



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109766954 B

(45) 授权公告日 2020.12.04

(21) 申请号 201910098735.5

G06N 3/08 (2006.01)

(22) 申请日 2019.01.31

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 108229591 A, 2018.06.29

申请公布号 CN 109766954 A

CN 106529485 A, 2017.03.22

(43) 申请公布日 2019.05.17

CN 109224442 A, 2019.01.18

(73) 专利权人 北京市商汤科技开发有限公司

CN 108545556 A, 2018.09.18

地址 100084 北京市海淀区中关村东路1号

CN 106097346 A, 2016.11.09

院3号楼7层710-712房间

US 2018314935 A1, 2018.11.01

(72) 发明人 韩世欣 郭宇 秦红伟 赵钰

Jingya Wang 等. Transferable joint attribute-identity deep learning for unsupervised person re-identification. 《arXiv》. 2018,

(74) 专利代理机构 北京林达刘知识产权代理事务所(普通合伙) 11277

审查员 郭妍妍

代理人 刘新宇

(51) Int. Cl.

G06K 9/62 (2006.01)

G06N 3/04 (2006.01)

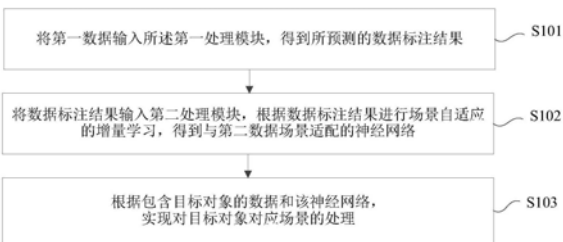
权利要求书4页 说明书15页 附图5页

(54) 发明名称

一种目标对象处理方法、装置、电子设备及存储介质

(57) 摘要

本公开涉及一种目标对象处理方法、装置、电子设备及存储介质,其中,所述方法包括:将第一数据输入所述第一处理模块,得到所预测的数据标注结果;将所述数据标注结果输入所述第二处理模块,根据所述数据标注结果进行场景自适应的增量学习,得到与所述第二数据场景适配的神经网络;根据包含目标对象的数据和所述神经网络,实现对所述目标对象对应场景的处理。采用本公开,既满足应用场景的处理需求,又能降低成本。



1. 一种目标对象处理方法,其特征在于,所述方法应用于边缘设备侧,将用于第一数据标注的第一处理模块和用于第二数据场景适配的第二处理模块部署于所述边缘设备侧;

所述方法包括:

将所述第一数据输入所述第一处理模块,得到所预测的数据标注结果;

将所述数据标注结果输入所述第二处理模块,根据所述数据标注结果进行场景自适应的增量学习,得到与所述第二数据场景适配的神经网络;

根据包含目标对象的数据和所述神经网络,实现对所述目标对象对应场景的处理;

监测到场景由第一场景变换到第二场景,触发对第二处理模块中的参数进行参数重置。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

所述场景为当前的第一场景,根据所述数据标注结果进行第一场景自适应的增量学习,得到与所述第一场景适配的神经网络;

在所述触发对所述第二处理模块中的参数进行参数重置之后,还包括:

根据所述数据标注结果进行所述第二场景自适应的增量学习,得到与所述第二场景适配的神经网络。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,得到所述神经网络之前,所述方法还包括:

在所述第二处理模块中参数更新的情况下,根据约束条件对所述参数更新进行更新制约。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将第一数据输入所述第一处理模块,得到所预测的数据标注结果,包括:

根据所述第一处理模块对场景数据的预测,得到预测规则;

根据所述预测规则对所述第一数据进行标注,得到所预测的数据标注结果。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所预测的数据标注结果,来源于构成所述第一处理模块的数据样本训练网络输出层的第一输出;和/或,

所预测的数据标注结果,来源于构成所述第一处理模块的数据样本训练网络输出层的第一输出和中间层的第二输出。

6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:将所述第一数据输入所述第一处理模块之前,根据采样参数对所述第一数据进行选取,得到待处理的第一数据;

得到所述神经网络之前,所述方法还包括:

针对所述待处理的第一数据,在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较大的情况下,针对所述待处理的第一数据中预测结果差别大的一帧或多帧第一数据在所述边缘设备侧进行所述场景自适应的增量学习。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,针对所述待处理的第一数据中预测结果差别大的一帧或多帧第一数据在所述边缘设备侧进行所述场景自适应的增量学习,包括:

将所述第一处理模块针对所述一帧或多帧第一数据得到的一个或多个数据标注结果输出给所述第二处理模块;

根据一个或多个数据标注结果对所述第二处理模块进行训练并更新第二处理模块中的参数;

以预先配置的策略增加所述采样参数的数值。

8. 根据权利要求1所述的方法, 其特征在于, 所述方法还包括: 将所述第一数据输入所述第一处理模块之前, 根据采样参数对所述第一数据进行选取, 得到待处理的第一数据; 得到所述神经网络之前, 所述方法还包括:

针对所述待处理的第一数据, 在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较小的情况下, 以预先配置的策略减少所述采样参数的数值。

9. 根据权利要求1所述的方法, 其特征在于, 所述方法还包括: 将所述第一数据输入所述第一处理模块之前, 将所述第一数据中的部分数据作为在线测试集; 得到所述神经网络之前, 所述方法还包括:

针对所述在线测试集中的第一数据, 在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较大的情况下, 将所述第二处理模块中的参数重置。

10. 根据权利要求1至9中任一项所述的方法, 其特征在于, 所述方法还包括: 得到所述神经网络之后,

监测多个区域的边缘设备, 获得处于空闲状态的第一边缘设备;

根据第一边缘设备对应的边缘设备处理能力, 对所述第二处理模块执行第二数据场景适配的自适应增量训练。

11. 根据权利要求1至9中任一项所述的方法, 其特征在于, 所述方法还包括: 得到所述神经网络之后,

监测多个区域的边缘设备, 获得多个边缘设备处理能力;

根据所述多个边缘设备分别对应的自身处理能力和当前资源耗费, 从所述多个边缘设备中选定处理能力高的第二边缘设备;

根据第二边缘设备对应的边缘设备处理能力, 对所述第二处理模块执行第二数据场景适配的自适应增量训练。

12. 一种目标对象处理装置, 其特征在于, 所述装置部署于边缘设备侧, 所述装置包括第一处理模块、第二处理模块、以及第三处理模块; 其中,

所述第一处理模块, 用于根据输入的第一数据, 得到所预测的数据标注结果;

所述第二处理模块, 用于根据输入的数据标注结果进行场景自适应的增量学习, 得到与第二数据场景适配的神经网络;

所述第三处理模块, 用于根据包含目标对象的数据和所述神经网络, 实现对所述目标对象对应场景的处理;

所述装置还包括: 重置触发模块, 用于监测到场景由第一场景变换到第二场景, 触发对第二处理模块中的参数进行参数重置。

13. 根据权利要求12所述的装置, 其特征在于, 所述装置还包括:

所述第二处理模块, 用于所述场景为当前的第一场景, 根据所述数据标注结果进行第一场景自适应的增量学习, 得到与所述第一场景适配的神经网络; 在触发对所述第二处理模块中的参数进行参数重置之后, 进一步用于根据所述数据标注结果进行所述第二场景自适应的增量学习, 得到与所述第二场景适配的神经网络。

14. 根据权利要求12所述的装置, 其特征在于, 所述装置还包括: 参数更新模块, 用于: 在参数更新的情况下, 根据约束条件对所述参数更新进行更新制约。

15. 根据权利要求12所述的装置, 其特征在于, 所述第一处理模块, 进一步用于:

根据对场景数据的预测,得到预测规则;

根据所述预测规则对所述第一数据进行标注,得到所预测的数据标注结果。

16. 根据权利要求12所述的装置,其特征在于,所预测的数据标注结果,来源于构成所述第一处理模块的数据样本训练网络输出层的第一输出;和/或,

所预测的数据标注结果,来源于构成所述第一处理模块的数据样本训练网络输出层的第一输出和中间层的第二输出。

17. 根据权利要求12所述的装置,其特征在于,所述装置还包括:

第四处理模块,用于将所述第一数据输入所述第一处理模块之前,根据采样参数对所述第一数据进行选取,得到待处理的第一数据;

所述装置还包括:第五处理模块,用于:

针对所述待处理的第一数据,在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较大的情况下,针对所述待处理的第一数据中预测结果差别大的一帧或多帧第一数据在所述边缘设备侧进行所述场景自适应的增量学习。

18. 根据权利要求17所述的装置,其特征在于,所述第五处理模块,进一步用于:

将所述第一处理模块针对所述一帧或多帧第一数据得到的一个或多个数据标注结果输出给所述第二处理模块;

根据一个或多个数据标注结果对所述第二处理模块进行训练并更新第二处理模块中的参数;

以预先配置的策略增加所述采样参数的数值。

19. 根据权利要求12所述的装置,其特征在于,所述装置还包括:

第六处理模块,用于将所述第一数据输入所述第一处理模块之前,根据采样参数对所述第一数据进行选取,得到待处理的第一数据;

所述装置还包括:第七处理模块,用于:

针对所述待处理的第一数据,在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较小的情况下,以预先配置的策略减少所述采样参数的数值。

20. 根据权利要求12所述的装置,其特征在于,所述装置还包括:

第八处理模块,用于将所述第一数据输入所述第一处理模块之前,将所述第一数据中的部分数据作为在线测试集;

所述装置还包括:第九处理模块,用于:

针对所述在线测试集中的第一数据,在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较大的情况下,将所述第二处理模块中的参数重置。

21. 根据权利要求12至20中任一项所述的装置,其特征在于,所述装置还包括:

第一设备监测模块,用于得到所述神经网络之后,监测多个区域的边缘设备,获得处于空闲状态的第一边缘设备;

第一训练处理模块,用于根据第一边缘设备对应的边缘设备处理能力,对所述第二处理模块执行第二数据场景适配的自适应增量训练。

22. 根据权利要求12至20中任一项所述的装置,其特征在于,所述装置还包括:

第二设备监测模块,用于得到所述神经网络之后,监测多个区域的边缘设备,获得多个边缘设备处理能力;

设备选定处理模块,用于根据所述多个边缘设备分别对应的自身处理能力和当前资源耗费,从所述多个边缘设备中选定处理能力高的第二边缘设备;

第二训练处理模块,用于根据第二边缘设备对应的边缘设备处理能力,对所述第二处理模块执行第二数据场景适配的自适应增量训练。

23. 一种电子设备,其特征在于,包括:

处理器;

用于存储处理器可执行指令的存储器;

其中,所述处理器被配置为:执行权利要求1至11中任意一项所述的方法。

24. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序指令,其特征在于,所述计算机程序指令被处理器执行时实现权利要求1至11中任意一项所述的方法。

一种目标对象处理方法、装置、电子设备及存储介质

技术领域

[0001] 本公开涉及计算机视觉技术领域,尤其涉及一种目标对象处理方法及装置、电子设备及存储介质。

背景技术

[0002] 相关技术中,是在云端进行模型训练,可得到的训练数据与实际应用场景的数据存在差异性,且不同的应用场景的检测需求是不一样的,导致在云端进行模型所得到的该训练数据并不适用所有的应用场景。

[0003] 而针对每个应用场景采集数据并进行训练,是不可实施或成本过高的,如何既满足应用场景的处理需求,又能降低成本,是要解决的技术问题。

发明内容

[0004] 本公开提出了一种目标对象处理技术方案。

[0005] 根据本公开的第一方面,提供了一种目标对象处理方法,所述方法应用于边缘设备侧,将用于第一数据标注的第一处理模块和用于第二数据场景适配的第二处理模块部署于所述边缘设备侧;

[0006] 所述方法包括:

[0007] 将所述第一数据输入所述第一处理模块,得到所预测的数据标注结果;

[0008] 将所述数据标注结果输入所述第二处理模块,根据所述数据标注结果进行场景自适应的增量学习,得到与所述第二数据场景适配的神经网络;

