(19) 国家知识产权局



(12) 发明专利



(10) 授权公告号 CN 112454390 B (45) 授权公告日 2022.05.17

(21) 申请号 202011355989.X

(22) 申请日 2020.11.27

(65) 同一申请的已公布的文献号 申请公布号 CN 112454390 A

(43) 申请公布日 2021.03.09

(73) 专利权人 中国科学技术大学 地址 230026 安徽省合肥市包河区金寨路

(72) 发明人 唐冰 吴锋

(74) 专利代理机构 北京凯特来知识产权代理有 限公司 11260 专利代理师 郑立明 付久春

(51) Int.CI.

B25J 11/00 (2006.01) B25J 9/16 (2006.01)

G06K 9/62 (2022.01)

GO6N 3/04 (2006.01)

GO6N 3/08 (2006.01)

G06V 40/16 (2022.01)

G06V 10/774 (2022.01)

审查员 郭瑞

权利要求书2页 说明书8页 附图4页

(54) 发明名称

基于深度强化学习的仿人机器人面部表情 模仿方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于深度强化学习的仿 人机器人面部表情模仿方法,包括:步骤1,获取 待模仿目标人脸面部图片,由仿人机器人实体运 行的深度强化学习算法对面部图片进行面部动 作单元向量预测,得出对应的面部动作单元向量 和电机动作向量;步骤2,将电机动作向量作用于 实体的仿人机器人,并捕获仿人机器人的对应面 部表情;步骤3,将对应面部表情作为初始状态, 由运行于仿人机器人的深度强化学习算法根据 该初始状态,控制仿人机器人的面部动作对目标 人脸面部表情进行模仿,直至仿人机器人完成对 四 目标人脸面部的表情模仿。该方法减少了在仿人 机器人实体上训练出次数,避免影响仿人机器人 硬件的寿命,而且能保证对目标人脸表情的准确 模仿。

获取待模仿的目标人脸面部图片, 通过运行于仿人机器 人实体的深度强化学习算法对目标人脸面部图片进行面部动 作单元向量预测,得出对应的面部动作单元向量,并根据面 部动作单元向量得出对应的电机动作向量;

所述深度强化学习算法包含从预训练好的预训练神经网络模 型迁移的模型及参数, 所述预训练神经网络模型运行于仿人 机器人实体外部并预先训练好

将得出的所述电机动作向量作用于实体的仿人机器人,并捕 获所述仿人机器人的对应面部表情

2

3

将捕获的所述仿人机器人的对应面部表情作为初始状态,由 运行于所述仿人机器人的深度强化学习算法根据该初始状态 控制所述仿人机器人的面部动作对所述目标人脸面部表情 进行模仿, 直至所述仿人机器人完成对目标人脸面部的表情 模仿

1.一种基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法,其特征在于,包括:

步骤1,获取待模仿的目标人脸面部图片,通过运行于仿人机器人实体的深度强化学习算法对目标人脸面部图片进行面部动作单元向量预测,得出对应的面部动作单元向量,并根据面部动作单元向量得出对应的电机动作向量:

所述深度强化学习算法的预测模块的初始化参数采用从预训练好的预训练神经网络模型迁移的参数,所述预训练神经网络模型运行于仿人机器人实体外部并预先训练好;对 所述预训练神经网络模型进行预训练以及对深度强化学习算法进行训练的步骤,具体为:

步骤11,筛选真实人脸数据集的标签:

采用由人脸面部图片和对应的面部动作单元向量组成的真实人脸数据集作为训练数据集,根据仿人机器人头部内部刚性运动结构与面部动作单元之间的对应关系,筛选出用于仿人机器人面部表情模仿时所需的标签维度;

步骤12,预训练神经网络模型:

以所述真实人脸数据集中的人脸面部图片作为输入,以所述真实人脸数据集中与所述 人脸面部图片对应的面部动作单元向量为输出,对所述预训练神经网络模型进行预训练, 并由所述步骤11筛选出的标签维度确定所述预训练神经网络模型的输出;

步骤13,迁移预训练好的预训练神经网络模型及参数:

将预训练好的所述预训练的神经网络模型及参数迁移到在所述仿人机器人实体上运行的深度强化学习算法中;

步骤14,训练深度强化学习算法:

在所述仿人机器人实体上对所述深度强化学习算法进行训练,待所述深度强化学习算法训练好后用于所述仿人机器人的面部表情模仿;

步骤2,将得出的所述电机动作向量作用于实体的仿人机器人,并捕获所述仿人机器人的对应面部表情;

