



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 108229552 B

(45) 授权公告日 2021.07.09

(21) 申请号 201711475434.7

G06N 3/08 (2006.01)

(22) 申请日 2017.12.29

审查员 王建培

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 108229552 A

(43) 申请公布日 2018.06.29

(73) 专利权人 咪咕文化科技有限公司
地址 100032 北京市西城区德胜门外大街
11号5幢400室(德胜园区)
专利权人 中国移动通信集团公司

(72) 发明人 徐嵌崙 李琳 周效军 崔兴宇

(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 张振伟 张颖玲

(51) Int. Cl.
G06K 9/62 (2006.01)

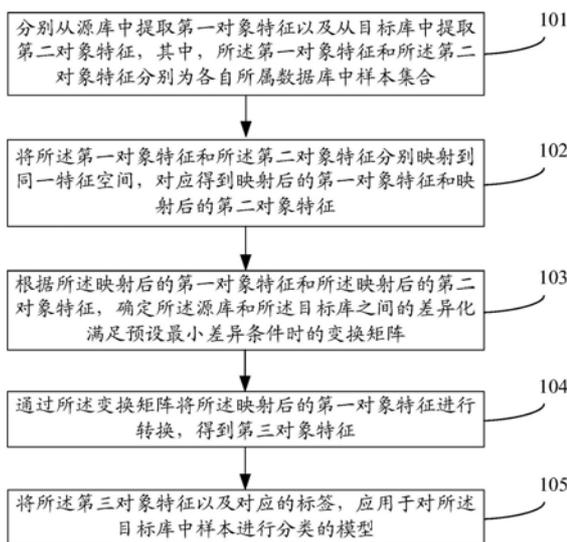
权利要求书4页 说明书13页 附图5页

(54) 发明名称

一种模型处理方法、装置及存储介质

(57) 摘要

本发明提供了一种模型处理方法,包括:分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第二对象特征,其中,所述第一对象特征和所述第二对象特征分别为各自所属数据库中样本集合;将所述第一对象特征和所述第二对象特征分别映射到同一特征空间,对应得到映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征;根据所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵;通过所述变换矩阵将所述映射后的第一对象特征进行转换,得到第三对象特征;将所述第三对象特征以及对应的标签,应用于对所述目标库中样本进行分类的模型。本发明还同时提供了一种模型处理装置、以及存储介质。



1. 一种模型处理方法,其特征在于,所述方法包括:

分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第二对象特征,其中,所述第一对象特征和所述第二对象特征分别为各自所属数据库中样本集合;

将所述第一对象特征和所述第二对象特征分别映射到同一特征空间,对应得到映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征;

根据所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵;

通过所述变换矩阵将所述映射后的第一对象特征进行转换,得到第三对象特征;

将所述第三对象特征以及对应的标签,应用于对所述目标库中样本进行分类的模型;当所应用的模型包括的类型为至少两个时,若至少两个模型中的各模型的输出结果不同,且包括特定标签,则选取所述特定标签作为所述目标库中样本的标签;其中,在所述特定标签包括多个标签的情况下,基于所述多个标签中的每个标签的优先级确定所述目标库中样本的标签。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第二对象特征,包括:

从所述源库中提取不同类型的对象特征,将提取的不同类型的对象特征组合后,作为所述源库的第一对象特征;

从所述目标库中提取不同类型的对象特征,将提取的不同类型的对象特征组合后,作为所述目标库的第二对象特征。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

所述将所述第一对象特征和所述第二对象特征分别映射到同一特征空间之前,

将从所述源库中提取的第一对象特征、以及从所述目标库中提取的第二对象特征进行降维。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述将从所述源库中提取的第一对象特征、以及从所述目标库中提取的第二对象特征进行降维,包括:

将从所述源库中提取的第一对象特征、以及从所述目标库中提取的第二对象特征分别进行归一化处理;

分别提取预设维数的特定对象特征,所述预设维数小于提取前对应的维数。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵,包括:

基于以所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征为因子,构建表示所述源库和所述目标库之间距离的差异函数;

以求解所述差异函数最小值的方式,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述构建表示所述源库和所述目标库之间距离的差异函数,包括:

利用所述映射后的第一对象特征与所述变换矩阵的乘积,与所述映射后的第二对象特征的差值作为因子;

构建基于所述因子计算范数的函数。

7. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将所述第三对象特征以及对应的标签,应用于对所述目标库中样本进行分类的模型,包括:

以所述第三对象特征以及对应的标签为新的样本;

求解模型参数相对所述新的样本的更新值分量;

从所述目标库中样本提取对象特征,基于所述模型计算所述目标库中样本具有不同标签的概率值;

选取符合概率条件的标签作为所述目标库中样本的标签。

8. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将所述第三对象特征以及对应的标签,应用于对所述目标库中样本进行分类的模型,包括:

基于以所述第三对象特征为因子的相似性函数,对所述目标库中样本进行近邻分类,得到所述目标库中样本的标签。

9. 根据权利要求7或8所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

当所应用的模型包括的类型为至少两个时,

基于各模型分别确定针对所述目标库中样本的输出结果;

将所述各模型的输出结果进行比较,根据比较结果确定所述目标库中样本的标签。

10. 根据权利要求9所述的方法,其特征在于,所述将所述各模型的输出结果进行比较,根据比较结果确定所述目标库中样本的标签,包括:

当所述各模型的输出结果相同时,选取任意一个模型的输出结果作为所述目标库中样本的标签;

当所述各模型的输出结果不同,且不包括特定标签时,选取任意一个模型的输出结果作为所述目标库中样本的标签;

当所述各模型的输出结果不同,且包括特定标签时,选取所述特定标签作为所述目标库中样本的标签。

11. 一种模型处理装置,其特征在于,所述装置包括:提取模块、映射模块、确定模块、转换模块和应用模块;其中,

所述提取模块,用于分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第二对象特征,其中,所述第一对象特征和所述第二对象特征分别为各自所属数据库中样本集合;

所述映射模块,用于将所述第一对象特征和所述第二对象特征分别映射到同一特征空间,对应得到映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征;

所述确定模块,用于根据所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵;

所述转换模块,用于通过所述变换矩阵将所述映射后的第一对象特征进行转换,得到第三对象特征;

所述应用模块,用于将所述第三对象特征以及对应的标签,应用于对所述目标库中样本进行分类的模型;当所应用的模型包括的类型为至少两个时,若至少两个模型中的各模型的输出结果不同,且包括特定标签,则选取所述特定标签作为所述目标库中样本的标签;其中,在所述特定标签包括多个标签的情况下,基于所述多个标签中的每个标签的优先级确定所述目标库中样本的标签。

12. 根据权利要求11所述的装置,其特征在于,所述提取模块,具体用于:

从所述源库中提取不同类型的对象特征,将提取的不同类型的对象特征组合后,作为所述源库的第一对象特征;

从所述目标库中提取不同类型的对象特征,将提取的不同类型的对象特征组合后,作为所述目标库的第二对象特征。

13. 根据权利要求11所述的装置,其特征在于,所述装置还包括降维模块,用于:

将从所述源库中提取的第一对象特征、以及从所述目标库中提取的第二对象特征进行降维。

14. 根据权利要求13所述的装置,其特征在于,所述降维模块,具体用于:

将从所述源库中提取的第一对象特征、以及从所述目标库中提取的第二对象特征分别进行归一化处理;

分别提取预设维数的特定对象特征,所述预设维数小于提取前对应的维数。

15. 根据权利要求11所述的装置,其特征在于,所述确定模块,具体用于:

基于以所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征为因子,构建表示所述源库和所述目标库之间距离的差异函数;

以求解所述差异函数最小值的方式,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵。

16. 根据权利要求15所述的装置,其特征在于,所述确定模块,具体用于:

利用所述映射后的第一对象特征与所述变换矩阵的乘积,与所述映射后的第二对象特征的差值作为因子;

构建基于所述因子计算范数的函数。

17. 根据权利要求11所述的装置,其特征在于,所述应用模块,具体用于:

以所述第三对象特征以及对应的标签为新的样本;

求解模型参数相对所述新的样本的更新值分量;

从所述目标库中样本提取对象特征,基于所述模型计算所述目标库中样本具有不同标签的概率值;

选取符合概率条件的标签作为所述目标库中样本的标签。

18. 根据权利要求11所述的装置,其特征在于,所述应用模块,具体用于:

基于以所述第三对象特征为因子的相似性函数,对所述目标库中样本进行近邻分类,得到所述目标库中样本的标签。

19. 根据权利要求17或18所述的装置,其特征在于,所述装置还包括比较模块,用于:

当所应用的模型包括的类型为至少两个时,

基于各模型分别确定针对所述目标库中样本的输出结果;

将所述各模型的输出结果进行比较,根据比较结果确定所述目标库中样本的标签。

20. 根据权利要求19所述的装置,其特征在于,所比较模块,具体用于:

当所述各模型的输出结果相同时,选取任意一个模型的输出结果作为所述目标库中样本的标签;

当所述各模型的输出结果不同,且不包括特定标签时,选取任意一个模型的输出结果作为所述目标库中样本的标签;

当所述各模型的输出结果不同,且包括特定标签时,选取所述特定标签作为所述目标库中样本的标签。

21.一种存储介质,其上存储有可执行程序,其特征在于,所述可执行程序被处理器执行时实现如权利要求1至10任一项所述模型处理方法。

22.一种模型处理装置,包括存储器、处理器及存储在存储器上并能够由所述处理器运行的可执行程序,其特征在于,所述处理器运行所述可执行程序时执行如权利要求1至10任一项所述模型处理方法。

一种模型处理方法、装置及存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及电数字数据处理技术,尤其涉及一种模型处理方法、装置及存储介质。

背景技术

[0002] 随着大数据时代的到来,人们可以更加容易的获得大量数据,此外,由于机器学习领域不断的发展,如何让计算机具有举一反三的能力,如何使大量数据可以更好地发挥作用,这些问题均变得非常实际且有价值,为了解决这些问题,迁移学习被提出并越来越受到人们的重视。

[0003] 在常规机器学习中有一个重要假设,即源库的样本和目标库的样本必须具有相同的分布或者来自相同的特征空间,然而在现实生活中,这一假设是很难实现的;具体来说,对于一个分类问题,如果源库的样本和目标库的样本不具有相同的分布(即可以粗略的理解为来源不属于同一个库),这就可以理解为源库与目标库不具有相同的特征空间;在图像识别领域,由一个图像库训练出的模型,运用于该图像库能得到较好的识别结果,但是,运用于其他图像库或者现实环境中,往往不尽如人意。

[0004] 综上分析,由于现有技术中源库与目标库不具有相同的特征空间,这就导致由源库训练出的模型运用于目标库时,不能得到很好的识别结果。

发明内容

[0005] 有鉴于此,本发明实施例期望提供一种模型处理方法、装置及存储介质,能够克服由于源库与目标库特征空间的差异而影响模型准确度的问题。

[0006] 为达到上述目的,本发明实施例的技术方案是这样实现的:

[0007] 本发明实施例提供一种模型处理方法,所述方法包括:

[0008] 分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第二对象特征,其中,所述第一对象特征和所述第二对象特征分别为各自所属数据库中样本集合;

[0009] 将所述第一对象特征和所述第二对象特征分别映射到同一特征空间,对应得到映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征;

[0010] 根据所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵;

[0011] 通过所述变换矩阵将所述映射后的第一对象特征进行转换,得到第三对象特征;

[0012] 将所述第三对象特征以及对应的标签,应用于对所述目标库中样本进行分类的模型。

[0013] 本发明实施例还提供一种模型处理装置,所述装置包括:提取模块、映射模块、确定模块、转换模块和应用模块;其中,

[0014] 所述提取模块,用于分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第二对象特征,其中,所述第一对象特征和所述第二对象特征分别为各自所属数据库中样本集合;

[0015] 所述映射模块,用于将所述第一对象特征和所述第二对象特征分别映射到同一特

征空间,对应得到映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征;

[0016] 所述确定模块,用于根据所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵;

[0017] 所述转换模块,用于通过所述变换矩阵将所述映射后的第一对象特征进行转换,得到第三对象特征;

[0018] 所述应用模块,用于将所述第三对象特征以及对应的标签,应用于对所述目标库中样本进行分类的模型。

[0019] 本发明实施例还提供一种存储介质,其上存储有可执行程序,所述可执行程序被处理器执行时实现前述任意一种模型处理方法。

[0020] 本发明实施例还提供一种模型处理装置,包括存储器、处理器及存储在存储器上并能够由所述处理器运行的可执行程序,所述处理器运行所述可执行程序时执行前述任意一种模型处理方法。

[0021] 本发明实施例所提供的模型处理方法、装置及存储介质,分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第二对象特征,其中,所述第一对象特征和所述第二对象特征分别为各自所属数据库中样本集合;将所述第一对象特征和所述第二对象特征分别映射到同一特征空间,对应得到映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征;根据所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵;通过所述变换矩阵将所述映射后的第一对象特征进行转换,得到第三对象特征;将所述第三对象特征以及对应的标签,应用于对所述目标库中样本进行分类的模型。如此,通过源库训练出了适合目标库的模型,因此,由源库训练出的模型运用于目标库时,能够得到很好的识别结果,从而提升了模型的准确度。

附图说明

[0022] 图1为本发明实施例提供的模型处理方法的实现流程示意图;

[0023] 图2为本发明实施例提供的模型处理方法的具体实现流程示意图;

[0024] 图3为本发明实施例提供的人脸标定示意图;

[0025] 图4为本发明实施例提供的Gabor空间示意图;

[0026] 图5为本发明实施例提供的深度学习之图像分类模型AlexNet结构组成示意图;

[0027] 图6为本发明实施例提供的模型处理装置的组成结构示意图;

[0028] 图7为本发明实施例提供的模型处理装置的硬件结构示意图。

具体实施方式

[0029] 为了能够更加详尽地了解本发明实施例的特点与技术内容,下面结合附图对本发明实施例的实现进行详细阐述,所附附图仅供参考说明之用,并非用来限定本发明。

[0030] 图1为本发明实施例提供的一种模型处理方法;如图1所示,本发明实施例中的模型处理方法的实现流程,可以包括以下步骤:

[0031] 步骤101:分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第二对象特征,其中,所述第一对象特征和所述第二对象特征分别为各自所属数据库中样本集合。

[0032] 在一些实施例中,分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第二对象

特征,其中,可以从源库中提取不同类型的对象特征,将提取的不同类型的对象特征组合后,作为源库的第一对象特征;可以从目标库中提取不同类型的对象特征,将提取的不同类型的对象特征组合后,作为目标库的第二对象特征。

[0033] 然后,将从源库中提取的第一对象特征、以及从目标库中提取的第二对象特征进行降维;降维的具体过程可以包括:将从源库中提取的第一对象特征、以及从目标库中提取的第二对象特征分别进行归一化处理;从第一对象特征和第二对象特征中分别提取预设维数的特定对象特征,对应作为源库以及目标库中的待映射对象特征。其中,预设维数小于提取前对应的维数;从第一对象特征和第二对象特征中分别提取预设维数的特定对象特征可以包括:从第一对象特征对应的特征矢量,以及第二对象特征对应的特征矢量中,分别选择其中最大的d维个特征值对应的对象特征,作为各自的特定对象特征。

[0034] 步骤102:将所述第一对象特征和所述第二对象特征分别映射到同一特征空间,对应得到映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征。

[0035] 在一些实施例中,为了避免直接将源库和目标库映射到同一特征空间所造成的信息损失,将第一对象特征和第二对象特征采用分别乘以一个转换矩阵的方式,投影到各自对应的子空间,从而,通过空间映射,得到位于同一维度空间的映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征。

