之前通过解码器去除第一样本概率分布数据中样本图像中的人物对象的身份信息相反,对第二样本概率分布数据和标注数据进行拼接处理实现将样本图像中的人物对象的身份信息添加至第二样本概率分布数据。这样再通过衡量对第二样本概



率分布数据解码获得的第四特征数据和第一样本概率分布数据之间的差异,可获得第二损失,即可确定解耦网络从第一样本概率分布数据中提取出不包括身份信息的特征的概率分布数据的效果。即编码器从第一样本概率分布数据中提取出的特征信息越多,第四特征数据与第一样本概率分布数据之间的差异就越小。

[0195] 在一种可能实现的方式中,通过计算第四特征数据和第一样本概率分布数据之间的均方误差,可获得第二损失。

[0196] 也就是说,先通过编码器对第一样本概率分布数据和标注数据拼接后的数据进行编码处理,以去除第一样本概率分布数据中的人物对象的身份信息,是为了扩充训练数据,即让行人重识别网络从不同的样本图像中学习不同的特征信息。而通过对第二样本概率分布数据和标注数据进行拼接处理,将样本图像中的人物对象的身份信息添加至第二样本概率分布数据中,是为了衡量解耦网络从第一样本概率分布数据中提取出的特征信息的有效性。

[0197] 举例来说,假定第一样本概率分布数据中包含5种特征信息(如上衣颜色、鞋子颜色、姿态类别、视角类别、步幅),若解耦网络从第一样本概率分布数据中提取出的特征信息只包括4种特征信息(如上衣颜色、鞋子颜色、姿态类别、视角类别),即解耦网络在从第一样本概率分布数据中提取特征信息时丢弃掉了一种特征信息(步幅)。这样,在对将标注数据与第二样本概率分布数据拼接后的数据进行解码获得的第四特征数据中也将只包括4种特征信息(上衣颜色、鞋子颜色、姿态类别、视角类别),即第四特征数据包含的特征信息比第一样本概率分布数据包含的特征信息少一种特征信息(步幅)。反之,若解耦网络从第一样本概率分布数据中提取出5种特征信息,那么在对将标注数据与第二样本概率分布数据拼接后的数据进行解码获得的第四特征数据中也将只包括5种特征信息。这样,第四特征数据包含的特征信息和第一样本概率分布数据包含的特征信息相同。

[0198] 因此,可通过第一样本概率分布数据和第四特征数据之间的差异来衡量解耦网络从第一样本概率分布数据中提取出的特征信息的有效性,且该差异和该有效性呈负相关。

[0199] 在一种可能实现的方式中,通过计算第三特征数据和第六特征数据之间的均方误差可确定第一损失。

[0200] 在确定第一损失、第二损失、第三损失、第三损失、第五损失后,可基于这5个损失确定行人重识别训练网络的网络损失,并可基于网络损失调整行人重识别训练网络的参数。

[0201] 在一种可能实现的方式中,根据下式可基于第一损失、第二损失、第三损失、第四损失、第五损失确定行人重识别训练网络的网络损失:

$$[0202] \quad \mathcal{L}_T = \lambda_1 \mathcal{L}_1 + \lambda_2 \mathcal{L}_2 + \lambda_3 \mathcal{L}_3 + \lambda_4 \mathcal{L}_4 + \lambda_5 \mathcal{L}_5 \dots \text{公式 (4)}$$

[0203] 其中,  $\mathcal{L}_T$  为行人重识别训练网络的网络损失,  $\mathcal{L}_1$  为第一损失,  $\mathcal{L}_2$  为第一损失,  $\mathcal{L}_3$  为第一损失,  $\mathcal{L}_4$  为第一损失,  $\mathcal{L}_5$  为第一损失,  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \lambda_5$  均为大于0的自然数。可选的,  $\lambda_1 = 500, \lambda_2 = 500, \lambda_3 = 1, \lambda_4 = 1, \lambda_5 = 0.05$ 。

[0204] 基于行人重识别训练网络的网络损失,以反向梯度传播的方式对行人重识别训练网络进行训练,直至收敛,完成对行人重识别训练网络的训练,即完成对行人重识别网络的训练。

[0205] 可选的,由于更新行人重识别网络的参数所需的梯度是通过解耦网络反传过来

的,因此,若解耦网络的参数未调整好之前,可将反传的梯度截止至解耦网络,即不将梯度反传至行人重识别网络,以减小训练过程所需的数据处理量,并提高行人重识别网络的训练效果。

[0206] 在一种可能实现的方式中,在第二损失大于预设值的情况下,表征解耦网络未收敛,即解耦网络的参数仍未调整好,因此,可将反传的梯度截止至解耦网络,只调整解耦网络的参数,而不调整行人重识别网络的参数。在第二损失小于或等于该预设值的情况下,表征解耦网络已收敛,可将反传梯度传递至行人重识别网络,以调整行人重识别网络的参数,直至行人重识别训练网络收敛,完成对行人重识别训练网络的训练。