步骤3,将捕获的所述仿人机器人的对应面部表情作为初始状态,由运行于所述仿人机器人的深度强化学习算法根据该初始状态,控制所述仿人机器人的面部动作对所述目标人脸面部表情进行模仿,直至所述仿人机器人完成对目标人脸面部的表情模仿。

2.根据权利要求1所述的基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法,其特征在于,所述步骤1中,通过运行于仿人机器人实体的深度强化学习算法对目标人脸面部图片进行面部动作单元向量预测为:

由深度强化学习算法对由目标人脸面部图片裁剪后得到的目标人脸面部部分的图片进行面部动作单元向量预测。

3.根据权利要求1所述的基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法,其特征在于,所述步骤11中,根据仿人机器人头部内部刚性运动结构与面部动作单元之间的对应关系,筛选出用于仿人机器人面部表情模仿时所需的标签维度为:

若仿人机器人能实现面部动作编码系统中描述的某个动作单元,则选中所述真实人脸 数据集中对应该动作维度的标签。

4.根据权利要求1所述的基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法,其特征在于,所述步骤12中,由所述步骤11筛选出的标签维度确定所述预训练神经网络模型的输出为:

由所述步骤11筛选出的标签维度大小及含义确定所述预训练神经网络模型的输出维度大小及每维对应含义。

5.根据权利要求1所述的基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法,其特征在于,所述步骤13中,将所述步骤12预训练的神经网络模型及参数迁移到在所述仿人机器人实体上运行的深度强化学习算法中为:

所述深度强化学习算法的Actor模块采用与所述预训练神经网络模型完全相同的结构及参数:

将所述预训练神经网络模型及参数迁移到所述深度强化学习算法的Actor模块。

6.根据权利要求1所述的基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法,其特征 在于,所述步骤14中,在所述仿人机器人的实体上对所述深度强化学习算法进行训练为:

训练过程中,将所述预训练神经网络模型每次预测得出的对应电机动作向量作用于仿人机器人实体上,当所述仿人机器人执行完该电机动作向量对应的面部动作后,再进行所述深度强化学习算法的下一步训练。

- 7.根据权利要求1至2任一项所述的基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法,其特征在于,所述步骤2中,利用摄像头捕获所述仿人机器人的面部图片来从中获得对应面部表情。
- 8.根据权利要求1至2任一项所述的基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法,其特征在于,所述步骤3中,由运行于所述仿人机器人的深度强化学习算法根据该初始状态,控制所述仿人机器人的面部动作对所述目标人脸面部表情进行模仿,直至所述仿人机器人完成对目标人脸面部的表情模仿为:

由运行于所述仿人机器人实体的深度强化学习算法根据该初始状态,确定所述仿人机器人下一步采取的面部动作,执行该面部动作后使所述仿人机器人面部呈现出新的面部表情,根据新的面部表情与目标人脸面部表情之间的相似度给出相应的奖励,在所述奖励的指导下,在有限步内实现所述仿人机器人对所述目标人脸面部表情的模仿。

9.根据权利要求1至2任一项所述的基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法,其特征在于,所述预训练神经网络模型采用由VGG16神经网络模型、平摊层、第一全连接层、第二全连接层和输出层依次连接组成的神经网络模型:

所述深度强化学习算法采用深度确定策略梯度算法、NAF算法、A3C算法中的任一种。

基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法

技术领域

[0001] 本发明涉及机器人面部表情模仿领域,尤其涉及一种基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法。

背景技术

[0002] 在人类面对面的交流中,有超过55%以上的信息是通过面部进行传递的。由于仿人机器人具有类人的面容,在进行人机交互时,仿人机器人面部表情同样占据着非常重要的作用,如表达情感等。为了能够使仿人机器人产生人类可识别的面部表情,一个研究内容就是让仿人机器人能够模仿人类的面部表情,并通过头部刚性运动结构与面部柔性材料的联动作用呈现出来。