[0036] 步骤103:根据所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵。

[0037] 在一些实施例中,可以基于以映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征为因子,构建表示源库和目标库之间距离的差异函数;以求解差异函数最小值的方式,确定源库和目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵。这里,可以利用映射后的第一对象特征与变换矩阵的乘积,与映射后的第二对象特征的差值作为因子;构建基于所述因子计算范数的函数。

[0038] 步骤104:通过所述变换矩阵将所述映射后的第一对象特征进行转换,得到第三对象特征。

[0039] 在一些实施例中,变换矩阵可以通过映射后的第一对象特征与映射后的第二对象特征对齐的方式,将映射后的第一对象特征所在子空间坐标系转换成映射后的第二对象特征所在子空间坐标系,得到第三对象特征。

[0040] 步骤105:将所述第三对象特征以及对应的标签,应用于对所述目标库中样本进行分类的模型。

[0041] 在一些实施例中,可以将第三对象特征以及对应的标签进行模型训练,具体地:以第三对象特征以及对应的标签为新的样本;求解模型参数相对新的样本的更新值分量;从目标库中样本提取对象特征,基于模型计算目标库中样本具有不同标签的概率值;选取符合概率条件的标签作为目标库中样本的标签。

[0042] 在一些实施例中,可以基于以第三对象特征为因子的相似性函数,对目标库中样本进行近邻分类,得到目标库中样本的标签。

[0043] 在一些实施例中,当所应用的模型包括的类型为至少两个时,基于各模型分别确定针对目标库中样本的输出结果;将各模型的输出结果进行比较,根据比较结果确定目标库中样本的标签。

[0044] 举例来说,当各模型的输出结果相同时,选取任意一个模型的输出结果作为目标库中样本的标签;当各模型的输出结果不同,且不包括特定标签时,选取任意一个模型的输出结果作为目标库中样本的标签;当各模型的输出结果不同,且包括特定标签时,选取特定标签作为目标库中样本的标签。

[0045] 下面对本发明实施例模型处理方法的具体实现过程做进一步地详细说明。

[0046] 图2给出了本发明实施例模型处理方法的具体实现流程示意图;如图2所示,本发明实施例的模型处理方法包括以下步骤:

[0047] 步骤201:分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第二对象特征,其中,第一对象特征和第二对象特征分别为各自所属数据库中样本集合。

[0048] 本发明实施例中,以从源库的人脸图片中提取人脸表情特征S、以及从目标库的人脸图片中提取人脸表情特征T为例,这里,可以将从源库中提取的人脸表情特征S理解为第一对象特征,将从目标库中提取的人脸表情特征T理解为第二对象特征。

[0049] 举例来说,可以从源库中提取不同类型的人脸表情特征,将提取的不同类型的人脸表情特征组合后,作为源库的人脸表情特征S;可以从目标库中提取不同类型的人脸表情特征,将提取的不同类型的人脸表情特征组合后,作为目标库的人脸表情特征T。

[0050] 针对源库和目标库,可以采用以下两种方式提取不同类型的人脸表情特征。

[0051] 1) 可以提取Gabor特征g:

[0052] 举例来说,可以使用人脸对齐Intraface处理工具进行人脸标定,Intraface可以对人的眉毛、眼睛、鼻子和嘴巴进行49个点的标定,49个点能够很好的对人脸的特征进行定位,具体实例可以参见图3;在对人脸图片进行标定时,还可采用其他的处理工具,不同的处理工具所使用的标定点个数不同,本发明实施例不限于使用49个点的Intraface处理工具。

[0053] 然后,可以对标定的点进行特征采样,得到人脸表情特征;举例来说,在标定之后,对标定的部分可以提取Gabor特征,用于判别愤怒、厌恶、恐惧、快乐、悲伤和惊喜等人脸所表达的基本情感;其中,Gabor特征是一种可以用来描述图像纹理信息的特征,Gabor滤波器的频率和方向与人类的视觉系统类似,特别适合于纹理表示与判别。

[0054] Gabor特征表征人脸图片的矩阵 B_s 和 B_t 通过与Gabor滤波器进行卷积分别获得Gabor特征 S_g 和 T_g ;

[0055] $B_s * g = S_g; B_t * g = T_g$;

[0056] 滤波器的计算如下:

$$[0057] \quad g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(i\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right)\right) \quad (1)$$

[0058] 其中 λ 代表波长, θ 代表旋转角度, ψ 代表相位偏移, σ 代表高斯函数的标准差, γ 代表空间比率, x, y 表示像素点;通过上式可知,Gabor滤波器可分为实数部分R和虚数I,经过三角变换可得:

$$[0059] \quad R(g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma)) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (2)$$

$$[0060] \quad I(g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma)) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \sin\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (3)$$

[0061] 其中 $x' = x \cos \theta + y \sin \theta$, $y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$ 。Gabor滤波器的实数部分可以看作是各个方向的边缘检测算子,使用这个特性,可以得到Gabor空间,具体可以参见图4。

[0062] 2) 可以对整个人脸提取深度学习特征,卷积神经网络可以看作是一种特殊类型的前馈网络,这些模型被设计来模仿视觉皮层的行为,卷积神经网络CNN在视觉识别任务上表现很好,CNN具有称为卷积层和池化层的特殊层,其允许网络对某些图像属性进行编码,通过该卷积神经网络模型,可以提取CNN特征: S_c 和 T_c 。

[0063] 其中,深度学习之图像分类模型AlexNet由具有以下架构的11层CNN组成,具体可以参见图5。

[0064] 将从源库中提取的Gabor特征 S_g 和卷积神经网络CNN特征 S_c ,采用串联的方式组合后形成的新的特征作为源库的对象特征即人脸表情特征 S ;将从目标库中提取的Gabor特征 T_g 和卷积神经网络CNN特征 T_c ,采用串联的方式组合后形成的新的特征作为目标库的对象特征即人脸表情特征 T ,即:

[0065] 源库中人脸图片的人脸表情特征为: $S = [S_g, S_c]$;

[0066] 目标库中人脸图片的人脸表情特征为: $T = [T_g, T_c]$;

[0067] 其中, S_g 和 S_c 的行数(图片的数量)相同,同理, T_g 和 T_c 的行数也相同。

[0068] 传统的特征对人脸的细节特性刻画较好,而深度学习特征对人脸的整体特性刻画较好,因此,通过这两种特征的组合,能够更为有效的刻画人脸表情。

[0069] 步骤202:将从源库中提取的第一对象特征、以及从目标库中提取的第二对象特征进行降维。

[0070] 本发明实施例中,可以将源库中提取的第一对象特征、以及从目标库中提取的第二对象特征分别进行归一化处理。

[0071] 举例来说,以从源库中提取的人脸表情特征 S 、以及从目标库中提取的人脸表情特征 T 进行降维为例;可以将源库中提取的人脸表情特征 S 、以及从目标库中提取的人脸表情特征 T 分别进行归一化处理,由于 S 和 T 的维度相同,因此, S 和 T 都存在于一个给定的 D 维空间上,为了能够得到更加具有鲁棒性的表示,并且能够得到两个图像库的差异,可以把 S 和 T 都转换成 D 维归一化矢量(例如零均值和单位标准偏差)。

[0072] 本发明实施例中,可以从第一对象特征和第二对象特征中分别提取预设维数的特定对象特征,对应作为源库以及目标库中的待映射对象特征。其中,预设维数小于提取前对应的维数;从第一对象特征和第二对象特征中分别提取预设维数的特定对象特征可以包括:从第一对象特征对应的特征矢量,以及第二对象特征对应的特征矢量中,分别选择其中最大的 d 维个特征值对应的对象特征,作为各自的特定对象特征。

[0073] 举例来说,可以使用核主成分分析KPCA,对源库以及目标库的特征矢量选择其中最大的 d 维个特征值,其中核取高斯核。

[0074] 步骤203:将第一对象特征和第二对象特征分别映射到同一特征空间,对应得到映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征。

[0075] 本发明实施例中,为了避免直接将源库和目标库映射到同一特征空间所造成的信息损失,将第一对象特征和第二对象特征采用分别乘以一个转换矩阵的方式,投影到各自对应的子空间,从而,通过空间映射,得到位于同一维度空间的映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征。