[0207] 使用本实施提供的行人重识别训练网络可通过去除第一样本概率分布数据中的身份信息,达到扩充训练数据的效果,进而可提升行人重识别网络的训练效果。通过第三损失对行人重识别训练网络的监督使从第二样本概率分布数据中选取目标数据中包含的特征信息成为可用于识别身份的信息,再结合第二损失对行人重识别训练网络的监督,可使行人重识别网络在对第三特征数据进行处理时将目标数据包含的特征信息从第二特征数据包含的特征信息中解耦出来,即实现将变化特征从服饰属性和外貌特征中解耦出来。这样,在使用训练后的行人重识别网络对待处理图像的特征向量进行处理时,可将待处理图像中的人物对象的变化特征解耦从该人物对象的服饰属性和外貌特征中解耦出来,以在识别该人物对象的身份时使用该人物对象的变化特征,进而提升识别准确率。

[0208] 基于实施例(一)和实施例(二)提供的图像处理方法,本公开实施例(四)提供了一种将本申请实施例提供的方法应用在追捕嫌疑犯时的场景。

[0209] 1101、图像处理装置获取摄像头采集的视频流,并基于该视频流创建第一数据库。

[0210] 本实施例的执行主体是服务器,且服务器与多个摄像头相连,多个摄像头中的每个摄像头的安装位置不同,且服务器可从每个摄像头获取实时采集的视频流。

[0211] 需要理解的是,与服务器连接的摄像头的数量并不是固定的,将摄像头的网络地址输入至服务器,即可通过服务器从摄像头获取采集的视频流,再基于该视频流创建第一数据库。

[0212] 举例来说,B地方的管制人员想要建立B地方的数据库,则只需将B地方的摄像头的网络地址输入至服务器,即可通过服务器获取B地方的摄像头采集的视频流,并可对B地方的摄像头采集的视频流进行后续处理,建立B地方的数据库。

[0213] 在一种可能实现的方式中,对视频流中的图像(下文将称为第一图像集)进行人脸检测和/或人体检测,以确定第一图像集中每张图像的人脸区域和/或人体区域,再截取第一图像中的人脸区域和/或人体区域,获得第二图像集,并将第二图像集存储至第一数据库。再使用实施例(一)和实施例(三)所提供的方法获得数据库中每张图像中的人物对象的特征的概率分布数据(下文将称为第一参考概率分布数据),并将第一参考概率分布数据存储至第一数据库。

[0214] 需要理解的是,第二图像集中的图像可以只包括人脸或只包括人体,也可以包括人脸和人体。

[0215] 1102、图像处理装置获取第一待处理图像。

[0216] 本实施例中,该第一待处理图像包括嫌疑犯的人脸,或包括嫌疑犯的人体,或包括嫌疑犯的人脸和人体。

[0217] 获取第一待处理图像的方式请参见201中获取待处理图像的方式,此处将不再赘述。

[0218] 1103、获得第一待处理图像中的嫌疑犯的特征的概率分布数据,作为第一概率分布数据。

[0219] 1103的具体实现方式可参见获得待处理图像的目标概率分布数据,此处将不再赘述。

[0220] 1104、使用该第一概率分布数据检索第一数据库,获得第一数据库中具有与第一概率分布数据匹配的概率分布数据的图像,作为结果图像。

[0221] 1104的具体实现方式可参见203中获得目标图像的过程,此处将不再赘述。

[0222] 本实施中,警方可在获得嫌疑犯的图像的情况下,使用本申请提供的技术方案获得第一数据库中包含嫌疑犯的所有图像(即结果图像),并可根据结果图像的采集时间和采集位置进一步确定嫌疑犯的行踪,以减小警方抓捕嫌疑犯的工作量。

[0223] 本领域技术人员可以理解,在具体实施方式的上述方法中,各步骤的撰写顺序并不意味着严格的执行顺序而对实施过程构成任何限定,各步骤的具体执行顺序应当以其功能和可能的内在逻辑确定。

[0224] 上述详细阐述了本申请实施例的方法,下面提供了本申请实施例的装置。

[0225] 请参阅图12,图12为本申请实施例提供的一种图像处理装置的结构示意图,该装置1包括:获取单元11、编码处理单元12和检索单元13,其中:

[0226] 获取单元11,用于获取待处理图像;

[0227] 编码处理单元12,用于对所述待处理图像进行编码处理,获得所述待处理图像中的人物对象的特征的概率分布数据,作为目标概率分布数据,所述特征用于识别人物对象的身份;

[0228] 检索单元13,用于使用所述目标概率分布数据检索数据库,获得所述数据库中具有与所述目标概率分布数据匹配的概率分布数据的图像,作为目标图像。

[0229] 在一种可能实现的方式中,所述编码处理单元12具体用于:对所述待处理图像进行特征提取处理,获得第一特征数据;对所述第一特征数据进行第一非线性变换,获得所述目标概率分布数据。

[0230] 在另一种可能实现的方式中,所述编码处理单元12具体用于:对所述第一特征数据进行第二非线性变换,获得第二特征数据;对所述第二特征数据进行第三非线性变换,获得第一处理结果,作为均值数据;对所述第二特征数据进行第四非线性变换,获得第二处理结果,作为方差数据;依据所述均值数据和所述方差数据确定所述目标概率分布数据。