[0003] 目前仿人机器人面部表情的模拟方法,有人工预设的方法、特征点映射的方法和 端到端网络训练的方法等几种。其中,人工预设的方法由于需要事先编排一系列与仿人机 器人刚性运动结构紧密相关的"高兴"、"悲伤"等基本表情所对应的电机动作向量,存在仿 人机器人能够模仿的表情数量有限且固定,且人脸要呈现的面部表情类别也必须在实现编 排好的表情类别范围内,在很大程度上限制了仿人机器人表情模仿的能力的缺点。特征点 映射的方法尽管利用动作捕捉系统实现了仿人机器人面部表情的实时模仿,但是此类方法 需要在人以及仿人机器人面部粘贴标记点,从而实现两者面部对应特征点位置变化的线性 映射关系,或者进而利用机器学习方法学习到面部特征点与电机值之间的映射关系,但机 器学习方法需要在仿人机器人的实体上进行训练方才能得到该映射关系,然而在真实人机 交互过程中在仿人机器人面部粘贴特殊标记点是不切实际的,因此该方法在实际应用场景 中使用的便利性较差。端到端网络训练的方法通过人工编排与仿人机器人实体相关的大量 真实样本数据集并构建网络模型,在此基础上实现端到端的训练。从而得到面部动作单元 或人脸特征点与电机值之间的映射关系。与人工预设和特征点映射的方法相比,端到端网 络训练的方法能够提升仿人机器人面部表情模仿生成的丰富度,但是该方法需要人工编排 大量的与仿人机器人相关的真实样本数据集并且整个训练过程也都将在机器人实体上执 行,面对新的仿人机器人时必须重新编排,而且还要再次通过机器学习的方法构建模型进 行端到端的训练,由于硬件与软件系统不同,会受到多重因素影响,存在使用寿命的限制, 这种将整个训练过程作用于机器人实体训练的方式,会对硬件产生不可逆的磨损,甚至是 损坏。并且仿人机器人用于驱动刚性运动结构的电机输出值为连续值,若将每个电机的输 出值进行离散化处理,那么人工可编排的电机动作向量数量将呈指数化增加(如,有N个电 机,每个电机转动范围离散化为M个,此时可编排的电机动作向量数量为:M^N个),而且还需 要考虑所编排的电机动作向量是否能够产生对应的真实面部表情,也造成编排数据集的大 量时间消耗。

[0004] 因此,如何提供一种避免人工编排,也减少在仿人机器人实体上训练次数,减少其硬件寿命消耗的仿人机器人面部表情模仿方法是需要解决的问题。

发明内容

[0005] 基于现有技术所存在的问题,本发明的目的是提供一种基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法,能解决现有仿人机器人模拟面部表情的端到端网络训练方法,所存在的需要人工编排数据集,耗时长以及在仿人机器人实体上训练次数多,造成硬件寿命消耗的问题。

[0006] 本发明的目的是通过以下技术方案实现的:

[0007] 本发明实施方式提供一种基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法,包括:

[0008] 步骤1,获取待模仿的目标人脸面部图片,通过运行于仿人机器人实体的深度强化 学习算法对目标人脸面部图片进行面部动作单元向量预测,得出对应的面部动作单元向 量,并根据面部动作单元向量得出对应的电机动作向量;

[0009] 所述深度强化学习算法的预测模块的初始化参数采用从预训练好的预训练神经网络模型迁移的参数,所述预训练神经网络模型运行于仿人机器人实体外部并预先训练好:

[0010] 步骤2,将得出的所述电机动作向量作用于实体的仿人机器人,并捕获所述仿人机器人的对应面部表情;

[0011] 步骤3,将捕获的所述仿人机器人的对应面部表情作为初始状态,由运行于所述仿人机器人的深度强化学习算法根据该初始状态,控制所述仿人机器人的面部动作对所述目标人脸面部表情进行模仿,直至所述仿人机器人完成对目标人脸面部的表情模仿。

[0012] 由上述本发明提供的技术方案可以看出,本发明实施例提供的基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法,其有益效果为:

[0013] 由于采用了不运行于仿人机器人实体的预训练神经网络模型,先对真实人脸数据集进行预训练后,再迁移预训练好的预训练神经网络模型及参数到仿人机器人实体上运行的深度强化学习算法中,减少了在仿人机器人实体上的实际训练次数;并且,由于预训练神经网络模型能以真实人脸数据集作为训练数据,不需要人工编排数据集的工作;该方法能大量减少人工编排工作及在仿人机器人实体上的实际训练次数,而且不需要特殊辅助设备,实现仿人机器人面部表情的模仿。该方法也能根据刚性运动结构与面部动作单元之间的关系,方便的应用到不同仿人机器人实体上。

附图说明

[0014] 为了更清楚地说明本发明实施例的技术方案,下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域的普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他附图。

[0015] 图1为本发明实施例提供的基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法的流程图:

[0016] 图2为本发明实施例提供的基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法的 训练流程图:

[0017] 图3为本发明实施例提供的方法中的预训练神经网络模型的构成示意图:

[0018] 图4为本发明实施例提供的方法中的深度强化学习算法的构成模块的示意图:

[0019] 图5为本发明实施例提供的实现基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法的整体架构图。

具体实施方式

[0020] 下面结合本发明的具体内容,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明的实施例,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,都属于本发明的保护范围。本发明实施例中未作详细描述的内容属于本领域专业技术人员公知的现有技术。