[0076] 举例来说,特征矢量作为源库和目标库的基础,分别记作 X_s 和 X_t ($X_s, X_t \in \mathbb{R}^{D \times d}$)。注意 X_s 和 X_t 是正交的,因此 $X_s^T X_s = I_d$, $X_t^T X_t = I_d$,其中 I_d 是 d 的单位矩阵;为了避免直接将源库和目标库映射到同一特征空间所造成的信息损失,可以将人脸表情特征 S 和人脸表情特征 T 采用分别乘以一个转换矩阵 $A_s, A_t \in \mathbb{R}^{1 \times D}$ 的方式,投影到各自对应的子空间,从而,通过空间映射,得到位于同一维度空间的映射后的人脸表情特征 $X_{s'}$ 和映射后的人脸表情特征 $X_{t'}$ 。

[0077] 步骤204:根据映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征,确定源库和目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵。

[0078] 本发明实施例中,可以基于以映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征为因子,构建表示源库和目标库之间距离的差异函数;以求解差异函数最小值的方式,确定源库和目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵。这里,可以利用映射后的第一对象特征与变换矩阵的乘积,与映射后的第二对象特征的差值作为因子;构建基于所述因子计算范数的函数。

[0079] 举例来说,可以基于以上述映射后的人脸表情特征 $X_{s'}$ 和 $X_{t'}$ 为因子,构建表示人脸表情特征 $X_{s'}$ 、与人脸表情特征 $X_{t'}$ 之间距离的差异函数;可以利用最小化布莱格曼矩阵差异(Bregman Matrix Divergence)Bregman,确定对应的变换矩阵 M 。

[0080] 为了实现这个目标,可以使用空间排列的方法,通过使用从 $X_{s'}$ 到 $X_{t'}$ 的变换矩阵 M 来对齐基准矢量,矩阵 M 是由Bregman学习得到的:

$$[0081] \quad F(M) = \|X_{s'}M - X_{t'}\|_F^2 \quad (4)$$

$$[0082] \quad M^* = \operatorname{argmin}_M (F(M)) \quad (5)$$

[0083] 其中, $\|\cdot\|_F^2$ 是Frobenius规范;由于 $X_{s'}$ 和 $X_{t'}$ 是由第 d 个特征矢量生成的,事实上它们趋于内在正则化,由于Frobenius范数对于正交操作是不变的,因此,可以将公式(4)重写如下形式:

$$[0084] \quad F(M) = \|X_{s'}^T X_{s'} M - X_{s'}^T X_{t'}\|_F^2 = \|M - X_{s'}^T X_{t'}\|_F^2 \quad (6)$$

[0085] 从公式(6)可以看出,最佳的 M^* 可以由 $M^* = X_{s'}^T X_{t'}$ 计算得到,如果源库和目标库是相同的,则 $X_{s'} = X_{t'}$,且 M^* 为单位矩阵。

[0086] 步骤205:通过变换矩阵将映射后的第一对象特征进行转换,得到第三对象特征。

[0087] 本发明实施例中,变换矩阵可以通过映射后的第一对象特征与映射后的第二对象特征对齐的方式,将映射后的第一对象特征所在子空间坐标系转换成映射后的第二对象特征所在子空间坐标系,得到第三对象特征。

[0088] 举例来说,上述变换矩阵 M 通过源库中映射后的人脸表情特征 $X_{s'}$ 与目标库中映射后的人脸表情特征 $X_{t'}$ 对齐的方式,将源图像空间坐标系转换到目标图像空间坐标系,通过将映射后的人脸表情特征 $X_{s'}$ 乘以变换矩阵 M 的方式,得到转换后的人脸表情特征;如果源库中映射后的人脸表情特征 $X_{s'}$ 与目标库中映射后的人脸表情特征 $X_{t'}$ 正交,则它是可忽略的;当对于与目标库中映射后的人脸表情特征 $X_{t'}$ 良好对准的源库中映射后的人脸表情特征 $X_{s'}$ 时,给予高权重。

[0089] 步骤206:将第三对象特征以及对应的标签,应用于对目标库中样本进行分类的模型。

[0090] 本发明实施例中,可以将第三对象特征以及对应的标签进行模型训练,具体地:以第三对象特征以及对应的标签为新的样本;求解模型参数相对新的样本的更新值分量;从目标库中样本提取对象特征,基于模型计算目标库中样本具有不同标签的概率值;选取符合概率条件的标签作为目标库中样本的标签。

[0091] 举例来说,可以选取支持向量SVM模型,或者也可以选取神经网络等其它类型的模型进行训练:以转换后的人脸表情特征以及对应的标签为新的样本,放入SVM模型进行训练;求解模型参数相对新的样本的更新值分量;从目标库中样本提取人脸表情特征,基于模型计算目标库中样本具有不同标签的概率值;选取符合概率条件的标签作为目标库中样本的标签。

[0092] 本发明实施例中,可以基于以第三对象特征为因子的相似性函数,对目标库中样本进行近邻分类,得到目标库中样本的标签。

[0093] 举例来说,以应用于对目标库中样本进行分类的K近邻准则模型为例,为了将源库中人脸表情特征S对应的 A_s 与目标库中人脸表情特征S对应的 A_t 进行对比,需要一种度量相似性函数 $\text{Sim}(A_s, A_t)$ 。将 A_s 和 A_t 投影到各自的子空间 X_s 和 X_t 并应用最优变换矩阵 M^* ,从而,通过该相似性函数辅助模型进行近邻分类,其中,相似性函数可定义如下:

$$[0094] \quad \text{Sim}(A_s, A_t) = (A_s X_s M^*) (A_t X_t)^T = A_s X_s M^* X_t^T A_t^T = A_s C A_t^T \quad (7)$$

[0095] 其中, $C = X_s X_s^T X_t X_t^T$, 是编码向量的不同分量在其原始空间中的相对贡献。

[0096] 通过学习得到的最优 M^* ,对源图像进行转换,可以直接将相似性函数 Sim 作为近邻分类器KNN的度量工具,这里的KNN是不需要进行模型训练的,直接进行分类;假设,源库中存在1-6个表情分类,每一类中有10个表情特征,那么,将目标库中任一样本代入 Sim 公式后,表情分类1-6分别得到一个值,取其中最大的值(即最相似)对应的标签作为该样本的表情标签;其中,每个表情分类的值,通过其包含的10个表情特征代入后得到的平均值确定。

[0097] 本发明实施例中,当所应用的模型包括的类型为两个时,这里,假设所应用的模型为K近邻准则模型和SVM模型,基于这两个模型分别确定针对目标库中样本的输出结果;将这两个模型的输出结果进行比较,根据比较结果确定目标库中样本的标签。

[0098] 举例来说,当上述两个模型的输出结果相同时,选取任意一个模型的输出结果作为目标库中的表情标签;当上述两个模型的输出结果不同,且不包括特定表情标签时,选取任意一个模型的输出结果作为目标库中的表情标签,这里,特定表情标签可以包括害怕、悲伤和厌恶;当上述两个模型的输出结果不同,且包括特定标签时,选取特定标签作为目标库中的表情标签,这里,可以按优先级依次选取悲伤、厌恶和害怕。

[0099] 采用这种判决方式是因为表情标签高兴和惊讶都属于较为强烈的正面情感,在训练的模型中容易区分;而直观上较为类似的表情标签害怕、悲伤和厌恶等情感都只取得了较为一般的识别率,在识别害怕、悲伤和厌恶等表情时,很容易被识别为高兴等正面情感,因此,出错概率较大,这样做即可缓解分类模型存在的倾向性。通过上述迁移方法,其测试结果的准确率远远高于,使用源库训练得到的模型直接用于目标库进行测试的准确率。

[0100] 为实现上述方法,本发明实施例还提供了一种模型处理装置,如图6所示,该装置包括提取模块601、映射模块602、确定模块603、转换模块604和应用模块605;其中,