[0231] 在又一种可能实现的方式中,所述编码处理单元12具体用于:对所述第一特征数据依次进行卷积处理和池化处理,获得所述第二特征数据。

[0232] 在又一种可能实现的方式中,所述装置1执行的方法应用于概率分布数据生成网络,所述概率分布数据生成网络包括深度卷积网络和行人重识别网络;所述深度卷积网络用于对所述待处理图像进行特征提取处理,获得所述第一特征数据;所述行人重识别网络用于对所述特征数据进行编码处理,获得所述目标概率分布数据。

[0233] 在又一种可能实现的方式中,所述概率分布数据生成网络属于行人重识别训练网络,所述行人重识别训练网络还包括解耦网络;可选的,如图13所示,所述装置1还包括训练

单元14,用于对所述行人重识别训练网络进行训练,所述行人重识别训练网络的训练过程包括:将样本图像输入至所述行人重识别训练网络,经所述深度卷积网络的处理,获得第三特征数据;经所述行人重识别网络对所述第三特征数据进行处理,获得第一样本均值数据和第一样本方差数据,所述第一样本均值数据和所述第一样本方差数据用于描述所述样本图像中的人物对象的特征的概率分布;通过衡量所述第一样本均值数据和所述第一样本方差数据确定的第一样本概率分布数据表征的人物对象的身份与所述第三特征数据表征的人物对象的身份之间的差异,确定第一损失;经所述解耦网络去除所述第一样本均值数据和所述第一样本方差数据确定的第一样本概率分布数据中的人物对象的身份信息,获得第二样本概率分布数据;经所述解耦网络对所述第二样本概率分布数据进行处理,获得第四特征数据;依据所述第一样本概率分布数据、所述第三特征数据、所述样本图像的标注数据、第四特征数据、所述样本图像的标注数据、所述第四特征数据、以及所述第二样本概率分布数据,确定所述行人重识别训练网络的网络损失;基于所述网络损失调整所述行人重识别训练网络的参数。

[0234] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元14具体用于:通过衡量所述第一样本概率分布数据表征的人物对象的身份与所述第三特征数据表征的人物对象的身份之间的差异,确定第一损失;依据所述第四特征数据和所述第一样本概率分布数据之间的差异,确定第二损失;依据所述第二样本概率分布数据和所述样本图像的标注数据,确定第三损失;依据所述第一损失、所述第二损失和所述第三损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失。

[0235] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元14具体还用于:在依据所述第一损失、所述第二损失和所述第三损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失之前,依据所述第一样本概率分布数据确定的人物对象的身份和所述样本图像的标注数据之间的差异,确定第四损失;所述训练单元具体用于:依据所述第一损失、所述第二损失、所述第三损失和所述第四损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失。

[0236] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元14具体还用于:在依据所述第一损失、所述第二损失、所述第三损失和所述第四损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失之前,依据所述第二样本概率分布数据与所述第一预设概率分布数据之间的差异,确定第五损失;所述训练单元具体用于:依据所述第一损失、所述第二损失、所述第三损失、所述第四损失和所述第五损失,获得所述行人重识别训练网络的网络损失。

[0237] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元14具体用于:按预定方式从所述第二样本概率分布数据中选取目标数据,所述预定方式为以下方式中的任意一种:从所述第二样本概率分布数据中任意选取多个维度的数据、选取所述第二样本概率分布数据中奇数维度的数据、选取所述第二样本概率分布数据中前n个维度的数据,所述n为正整数;依据所述目标数据表征的人物对象的身份信息与所述样本图像的标注数据之间的差异,确定所述第三损失。

[0238] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元14具体用于:对在所述第二样本概率分布数据中添加所述样本图像中的人物对象的身份信息后获得数据进行解码处理,获得所述第四特征数据依据所述目标数据表征的人物对象的身份信息与所述样本图像的标注数据之间的差异,确定所述第三损失。

[0239] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元14具体用于:对所述标注数据进行独热编码处理,获得编码处理后的标注数据;对所述编码处理后的数据和所述第一样本概率分布数据进行拼接处理,获得拼接后的概率分布数据;对所述拼接后的概率分布数据进行编码处理,获得所述第二样本概率分布数据。

[0240] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元14具体用于对所述第一样本均值数据和所述第一样本方差数据进行采样,使采样获得的数据服从预设概率分布,获得所述第一样本概率分布数据。

[0241] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元14具体用于:对所述第一样本概率分布数据进行解码处理获得第六特征数据;依据所述第三特征数据与所述第六特征数据之间的差异,确定所述第一损失。

[0242] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元14具体用于:基于所述目标数据确定所述人物对象的身份,获得身份结果;依据所述身份结果和所述标注数据之间的差异,确定所述第四损失。

[0243] 在又一种可能实现的方式中,所述训练单元14具体用于:对所述拼接后的概率分布数据进行编码处理,获得第二样本均值数据和第二样本方差数据;对所述第二样本均值数据和所述第二样本方差数据进行采样,使采样获得的数据服从所述预设概率分布,获得所述第二样本概率分布数据。

[0244] 在又一种可能实现的方式中,所述检索单元13用于:确定所述目标概率分布数据与所述数据库中的图像的概率分布数据之间的相似度,选取所述相似度大于或等于预设相似度阈值对应的图像,作为所述目标图像。