[0021] 如图1所示,本发明实施例提供一种基于深度强化学习的仿人机器人面部表情模仿方法,包括:

[0022] 步骤1,获取待模仿的目标人脸面部图片,通过运行于仿人机器人实体的深度强化 学习算法对目标人脸面部图片进行面部动作单元向量预测,得出对应的面部动作单元向 量,并根据面部动作单元向量得出对应的电机动作向量;

[0023] 所述深度强化学习算法的预测模块的初始化参数采用从预训练好的预训练神经 网络模型迁移的参数,所述预训练神经网络模型运行于仿人机器人实体外部并预先训练 好;

[0024] 步骤2,将得出的所述电机动作向量作用于实体的仿人机器人,并捕获所述仿人机器人的对应面部表情;

[0025] 步骤3,将捕获的所述仿人机器人的对应面部表情作为初始状态,由运行于所述仿人机器人的深度强化学习算法根据该初始状态,控制所述仿人机器人的面部动作对所述目标人脸面部表情进行模仿,直至所述仿人机器人完成对目标人脸面部的表情模仿。

[0026] 上述方法的步骤1中,所述步骤1中,通过运行于仿人机器人实体的深度强化学习算法对目标人脸面部图片进行面部动作单元向量预测为:

[0027] 由深度强化学习算法对由目标人脸面部图片裁剪后得到的目标人脸面部部分的图片进行面部动作单元向量预测。

[0028] 参见图2,上述方法中,包括预训练好所述预训练神经网络模型的步骤,具体为:

[0029] 所述方法中,在步骤1之前还包括对所述预训练神经网络模型进行预训练以及对深度强化学习算法进行训练的步骤,具体为:

[0030] 步骤11,筛选真实人脸数据集的标签:

[0031] 采用由人脸面部图片和对应的面部动作单元向量组成的真实人脸数据集作为训练数据集,根据仿人机器人头部内部刚性运动结构与面部动作单元之间的对应关系,筛选出用于仿人机器人面部表情模仿时所需的标签维度;

[0032] 步骤12,预训练神经网络模型:

[0033] 以所述真实人脸数据集中的人脸面部图片作为输入,以所述真实人脸数据集中与所述人脸面部图片对应的面部动作单元向量为输出,对所述预训练神经网络模型进行预训练,并由所述步骤11筛选出的标签维度确定所述预训练神经网络模型的输出;

[0034] 步骤13,迁移预训练好的预训练神经网络模型及参数:

[0035] 将预训练好的所述预训练的神经网络模型及参数迁移到在所述仿人机器人实体上运行的深度强化学习算法中;

[0036] 步骤14,训练深度强化学习算法:

[0037] 在所述仿人机器人实体上对所述深度强化学习算法进行训练,待所述深度强化学习算法训练好后用于所述仿人机器人的面部表情模仿。

[0038] 上述方法的步骤11中,根据仿人机器人头部内部刚性运动结构与面部动作单元之间的对应关系,筛选出用于仿人机器人面部表情模仿时所需的标签维度为:

[0039] 若仿人机器人能实现面部动作编码系统中描述的某个动作单元,则选中所述真实人脸数据集中对应该动作维度的标签。具体是因为仿人机器人面部表情的产生是由位于机器人头部内部的刚性运动结构驱动外部的柔性材料,从而产生形变而呈现出来的,人脸面部表情是由位于皮下的肌肉组织牵拉皮肤而产生的,两者具有一定程度相似性,因此按上述依据筛选标签维度。

[0040] 上述方法的步骤12中,由所述步骤11筛选出的标签维度确定所述预训练神经网络模型的输出为:

[0041] 由所述步骤11筛选出的标签维度大小及含义确定所述预训练神经网络模型的输出维度大小及每维对应含义。

[0042] 上述方法的步骤13中,将所述步骤12预训练的神经网络模型及参数迁移到在所述 仿人机器人实体上运行的深度强化学习算法中为:

[0043] 所述深度强化学习算法的Actor模块采用与所述预训练神经网络模型完全相同的结构及参数:

[0044] 将所述预训练神经网络模型及参数迁移到所述深度强化学习算法的Actor模块。

[0045] 上述方法的步骤14中,在所述仿人机器人的实体上对所述深度强化学习算法进行训练为:

[0046] 训练过程中,将所述预训练神经网络模型每次预测得出的对应电机动作向量作用于仿人机器人实体上,当所述仿人机器人执行完该电机动作向量对应的面部动作后,再进行所述深度强化学习算法的下一步训练。