[0101] 所述提取模块601,用于分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第

二对象特征,其中,所述第一对象特征和所述第二对象特征分别为各自所属数据库中样本集合。

[0102] 所述提取模块601,具体用于:从所述源库中提取不同类型的对象特征,将提取的不同类型的对象特征组合后,作为所述源库的第一对象特征;

[0103] 从所述目标库中提取不同类型的对象特征,将提取的不同类型的对象特征组合后,作为所述目标库的第二对象特征。

[0104] 所述映射模块602,用于将所述第一对象特征和所述第二对象特征分别映射到同一特征空间,对应得到映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征。

[0105] 所述确定模块603,用于根据所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵。

[0106] 所述确定模块603,具体用于:基于以所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征为因子,构建表示所述源库和所述目标库之间距离的差异函数;

[0107] 以求解所述差异函数最小值的方式,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵。

[0108] 所述确定模块603,具体用于:利用所述映射后的第一对象特征与所述变换矩阵的乘积,与所述映射后的第二对象特征的差值作为因子;构建基于所述因子计算范数的函数。

[0109] 所述转换模块604,用于通过所述变换矩阵将所述映射后的第一对象特征进行转换,得到第三对象特征。

[0110] 所述应用模块605,用于将所述第三对象特征以及对应的标签,应用于对所述目标库中样本进行分类的模型。

[0111] 所述应用模块605,具体用于:以所述第三对象特征以及对应的标签为新的样本;求解模型参数相对所述新的样本的更新值分量;从所述目标库中样本提取对象特征,基于所述模型计算所述目标库中样本具有不同标签的概率值;选取符合概率条件的标签作为所述目标库中样本的标签。

[0112] 所述应用模块605,具体用于:基于以所述第三对象特征为因子的相似性函数,对所述目标库中样本进行近邻分类,得到所述目标库中样本的标签。

[0113] 所述装置还包括降维模块606,用于:将从所述源库中提取的第一对象特征、以及从所述目标库中提取的第二对象特征进行降维。

[0114] 所述降维模块606,具体用于:将从所述源库中提取的第一对象特征、以及从所述目标库中提取的第二对象特征分别进行归一化处理;

[0115] 分别提取预设维数的特定对象特征,所述预设维数小于提取前对应的维数。

[0116] 所述装置还包括比较模块607,用于:当所应用的模型包括的类型为至少两个时,基于各模型分别确定针对所述目标库中样本的输出结果;

[0117] 将所述各模型的输出结果进行比较,根据比较结果确定所述目标库中样本的标签。

[0118] 所比较模块607,具体用于:当所述各模型的输出结果相同时,选取任意一个模型的输出结果作为所述目标库中样本的标签;

[0119] 当所述各模型的输出结果不同,且不包括特定标签时,选取任意一个模型的输出结果作为所述目标库中样本的标签;

[0120] 当所述各模型的输出结果不同,且包括特定标签时,选取所述特定标签作为所述目标库中样本的标签。

[0121] 在实际应用中,所述提取模块601、映射模块602、确定模块603、转换模块604、应用模块605、降维模块606和比较模块607均可由位于计算机设备上的中央处理器(CPU, Central Processing Unit)、微处理器(MPU, Micro Processor Unit)、数字信号处理器(DSP, Digital Signal Processor)或现场可编程门阵列(FPGA, Field Programmable Gate Array)等实现。

[0122] 需要说明的是:上述实施例提供的模型处理装置在进行模型处理时,仅以上述各程序模块的划分进行举例说明,实际应用中,可以根据需要而将上述处理分配由不同的程序模块完成,即将装置的内部结构划分成不同的程序模块,以完成以上描述的全部或者部分处理。另外,上述实施例提供的模型处理装置与模型处理方法实施例属于同一构思,其具体实现过程详见方法实施例,这里不再赘述。

[0123] 为了实现上述模型处理方法,本发明实施例还提供了一种模型处理装置的硬件结构。现在将参考附图描述实现本发明实施例的模型处理装置,所述模型处理装置可以以终端设备,如智能手机、平板电脑、掌上电脑等计算机设备来实施。下面对本发明实施例提供的模型处理装置的硬件结构做进一步说明,可以理解,图7仅仅示出了模型处理装置的示例性结构而非全部结构,根据需要可以实施图7示出的部分结构或全部结构。

[0124] 参见图7,图7为本发明实施例提供的一种模型处理装置的硬件结构示意图,实际应用中可以应用于前述运行应用程序的终端设备,图7所示的模型处理装置700包括:至少一个处理器701、存储器702、用户接口703和至少一个网络接口704。所述模型处理装置700中的各个组件通过总线系统705耦合在一起。可以理解,总线系统705用于实现这些组件之间的连接通信。总线系统705除包括数据总线之外,还包括电源总线、控制总线和状态信号总线。但是为了清楚说明起见,在图7中将各种总线都标为总线系统705。

[0125] 其中,用户接口703可以包括显示器、键盘、鼠标、轨迹球、点击轮、按键、按钮、触感板或者触摸屏等。

[0126] 可以理解,存储器702可以是易失性存储器或非易失性存储器,也可包括易失性和非易失性存储器两者。

[0127] 本发明实施例中的存储器702用于存储各种类型的数据以支持模型处理装置700的操作。这些数据的示例包括:用于在模型处理装置700上操作的任何计算机程序,如可执行程序7021和操作系统7022,实现本发明实施例的模型处理方法的程序可以包含在可执行程序7021中。

[0128] 本发明实施例揭示的模型处理方法可以应用于处理器701中,或者由处理器701实现。处理器701可能是一种集成电路芯片,具有信号的处理能力。在实现过程中,上述模型处理方法的各步骤可以通过处理器701中的硬件的集成逻辑电路或者软件形式的指令完成。上述的处理器701可以是通用处理器、DSP,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。处理器701可以实现或者执行本发明实施例中提供的各模型处理方法、步骤及逻辑框图。通用处理器可以是微处理器或者任何常规的处理器等。结合本发明实施例所提供的模型处理方法的步骤,可以直接体现为硬件译码处理器执行完成,或者用译码处理器中的硬件及软件模块组合执行完成。软件模块可以位于存储介质中,该存储介

质位于存储器702,处理器701读取存储器702中的信息,结合其硬件完成前述模型处理方法的步骤。

[0129] 本发明实施例还提供了一种模型处理装置的硬件结构,所述模型处理装置700包括存储器702、处理器701及存储在存储器702上并能够由所述处理器701运行的可执行程序7021,所述处理器701运行所述可执行程序7021时实现:

[0130] 分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第二对象特征,其中,所述第一对象特征和所述第二对象特征分别为各自所属数据库中样本集合;将所述第一对象特征和所述第二对象特征分别映射到同一特征空间,对应得到映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征;根据所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵;通过所述变换矩阵将所述映射后的第一对象特征进行转换,得到第三对象特征;将所述第三对象特征以及对应的标签,应用于对所述目标库中样本进行分类的模型。

[0131] 在一些实施例中,所述处理器701运行所述可执行程序7021时实现:

[0132] 从所述源库中提取不同类型的对象特征,将提取的不同类型的对象特征组合后,作为所述源库的第一对象特征;从所述目标库中提取不同类型的对象特征,将提取的不同类型的对象特征组合后,作为所述目标库的第二对象特征。

[0133] 在一些实施例中,所述处理器701运行所述可执行程序7021时实现:

[0134] 将从所述源库中提取的第一对象特征、以及从所述目标库中提取的第二对象特征进行降维。

[0135] 在一些实施例中,所述处理器701运行所述可执行程序7021时实现:

[0136] 将从所述源库中提取的第一对象特征、以及从所述目标库中提取的第二对象特征分别进行归一化处理;分别提取预设维数的特定对象特征,所述预设维数小于提取前对应的维数。

[0137] 在一些实施例中,所述处理器701运行所述可执行程序7021时实现:

[0138] 基于以所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征为因子,构建表示所述源库和所述目标库之间距离的差异函数;以求解所述差异函数最小值的方式,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵。

[0139] 在一些实施例中,所述处理器701运行所述可执行程序7021时实现:

[0140] 利用所述映射后的第一对象特征与所述变换矩阵的乘积,与所述映射后的第二对象特征的差值作为因子;构建基于所述因子计算范数的函数。

[0141] 在一些实施例中,所述处理器701运行所述可执行程序7021时实现:

[0142] 以所述第三对象特征以及对应的标签为新的样本;求解模型参数相对所述新的样本的更新值分量;从所述目标库中样本提取对象特征,基于所述模型计算所述目标库中样本具有不同标签的概率值;选取符合概率条件的标签作为所述目标库中样本的标签。

[0143] 在一些实施例中,所述处理器701运行所述可执行程序7021时实现:

[0144] 基于以所述第三对象特征为因子的相似性函数,对所述目标库中样本进行近邻分类,得到所述目标库中样本的标签。

[0145] 在一些实施例中,所述处理器701运行所述可执行程序7021时实现:

[0146] 当所应用的模型包括的类型为至少两个时,基于各模型分别确定针对所述目标库

中样本的输出结果;将所述各模型的输出结果进行比较,根据比较结果确定所述目标库中样本的标签。

[0147] 在一些实施例中,所述处理器701运行所述可执行程序7021时实现:

[0148] 当所述各模型的输出结果相同时,选取任意一个模型的输出结果作为所述目标库中样本的标签;当所述各模型的输出结果不同,且不包括特定标签时,选取任意一个模型的输出结果作为所述目标库中样本的标签;当所述各模型的输出结果不同,且包括特定标签时,选取所述特定标签作为所述目标库中样本的标签。

[0149] 本发明实施例还提供了一种存储介质,所述存储介质可为光盘、闪存或磁盘等存储介质,可选为非瞬间存储介质。其中,所述存储介质上存储有可执行程序7021,所述可执行程序7021被处理器701执行时实现:

[0150] 分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第二对象特征,其中,所述第一对象特征和所述第二对象特征分别为各自所属数据库中样本集合;将所述第一对象特征和所述第二对象特征分别映射到同一特征空间,对应得到映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征;根据所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵;通过所述变换矩阵将所述映射后的第一对象特征进行转换,得到第三对象特征;将所述第三对象特征以及对应的标签,应用于对所述目标库中样本进行分类的模型。

[0151] 在一些实施例中,所述可执行程序7021被处理器701执行时实现:

[0152] 从所述源库中提取不同类型的对象特征,将提取的不同类型的对象特征组合后,作为所述源库的第一对象特征;从所述目标库中提取不同类型的对象特征,将提取的不同类型的对象特征组合后,作为所述目标库的第二对象特征。

[0153] 在一些实施例中,所述可执行程序7021被处理器701执行时实现:

[0154] 将从所述源库中提取的第一对象特征、以及从所述目标库中提取的第二对象特征进行降维。

[0155] 在一些实施例中,所述可执行程序7021被处理器701执行时实现:

[0156] 将从所述源库中提取的第一对象特征、以及从所述目标库中提取的第二对象特征分别进行归一化处理;分别提取预设维数的特定对象特征,所述预设维数小于提取前对应的维数。

[0157] 在一些实施例中,所述可执行程序7021被处理器701执行时实现:

[0158] 基于以所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征为因子,构建表示所述源库和所述目标库之间距离的差异函数;以求解所述差异函数最小值的方式,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵。

[0159] 在一些实施例中,所述可执行程序7021被处理器701执行时实现:

[0160] 利用所述映射后的第一对象特征与所述变换矩阵的乘积,与所述映射后的第二对象特征的差值作为因子;构建基于所述因子计算范数的函数。

[0161] 在一些实施例中,所述可执行程序7021被处理器701执行时实现:

[0162] 以所述第三对象特征以及对应的标签为新的样本;求解模型参数相对所述新的样本的更新值分量;从所述目标库中样本提取对象特征,基于所述模型计算所述目标库中样本具有不同标签的概率值;选取符合概率条件的标签作为所述目标库中样本的标签。

[0163] 在一些实施例中,所述可执行程序7021被处理器701执行时实现:

[0164] 基于以所述第三对象特征为因子的相似性函数,对所述目标库中样本进行近邻分类,得到所述目标库中样本的标签。

[0165] 在一些实施例中,所述可执行程序7021被处理器701执行时实现:

[0166] 当所应用的模型包括的类型为至少两个时,基于各模型分别确定针对所述目标库中样本的输出结果;将所述各模型的输出结果进行比较,根据比较结果确定所述目标库中样本的标签。

[0167] 在一些实施例中,所述可执行程序7021被处理器701执行时实现:

[0168] 当所述各模型的输出结果相同时,选取任意一个模型的输出结果作为所述目标库中样本的标签;当所述各模型的输出结果不同,且不包括特定标签时,选取任意一个模型的输出结果作为所述目标库中样本的标签;当所述各模型的输出结果不同,且包括特定标签时,选取所述特定标签作为所述目标库中样本的标签。

[0169] 综上所述,本发明实施例所提供的模型处理方法、装置及存储介质,分别从源库中提取第一对象特征以及从目标库中提取第二对象特征,其中,所述第一对象特征和所述第二对象特征分别为各自所属数据库中样本集合;将所述第一对象特征和所述第二对象特征分别映射到同一特征空间,对应得到映射后的第一对象特征和映射后的第二对象特征;根据所述映射后的第一对象特征和所述映射后的第二对象特征,确定所述源库和所述目标库之间的差异化满足预设最小差异条件时的变换矩阵;通过所述变换矩阵将所述映射后的第一对象特征进行转换,得到第三对象特征;将所述第三对象特征以及对应的标签,应用于对所述目标库中样本进行分类的模型。如此,通过源库训练出了适合目标库的模型,因此,由源库训练出的模型运用于目标库时,能够得到很好的识别结果,从而提升了模型的准确度。

[0170] 本领域内的技术人员应明白,本发明的实施例可提供为方法、系统、或可执行程序产品。因此,本发明可采用硬件实施例、软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本发明可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器和光学存储器等)上实施的可执行程序产品的形式。

[0171] 本发明是参照根据本发明实施例的方法、设备(系统)、和可执行程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由可执行程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些可执行程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或参考可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或参考可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0172] 这些可执行程序指令也可存储在能引导计算机或参考可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0173] 这些可执行程序指令也可装载到计算机或参考可编程数据处理设备上,使得在计算机或参考可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或参考可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0174] 以上所述,仅为本发明的较佳实施例而已,并非用于限定本发明的保护范围,凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