[0009] 根据包含目标对象的数据和所述神经网络,实现对所述目标对象对应场景的处理。

[0010] 在可能的实现方式中,所述方法还包括:

[0011] 所述场景为当前的第一场景,根据所述数据标注结果进行第一场景自适应的增量学习,得到与所述第一场景适配的神经网络之后,监测到场景由所述第一场景变换到第二场景;

[0012] 触发对所述第二处理模块中的参数进行参数重置;

[0013] 根据所述数据标注结果进行所述第二场景自适应的增量学习,得到与所述第二场景适配的神经网络。

[0014] 在可能的实现方式中,得到所述神经网络之前,所述方法还包括:

[0015] 在所述第二处理模块中参数更新的情况下,根据约束条件对所述参数更新进行更新制约。

[0016] 在可能的实现方式中,所述将第一数据输入所述第一处理模块,得到所预测的数据标注结果,包括:

[0017] 根据所述第一处理模块对所述场景数据的预测,得到预测规则;

[0018] 根据所述预测规则对所述第一数据进行标注,得到所预测的数据标注结果。

[0019] 在可能的实现方式中,所预测的数据标注结果,来源于构成所述第一处理模块的数据样本训练网络输出层的第一输出;和/或,

[0020] 所预测的数据标注结果,来源于构成所述第一处理模块的数据样本训练网络输出层的第一输出和中间层的第二输出。

[0021] 在可能的实现方式中,所述方法还包括:将所述第一数据输入所述第一处理模块之前,根据采样参数对所述第一数据进行选取,得到待处理的第一数据;

[0022] 得到所述神经网络之前,所述方法还包括:

[0023] 针对所述待处理的第一数据,在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较大的情况下,针对所述待处理的第一数据中预测结果差别大的一帧或多帧第一数据在所述边缘设备侧进行所述场景自适应的增量学习。

[0024] 在可能的实现方式中,针对所述待处理的第一数据中预测结果差别大的一帧或多帧第一数据在所述边缘设备侧进行所述场景自适应的增量学习,包括:

[0025] 将所述第一处理模块针对所述一帧或多帧第一数据得到的一个或多个数据标注结果输出给所述第二处理模块;

[0026] 根据一个或多个数据标注结果对所述第二处理模块进行训练并更新第二处理模块中的参数;

[0027] 以预先配置的策略增加所述采样参数的数值。

[0028] 在可能的实现方式中,所述方法还包括:将所述第一数据输入所述第一处理模块之前,根据采样参数对所述第一数据进行选取,得到待处理的第一数据;

[0029] 得到所述神经网络之前,所述方法还包括:

[0030] 针对所述待处理的第一数据,在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较小的情况下,以预先配置的策略减少所述采样参数的数值。

[0031] 在可能的实现方式中,所述方法还包括:将所述第一数据输入所述第一处理模块之前,将所述第一数据中的部分数据作为在线测试集;

[0032] 得到所述神经网络之前,所述方法还包括:

[0033] 针对所述在线测试集中的第一数据,在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较大的情况下,将所述第二处理模块中的参数重置。

[0034] 在可能的实现方式中,所述方法还包括:得到所述神经网络之后,

[0035] 监测多个区域的边缘设备,获得处于空闲状态的第一边缘设备;

[0036] 根据第一边缘设备对应的边缘设备处理能力,对所述第二处理模块执行第二数据场景适配的自适应增量训练。

[0037] 在可能的实现方式中,所述方法还包括:得到所述神经网络之后,

[0038] 监测多个区域的边缘设备,获得多个边缘设备处理能力;

[0039] 根据所述多个边缘设备分别对应的自身处理能力和当前资源耗费,从所述多个边缘设备中选定处理能力高的第二边缘设备;