[0047] 上述方法的步骤2中,利用摄像头捕获所述仿人机器人的面部图片来从中获得对应面部表情。

[0048] 上述方法的步骤3中,由运行于所述仿人机器人的深度强化学习算法根据该初始状态,控制所述仿人机器人的面部动作,直至所述仿人机器人完成对目标人脸面部的表情模仿为:

[0049] 由运行于所述仿人机器人的深度强化学习算法根据该初始状态,确定所述仿人机器人下一步采取的面部动作,执行该面部动作后使所述仿人机器人面部呈现出新的面部表情,根据新的面部表情与目标人脸面部表情之间的相似度给出相应的奖励,在所述奖励的指导下,在有限步内实现所述仿人机器人面部表情模仿。具体的,设定人脸面部表情为目标target,设定仿人机器人在某t时刻的面部表情为初始状态 S_t ,在该初始状态 S_t 下通过所述仿人机器人的面部动作单元作用到仿人机器人的实体动作为 a_t ,在面部动作单元的驱动下使执行该动作后的仿人机器人面部表情发生变化,变化后的面部表情为状态 S_{t+1} ,此时将根据人脸面部表情与仿人机器人面部表情之间的相似度给出相应的奖励 r_t ,接着将进一步根

据奖励r₊以及状态决定下一步要执行的面部动作单元动作。

[0050] 参见图3,上述方法中,所述预训练神经网络模型采用由VGG16神经网络模型、平摊层、第一全连接层、第二全连接层和输出层依次连接组成的神经网络模型。

[0051] 上述方法中,所述深度强化学习算法采用深度确定策略梯度算法。

[0052] 本发明的仿人机器人面部表情模仿方法中,利用采集的真实人脸数据集作为训练数据,并配合不在仿人机器人实体上运行的预训练神经网络模型进行预训练的方式,避免了人工编排的同时也减少了在仿人机器人实体上的训练次数,且不需要特殊辅助设备,能实现仿人机器人面部表情的准确模仿。该方法也能根据刚性运动结构与面部动作单元之间的关系,方便的应用到不同仿人机器人实体上。

[0053] 下面对本发明实施例具体作进一步地详细描述。

[0054] 参见图1,本发明提供一种基于深度强化学习算法的仿人机器人面部表情模仿方法,包括:

[0055] 步骤1,首先获取目标人脸面部的图片,利用预训练神经网络模型对裁剪后的目标人脸面部进行对应的面部动作单元向量预测,进而得到与仿人机器人对应的电机动作单元向量:

[0056] 步骤2,将得到的电机动作向量作用于仿人机器人实体,利用摄像头捕获仿人机器人的面部表情;

[0057] 步骤3,将捕获的所述仿人机器人的面部表情作为初始状态,由运行于仿人机器人的深度强化学习算法(本实施例中采用深度确定策略梯度算法,即DDPG算法)根据该初始状态,决定仿人机器人下一步要采取的面部动作,执行相关动作后仿人机器人面部将呈现出新的面部表情,在获得奖励的指导下,在有限步内实现仿人机器人对目标人脸面部表情的模仿。

[0058] 参见图2,由于需要对预训练神经网络模型进行预训练以及在决定仿人机器人上对深度强化学习算法进行训练,涉及两个模型训练的具体流程如图1所示,包括以下步骤:

[0059] 步骤11,真实人脸数据集标签筛选:采用由人脸面部图片及对应的面部动作单元值向量组成的真实人脸数据集,根据仿人机器人头部内部刚性运动结构与面部动作单元之间的对应关系,筛选出利用本发明进行仿人机器人面部表情模仿时所需的标签维度;

[0060] 步骤12,对预训练神经网络模型进行预训练:该预训练神经网络模型的输入为经过裁剪后的人脸面部图片,输出则为面部图片对应面部动作单元值向量,且预训练模型的输出则是由真实人脸数据集标签筛选的结果而定;该预训练神经网络模型的作用主要用于构建从人脸面部表情图片到面部动作单元值向量之间的映射,从而实现在给定人脸面部图片的情况下,预训练神经网络模型能够给出当前人脸中筛选出的面部动作单元值向量。由于使用了预训练神经网络模型,减少在实现仿人机器人面部表情模仿生成的过程中直接作用于机器人实体的训练次数,从而起到了保护机器人硬件的目的;

[0061] 步骤13,预训练网络模型及参数迁移:将所述预训练神经网络模型及参数全部或者部分迁移到深度强化学习算法中,深度强化学习算法运行在仿人机器人实体上进行训练,这样能充分利用预训练好的预训练神经网络模型;具体迁移方法可根据所采用的深度强化学习算法的模型结构确定,该结构中用于动作预测的结构可采用全部迁移,用于动作评价的结构采取部分迁移,通过迁移降低了深度强化学习算法在实体仿人机器人上进行训