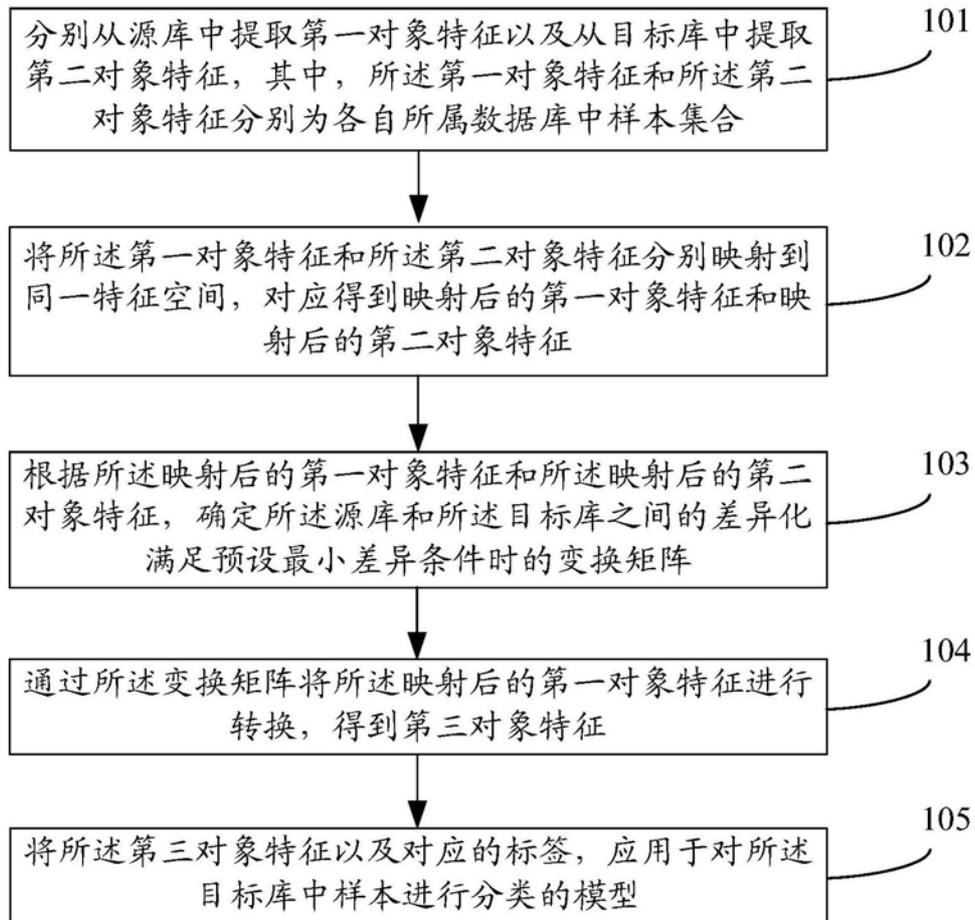


图1

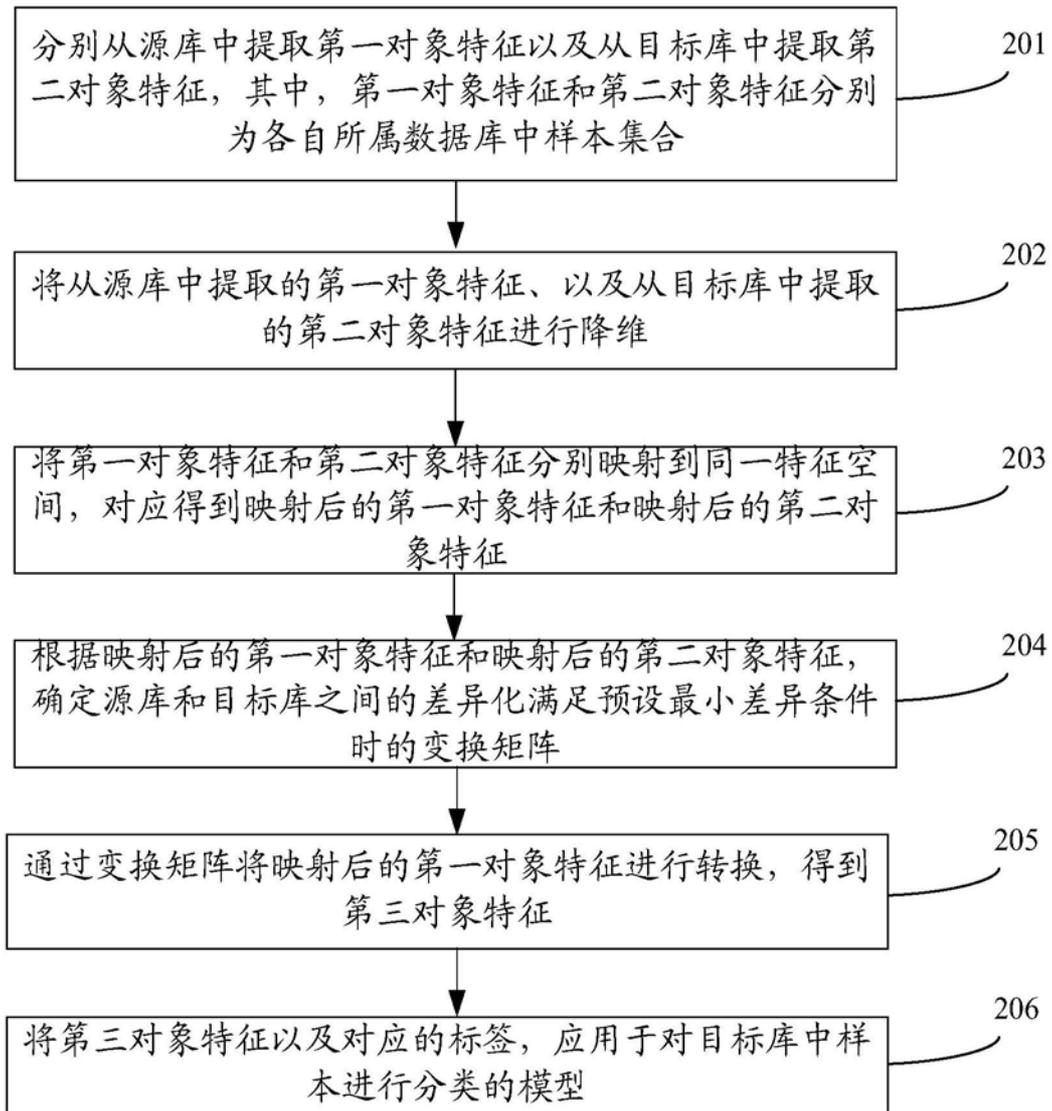


图2

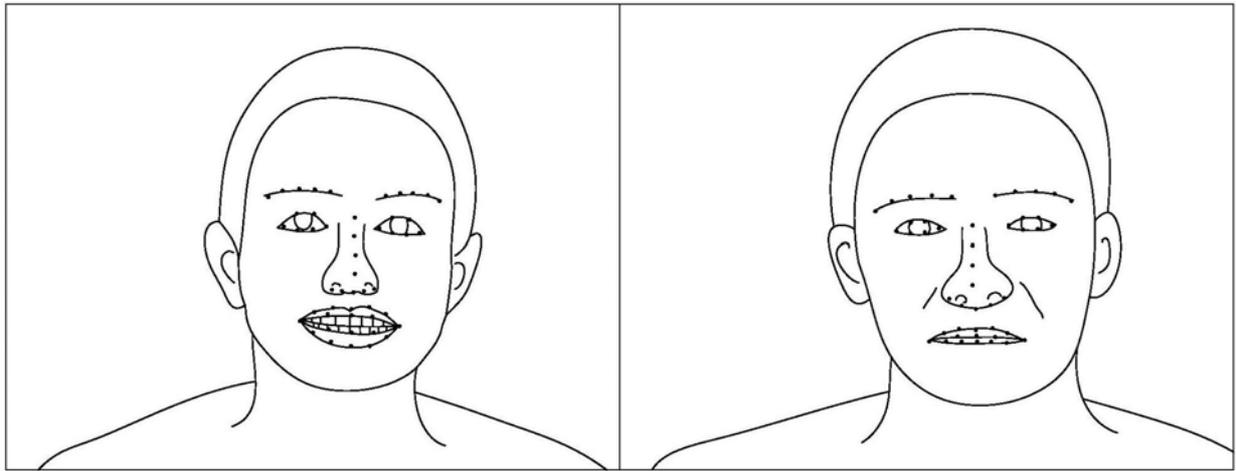


图3