[0245] 在又一种可能实现的方式中,所述检索单元13具体用于:确定所述目标概率分布数据与所述数据库中的图像的概率分布数据之间的距离,作为所述相似度。

[0246] 在又一种可能实现的方式中,所述装置1还包括:所述获取单元11用于在获取待处理图像之前,获取待处理视频流;处理单元15,用于对所述待处理视频流中的图像进行人脸检测和/或人体检测,确定所述待处理视频流中的图像中的人脸区域和/或人体区域;截取单元16,用于截取所述人脸区域和/或所述人体区域,获得所述参考图像,并将所述参考图像存储至所述数据库。

[0247] 本实施通过对待处理图像进行特征提取处理,以提取出待处理图像中人物对象的特征信息,获得第一特征数据。再基于第一特征数据,可获得待处理图像中的人物对象的特征的目标概率分布数据,以实现将第一特征数据中变化特征包含信息从服饰属性和外貌特征中解耦出来。这样,在确定目标概率分布数据与数据库中的参考概率分布数据之间的相似度的过程中可利用变化特征包含的信息,进而提高依据该相似度确定包含于待处理图像的人物对象属于同一身份的人物对象的图像的准确率,即可提高识别待处理图像中的人物对象的身份的准确率。

[0248] 在一些实施例中,本公开实施例提供的装置具有的功能或包含的模块可以用于执行上文方法实施例描述的方法,其具体实现可以参照上文方法实施例的描述,为了简洁,这里不再赘述。

[0249] 图14为本申请实施例提供的另一种图像处理装置的硬件结构示意图。该图像处理装置2包括处理器21,存储器22,输入装置23,输出装置24。该处理器21、存储器22、输入装置

23和输出装置24通过连接器相耦合,该连接器包括各类接口、传输线或总线等等,本申请实施例对此不作限定。应当理解,本申请的各个实施例中,耦合是指通过特定方式的相互联系,包括直接相连或者通过其他设备间接相连,例如可以通过各类接口、传输线、总线等相连。

[0250] 处理器21可以是一个或多个GPU,在处理器21是一个GPU的情况下,该GPU可以是单核GPU,也可以是多核GPU。可选的,处理器21可以是多个GPU构成的处理器组,多个处理器之间通过一个或多个总线彼此耦合。可选的,该处理器还可以为其他类型的处理器等等,本申请实施例不作限定。

[0251] 存储器22可用于存储计算机程序指令,包括用于执行本申请方案的程序代码在内的各类计算机程序代码,可选的,存储器22包括但不限于是非掉电易失性存储器,例如是嵌入式多媒体卡(embedded multi media card,EMMC)、通用闪存存储(universal flash storage,UFS)或只读存储器(read-only memory,ROM),或者是可存储静态信息和指令的其他类型的静态存储设备,还可以是掉电易失性存储器(volatile memory),例如随机存取存储器(random access memory,RAM)或者可存储信息和指令的其他类型的动态存储设备,也可以是电可擦可编程只读存储器(electrically erasable programmable read-only memory,EEPROM)、只读光盘(compact disc read-only memory,CD-ROM)或其他光盘存储、光碟存储(包括压缩光碟、激光碟、光碟、数字通用光碟、蓝光光碟等)、磁盘存储介质或者其他磁存储设备、或者能够用于携带或存储具有指令或数据结构形式的程序代码并能够由计算机存取的任何其他计算机可读存储介质等,该存储器22用于存储相关指令及数据。

[0252] 输入装置23用于输入数据和/或信号,以及输出装置24用于输出数据和/或信号。输出装置23和输入装置24可以是独立的器件,也可以是一个整体的器件。

[0253] 可以理解,本申请实施例中,存储器22不仅可用于存储相关指令,还可用于存储相关图像以及视频,如该存储器22可用于存储通过输入装置23获取的待处理图像或待处理视频流,又或者该存储器22还可用于存储通过处理器21搜索获得的目标图像等等,本申请实施例对于该存储器中具体所存储的数据不作限定。

[0254] 可以理解的是,图14仅仅示出了一种图像处理装置的简化设计。在实际应用中,图像处理装置还可以分别包含必要的其他元件,包括但不限于任意数量的输入/输出装置、处理器、存储器等,而所有可以实现本申请实施例的图像处理装置都在本申请的保护范围之内。

[0255] 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,取决于技术方案的特定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申请的范围。

[0256] 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。所属领域的技术人员还可以清楚地了解到,本申请各个实施例描述各有侧重,为描述的方便和简洁,相同或类似的部分在不同实施例中可能没有赘述,因此,在某一实施例未描述或未详细描述的部分可以参见其他实施例的记载。

[0257] 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是通过一些接口,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。

[0258] 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。

[0259] 另外,在本申请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。

[0260] 在上述实施例中,可以全部或部分地通过软件、硬件、固件或者其任意组合来实现。当使用软件实现时,可以全部或部分地以计算机程序产品的形式实现。所述计算机程序产品包括一个或多个计算机指令。在计算机上加载和执行所述计算机程序指令时,全部或部分地产生按照本申请实施例所述的流程或功能。所述计算机可以是通用计算机、专用计算机、计算机网络、或者其他可编程装置。所述计算机指令可以存储在计算机可读存储介质中,或者通过所述计算机可读存储介质进行传输。所述计算机指令可以从一个网站站点、计算机、服务器或数据中心通过有线(例如同轴电缆、光纤、数字用户线(digital subscriber line,DSL))或无线(例如红外、无线、微波等)方式向另一个网站站点、计算机、服务器或数据中心进行传输。所述计算机可读存储介质可以是计算机能够存取的任何可用介质或者是包含一个或多个可用介质集成的服务器、数据中心等数据存储设备。所述可用介质可以是磁性介质,(例如,软盘、硬盘、磁带)、光介质(例如,数字通用光盘(digital versatile disc,DVD))、或者半导体介质(例如固态硬盘(solid state disk,SSD))等。