练时所训练的次数和时间,从而降低对实体仿人机器人硬件的损坏可能性。通过使预训练神经网络模型与深度强化学习算法采用的模型之间采用一定程度的相似性,实现了能将预训练网络模型及参数迁移至深度强化学习算法,具体的,只需将预训练网络模型中的相关网络层参数加载到深度强化学习算法模型中的对应网络层即可。

[0062] 步骤4,深度强化学习算法训练:在仿人机器人实体上对深度强化学习算法进行训练,在训练好的深度强化学习算法的控制下,使仿人机器面部表情在有限步内实现与人脸面部表情相同或近乎相同的效果,从而达到仿人机器人面部表情的模仿生成。具体的,本步骤中,将人脸面部表情视为目标target,仿人机器人在某t时刻的面部表情视为状态 S_t ,在该状态下通过底层驱动模块作用到仿人机器人实体的动作为 a_t ,在电机的驱动下使执行该动作后的仿人机器人面部表情发生变化,变化后的面部表情为状态 S_{t+1} ,此时将根据人脸面部表情与仿人机器人面部表情之间的相似度给出相应的奖励 r_t ,接着将进一步根据奖励以及状态决定下一步要执行的电机动作。

[0063] 为了便于理解,下面结合具体实施例所述的方法进行说明。

[0064] 本实施例提供一种基于深度强化学习算法的仿人机器人面部表情模仿方法,包括以下步骤:

[0065] 步骤11,真实人脸数据集标签筛选:

[0066] 本步骤所用的真实人脸数据集,采用由中科院计算所在真实环境下所采集的人脸数据集FEAFA(参见http:www.iiplab.net/feafa/),该数据集由人脸面部图片以及每张面部图片中重定义的24个面部动作单元所对应的浮点强度值标签组成。根据仿人机器人刚性运行结构的特点,选取原FEAFA人脸数据集中的11个标签维度,并对选取的标签维度进行重定义和描述,这些重定义的面部动作单元均能在电机的作用下通过仿人机器人面部呈现出来。如表1所示为本实施例中所采取的重定义的面部动作单元及其相关描述。

[0067]

AU编号	新描述	原始描述
1	Left Eye Close	AU43,Eye Close
2	Right Eye Close	AU43,Eye Close
3	Left Lid Raise	AU5,Lid Raise
4	Right Lid Raise	AU5,Lid Raise
5	Left Brow Lower	AU4, Brow Lower
6	Right Brow Lower	AU4,Brow Lower
7	Jaw Drop	AU26, Jaw Drop
8	Left Lip Corner Pull	AU12, Lip Corner Pull
9	Right Lip Corner Pull	AU12, Lip Corner Pull
10	Left Lip Corner Stretch	AU20, Lip Corner Stretch
11	Right Lip Corner Stretch	AU20, Lip Corner Stretch

[0068] 可以知道,根据面部动作单元与仿人机器人头部刚性运动结构之间的联动关系筛选所需数据集标签维度,本发明实施例中示例使用了中科院计算所的FEAFA人脸数据集,其他类似的人脸数据集均可以用于本发明的方法中,使用其他类型的人脸数据集不应视为与本发明的主要区别。

[0069] 并且,本步骤11中,对人脸数据集筛选维度及对筛选结果重定义和描述,仅示例的

使用了筛选的11个标签维度及对重定义结果(表1所示)进行重定义和描述,还可以筛选其他数量的标签维度及对重定义结果,筛选的数据集标签维度及重定义结果不应视为与本发明的主要区别。

[0070] 步骤12,对预训练神经网络模型进行预训练:

[0071] 本步骤所采用的预训练神经网络模型如图3所示,该预训练神经网络模型是由卷积层构成的特征提取层和两层全连接层组成,其中特征提取层为在ImageNet大型数据集上预先训练的VGG-16神经网络模型中由卷积层组成的特征提取层,全连接层则由两层隐藏层(激活函数使用relu函数)和输出层(激活函数使用sigmoid函数)组成,本实施例中全连接层神经元个数分别为512和128,个数可根据实际需求自行定义。用于该预训练神经网络模型的训练数据集为筛选后的FEAFA真实人脸数据集:人脸面部图片及与仿人机器人刚性运动结构对应的11个面部动作单元所组成;经过裁剪后的人脸面部图片为预训练神经网络的输入,经过特征提取后的输出作为全连接层的输入,整个预训练神经网络的输出为指定人脸面部动作单元的浮点强度值向量(每个浮点强度值范围为0~1),该浮点强度值向量中的每维元素都将被线性地转换为刚性运动结构所对应的电机转动角度(如嘴巴张合浮点强度值为0.5,电机转动范围为0~40度,则对应到电机转动角度则为20度);