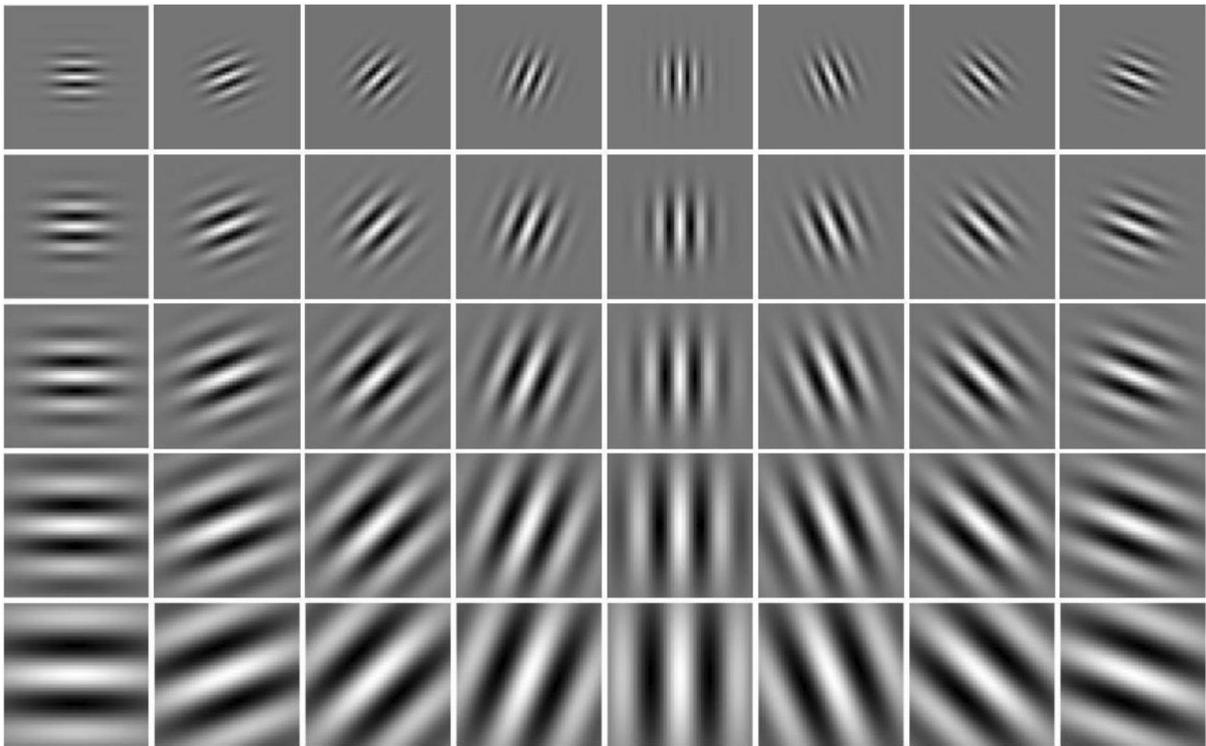


图4

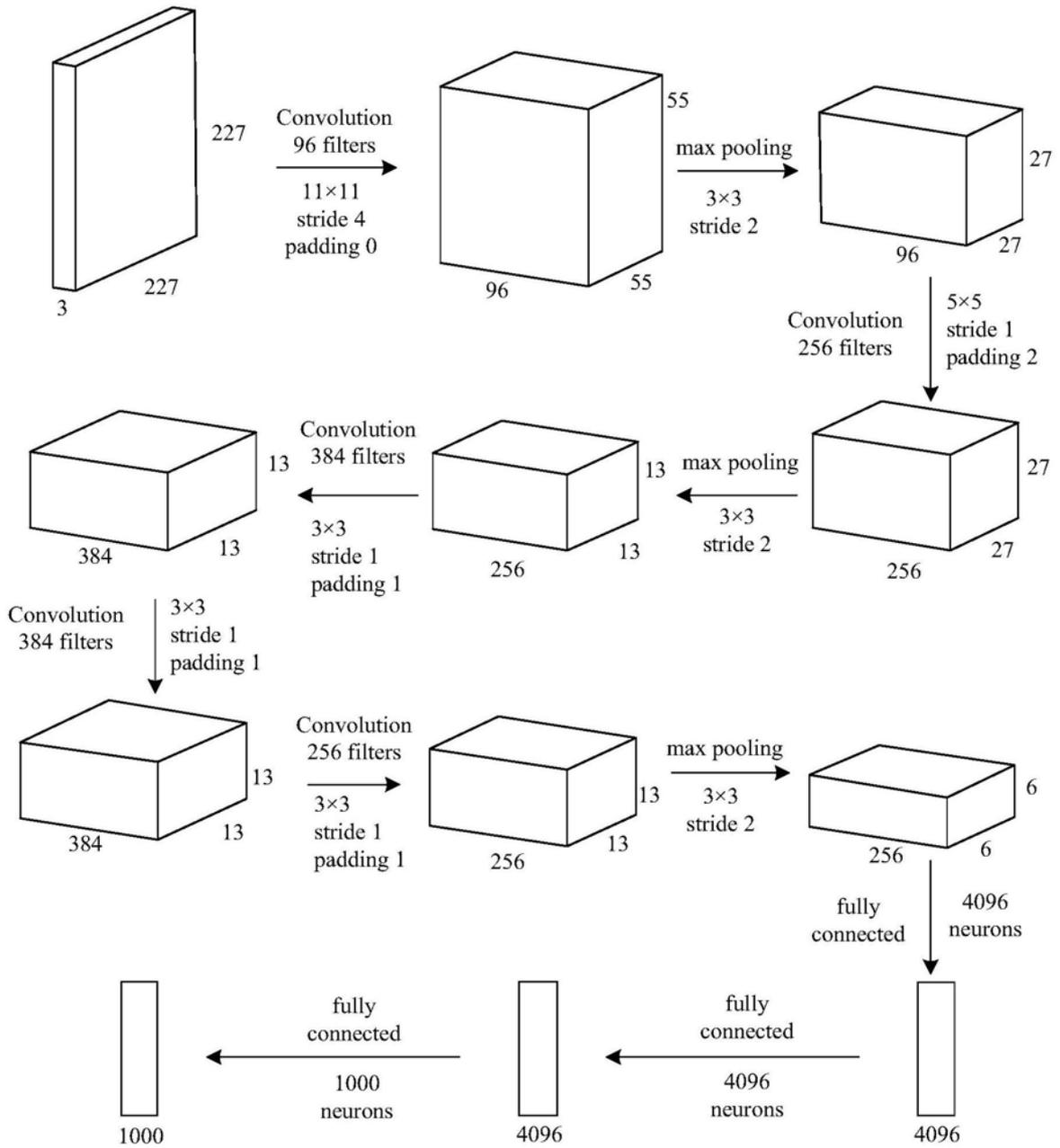


图5



图6

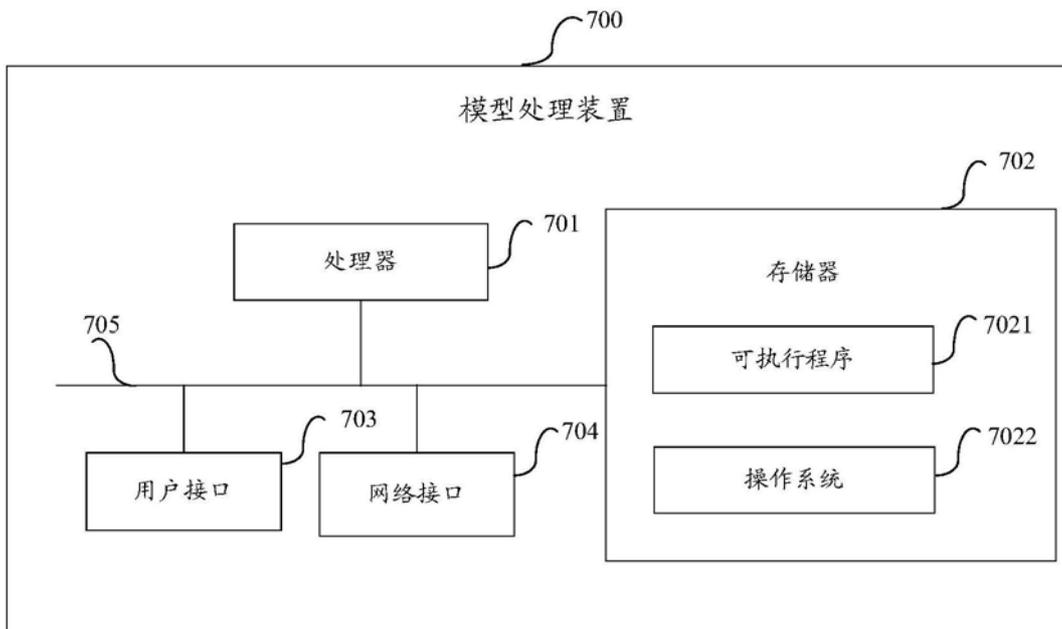


图7