[0261] 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:只读存储器(read-only memory,ROM)或随机存储存储器(random access memory,RAM)、磁碟或者光盘等各种可存储程序代码的介质。

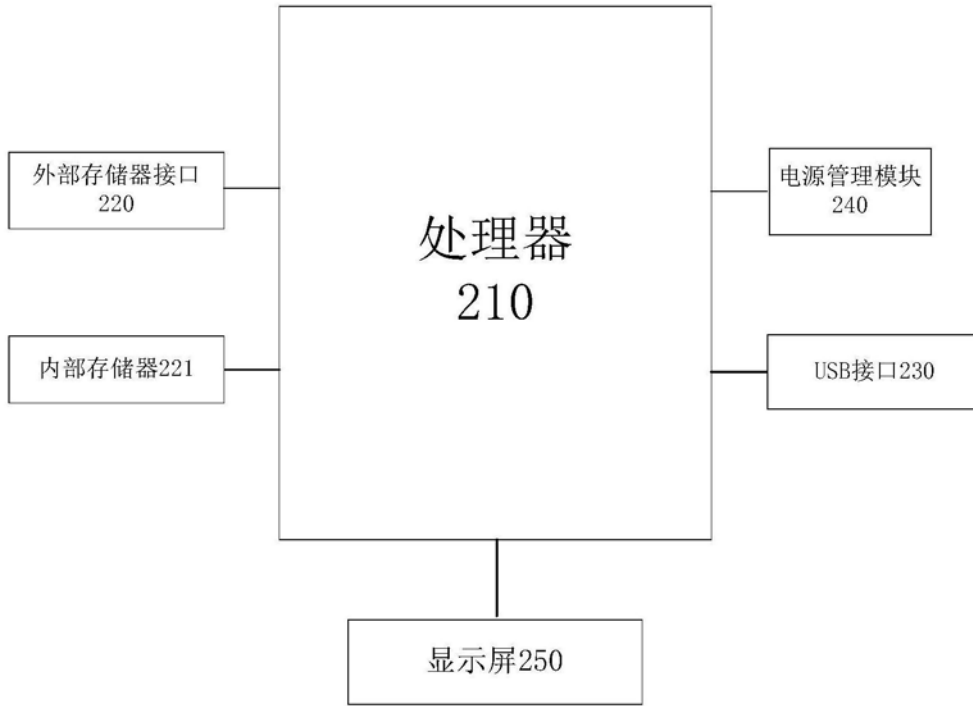


图1