[0072] 可以知道,本步骤12中,利用筛选后的人脸数据集用于预训练神经网络模型,以此来提高神经网络模型训练的收敛速度,仅示例使用了VGG16预训练网络模型的特征提取层及自定义的全连接来构建全连接层,其他类型的预训练神经网络模型也可以使用,使用其他类型的预训练神经网络模型不应视为与本发明的主要区别。

[0073] 步骤13,预训练神经网络模型及参数的迁移:

[0074] 将步骤12预训练神经网络模型及参数迁移到深度强化学习算法,所述深度强化学习算法使用的是深度确定策略梯度算法 (DDPG, Deep Deterministic Policy Gradient), 图4所示的预训练神经网络模型及参数按如下方式进行迁移:深度确定策略梯度算法中的Actor模块采用与预训练神经网络模型完全相同的结构及参数,Critic模块由于是用于对特征状态下Actor模块输出的动作进行评估,故将预训练神经网络模型的特征提取层及两层全连接层迁移到Critic模块中,特征提取层输出结果进行平摊操作后将与面部动作单元浮点强度值向量进行融合,并进一步作为全连接层的输入,Critic模块(该Critic模块结构示意如图4所示)最终输出结果为对当前状态及动作所做出的评价。深度确定策略梯度算法中,所述Actor模块输入为仿人机器人的面部图片,输出为面部动作单元浮点强度值向量(即面部动作单元向量),该向量将被转换为对应的电机动作向量;所述Critic模块输入为仿人机器人的面部图片及在该面部状态下仿人机器人要执行的电机动作向量;

[0075] 仿人机器人根据执行电机动作向量后获得的奖励,使其自身面部表情与目标人脸面部表情之间的相似度不断接近到允许的范围内,从而达到对目标人脸面部表情模仿的目的,本实施例中利用谷歌FECNet网络来计算两者面部表情相似度。

[0076] 可以知道,本步骤13中示例了将预训练神经网络模型及参数按照一定要求迁移到深度强化学习算法结构中,也可以采用其他方法进行迁移,使用其他方法进行迁移操作不应视为与本发明的主要区别。

[0077] 另外,本步骤13中,示例中使用了谷歌FECNet网络进行仿人机器人面部表情与目标人脸面部表情相似度比较,也可以使用其他方法实现相似度比较,使用其他方法实现相

似度比较功能不应视为与本发明的主要区别。

[0078] 步骤14,深度强化学习算法训练:

[0079] 在所述仿人机器人实体上对所述深度强化学习算法进行训练,待所述深度强化学习算法训练好后用于所述仿人机器人面部表情模仿。

[0080] 本实施例中,实现该方法的架构如图5所示,所述预训练神经网络及深度强化学习算法训练均在一台操作系统为Ubuntu的上位机(该机内存为16G,CPU为Intel I7,显卡为RTX 2080Ti)上进行,采用的深度学习框架为Keras,其后端为TensorFlow,用于捕获人脸的为高清可自动对焦普通摄像头webcam,上位机将该算法输出的动作值通过Torobot公司生产的16路舵机驱动板进行实际控制。

[0081] 可以知道,本步骤14中示例使用了DDPG算法(深度确定策略梯度算法)作为深度强化学习算法,该DDPG算法用于解决连续动作空间上的深度强化学习问题,其首先利用了深度神经网络来逼近Q函数,其次它是一个确定性策略,对于任意状态,输出该状态对应的最佳动作,且该动作动确定的动作,而不是一个包含概率分布的动作集,最后是引入了策略梯度的方法进行动作选择,,其他类型可用于连续动作空间控制的深度强化学习算法也可以应用于本发明的方法,如NAF算法、A3C算法等,只要能满足仿人机器人面部表情控制的深度强化学习算法均可以使用,使用其他类型的深度强化学习算法不应视为与本发明的主要区别。

[0082] 本发明的模拟方法,用于人脸面部动作单元强度识别的预训练神经网络模型使得基于深度强化学习算法的仿人机器人面部表情模仿方法训练过程中,极大地减少在仿人机器人实体上的训练次数。此外,该方法可以实现仿人机器人面部表情与目标人脸面部表情在有限步内达到可观察的近似程度,从而解决由仿人机器人面部柔性材料强非线性特点所导致的不可建模和仿真。另外,由于对预训练神经网络模型进行训练时,其网络输出包含了未使用的面部动作单元,因此在现有结构的基础上如果增加自由度或者面对新的仿人机器人时,该方法可根据新结构与面部动作单元之间的关系进行泛化,从而将该方法泛化到以面部动作编码系统(FACS,Facial Action Coding System)作为刚性运行结构设计参考依据的仿人机器人面部表情模仿上。