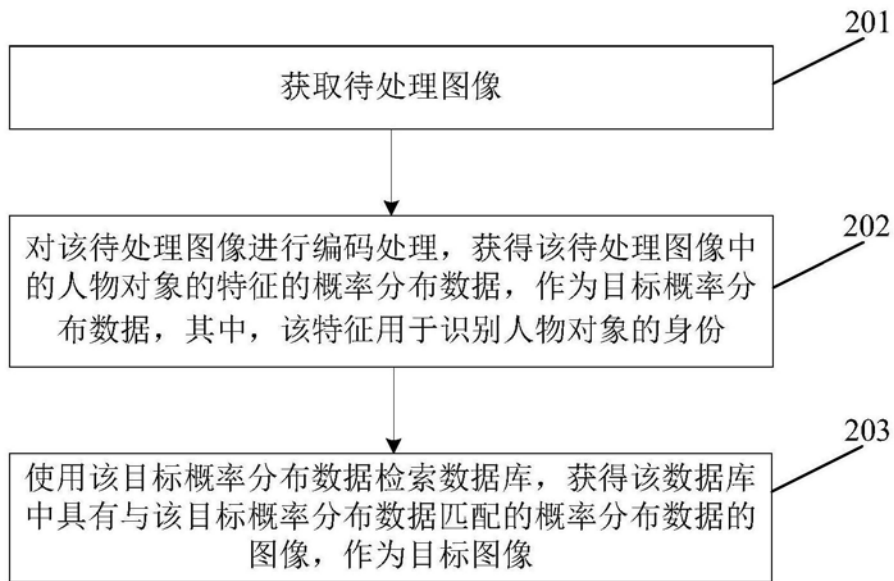


图2



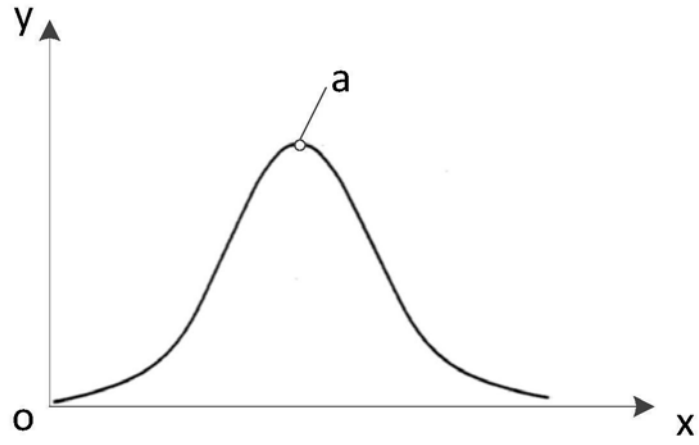


图3

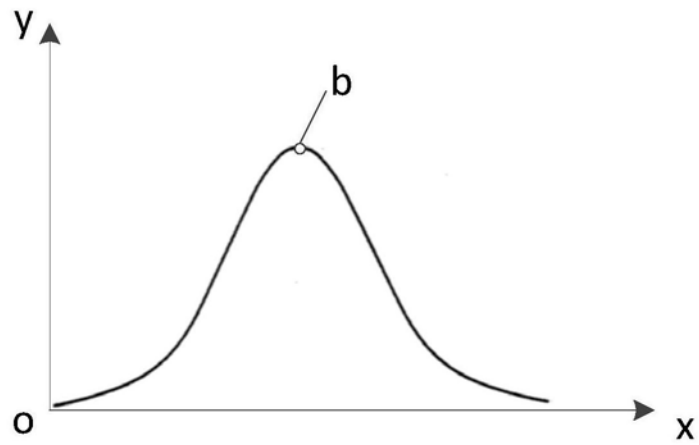


图4

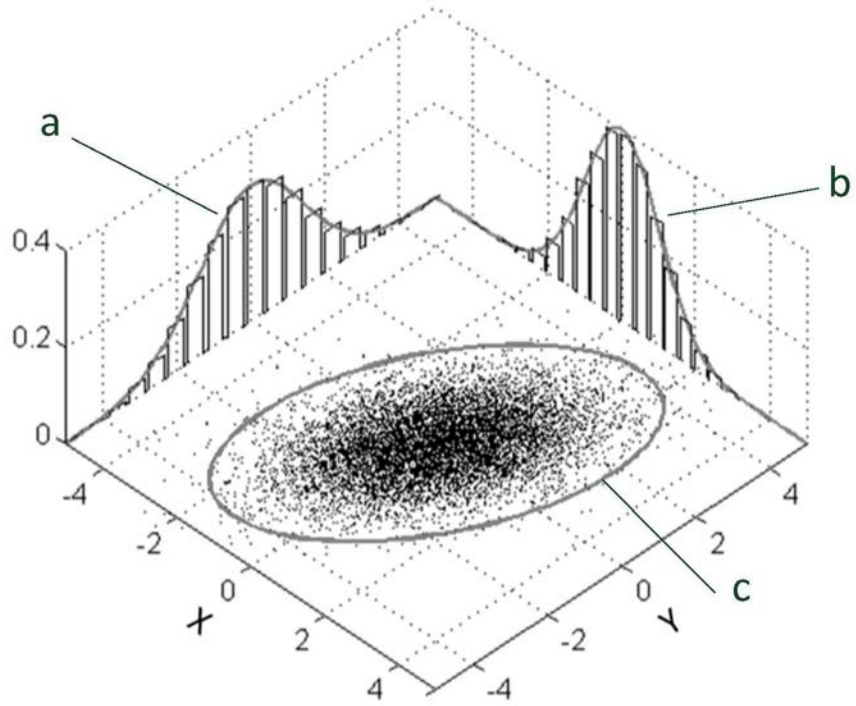


图5

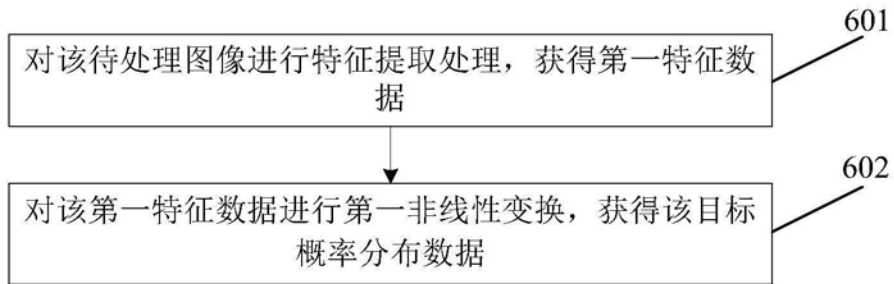


图6

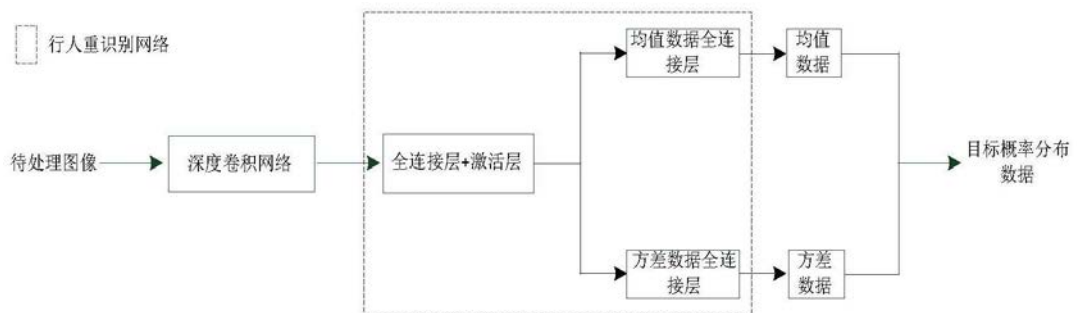


图7



图8

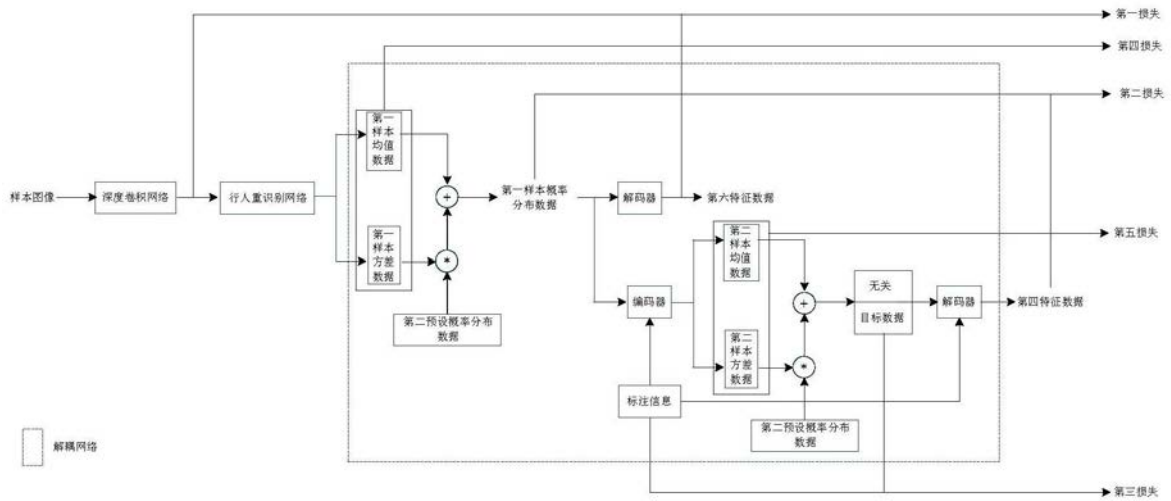


图9

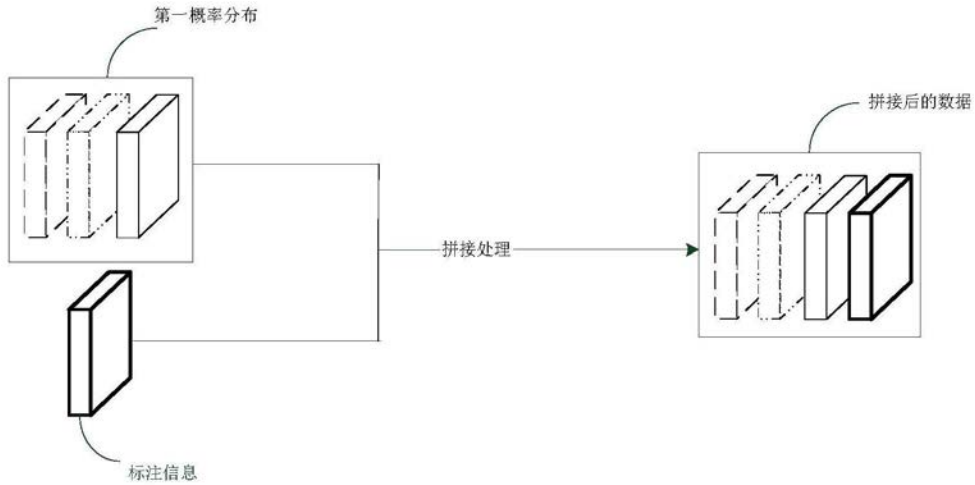


图10