[0083] 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是可以通过程序来指令相关的硬件来完成,所述的程序可存储于一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的实施例的流程。其中,所述的存储介质可为磁碟、光盘、只读存储记忆体(Read-Only Memory,ROM)或随机存储记忆体(Random Access Memory,RAM)等。

[0084] 以上所述,仅为本发明较佳的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明披露的技术范围内,可轻易想到的变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此,本发明的保护范围应该以权利要求书的保护范围为准。

1

获取待模仿的目标人脸面部图片,通过运行于仿人机器 人实体的深度强化学习算法对目标人脸面部图片进行面部动 作单元向量预测,得出对应的面部动作单元向量,并根据面 部动作单元向量得出对应的电机动作向量;

所述深度强化学习算法包含从预训练好的预训练神经网络模型迁移的模型及参数,所述预训练神经网络模型运行于仿人 机器人实体外部并预先训练好

2

将得出的所述电机动作向量作用于实体的仿人机器人,并捕 获所述仿人机器人的对应面部表情

将捕获的所述仿人机器人的对应面部表情作为初始状态,由运行于所述仿人机器人的深度强化学习算法根据该初始状态,控制所述仿人机器人的面部动作对所述目标人脸面部表情进行模仿,直至所述仿人机器人完成对目标人脸面部的表情模仿

3

图1

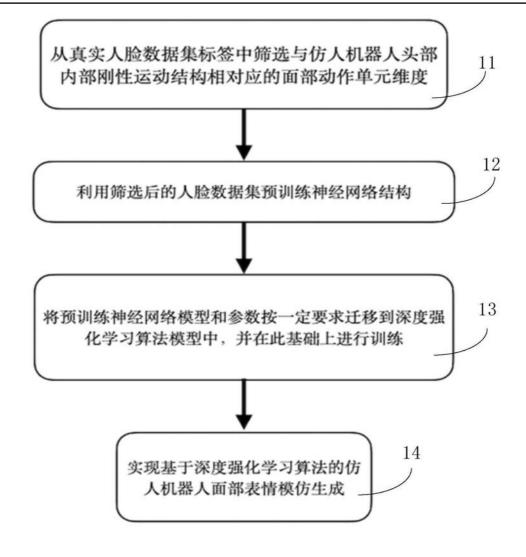


图2

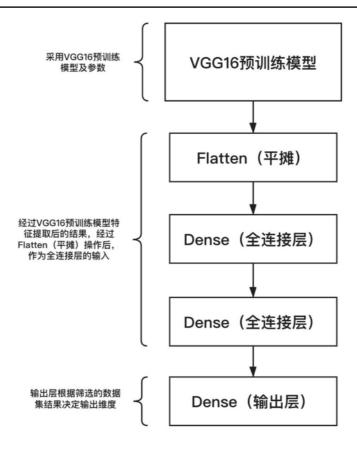


图3

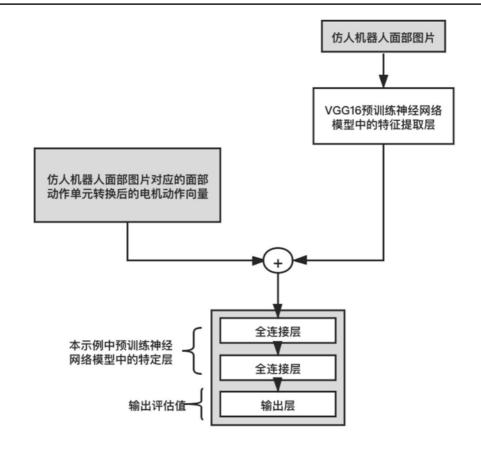


图4

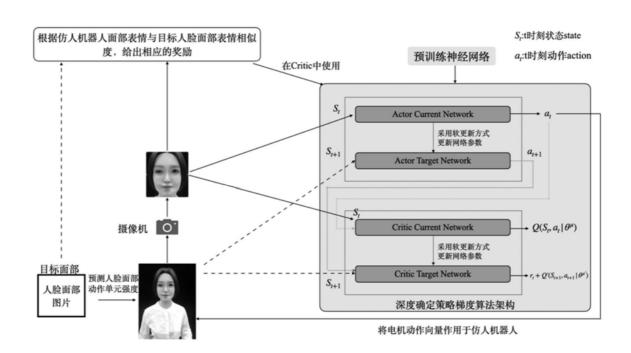


图5