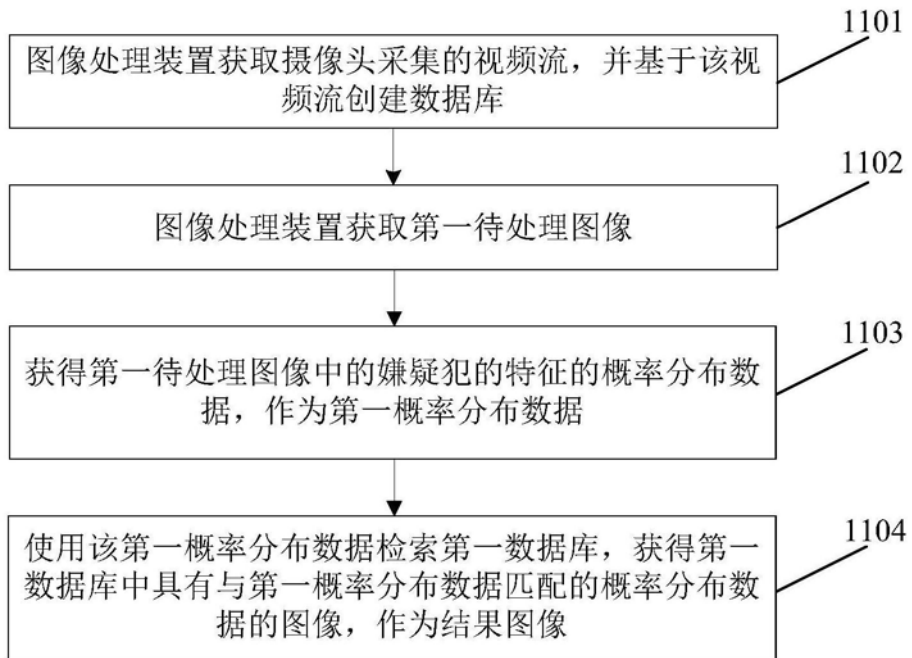


图11

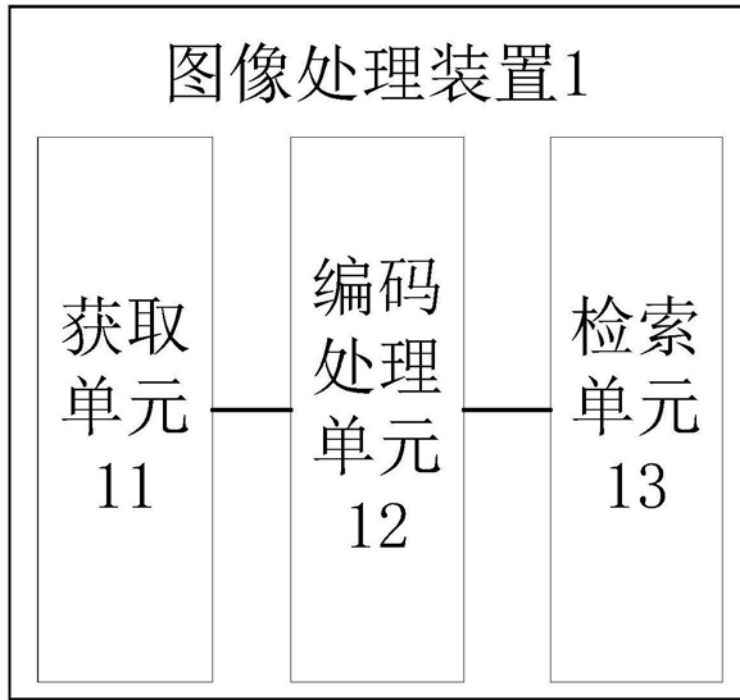


图12

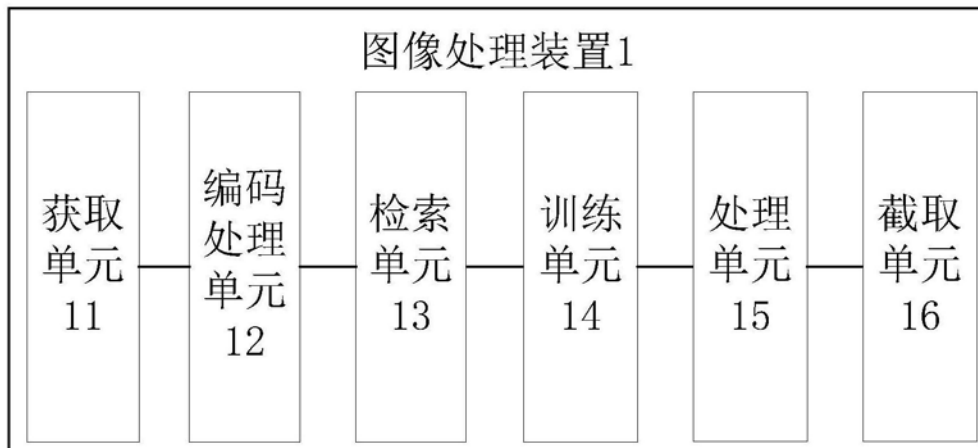


图13

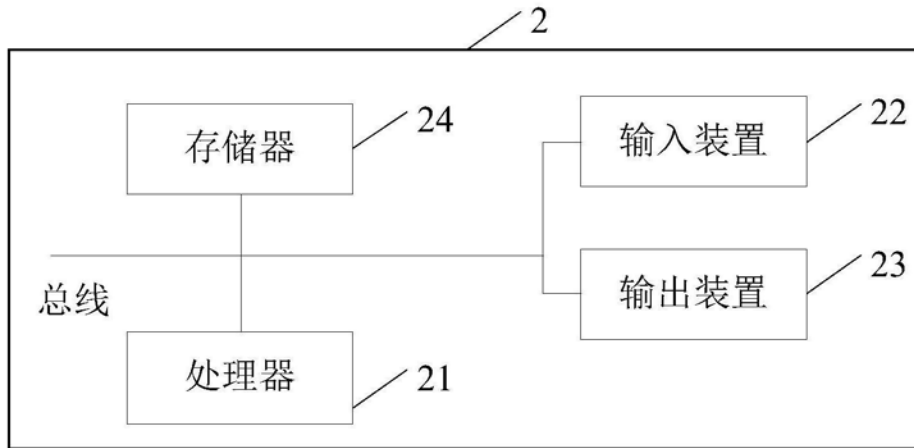


图14