[0040] 根据第二边缘设备对应的边缘设备处理能力,对所述第二处理模块执行第二数据场景适配的自适应增量训练。

[0041] 根据本公开的第二方面,提供了一种目标对象处理装置,所述装置部署于边缘设备侧,所述装置包括第一处理模块、第二处理模块、以及第三处理模块;其中,

- [0042] 所述第一处理模块,用于根据输入的第一数据,得到所预测的数据标注结果;
- [0043] 所述第二处理模块,用于根据输入的数据标注结果进行场景自适应的增量学习,得到与所述第二数据场景适配的神经网络;
- [0044] 所述第三处理模块,用于根据包含目标对象的数据和所述神经网络,实现对所述目标对象对应场景的处理。
- [0045] 在可能的实现方式中,所述装置还包括:
- [0046] 监测模块,用于所述场景为当前的第一场景,根据所述数据标注结果进行第一场景自适应的增量学习,得到与所述第一场景适配的神经网络之后,监测到场景由所述第一场景变换到第二场景;
- [0047] 重置触发模块,用于触发对所述第二处理模块中的参数进行参数重置;
- [0048] 所述第二处理模块,进一步用于根据所述数据标注结果进行所述第二场景自适应的增量学习,得到与所述第二场景适配的神经网络。
- [0049] 在可能的实现方式中,所述装置还包括:参数更新模块,用于:
- [0050] 在参数更新的情况下,根据约束条件对所述参数更新进行更新制约。
- [0051] 在可能的实现方式中,所述第一处理模块,进一步用于:
- [0052] 根据对场景数据的预测,得到预测规则;
- [0053] 根据所述预测规则对所述第一数据进行标注,得到所预测的数据标注结果。
- [0054] 在可能的实现方式中,所预测的数据标注结果,来源于构成所述第一处理模块的数据样本训练网络输出层的第一输出;和/或,
- [0055] 所预测的数据标注结果,来源于构成所述第一处理模块的数据样本训练网络输出层的第一输出和中间层的第二输出。
- [0056] 在可能的实现方式中,所述装置还包括:
- [0057] 第四处理模块,用于将所述第一数据输入所述第一处理模块之前,根据采样参数对所述第一数据进行选取,得到待处理的第一数据;
- [0058] 所述装置还包括:第五处理模块,用于:
- [0059] 针对所述待处理的第一数据,在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较大的情况下,针对所述待处理的第一数据中预测结果差别大的一帧或多帧第一数据在所述边缘设备侧进行所述场景自适应的增量学习。
- [0060] 在可能的实现方式中,所述第五处理模块,进一步用于:
- [0061] 将所述第一处理模块针对所述一帧或多帧第一数据得到的一个或多个数据标注结果输出给所述第二处理模块;
- [0062] 根据一个或多个数据标注结果对所述第二处理模块进行训练并更新第二处理模块中的参数;
- [0063] 以预先配置的策略增加所述采样参数的数值。
- [0064] 在可能的实现方式中,所述装置还包括:
- [0065] 第六处理模块,用于将所述第一数据输入所述第一处理模块之前,根据采样参数对所述第一数据进行选取,得到待处理的第一数据;
- [0066] 所述装置还包括:第七处理模块,用于:
- [0067] 针对所述待处理的第一数据,在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出

的预测结果差异较小的情况下,以预先配置的策略减少所述采样参数的数值。

[0068] 在可能的实现方式中,所述装置还包括:

[0069] 第八处理模块,用于将所述第一数据输入所述第一处理模块之前,将所述第一数据中的部分数据作为在线测试集;

[0070] 所述装置还包括:第九处理模块,用于:

[0071] 针对所述在线测试集中的第一数据,在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较大的情况下,将所述第二处理模块中的参数重置。

[0072] 在可能的实现方式中,所述装置还包括:

[0073] 第一设备监测模块,用于得到所述神经网络之后,监测多个区域的边缘设备,获得处于空闲状态的第一边缘设备;

[0074] 第一训练处理模块,用于根据第一边缘设备对应的边缘设备处理能力,对所述第二处理模块执行第二数据场景适配的自适应增量训练。

[0075] 在可能的实现方式中,所述装置还包括:

[0076] 第二设备监测模块,用于得到所述神经网络之后,监测多个区域的边缘设备,获得多个边缘设备处理能力;

[0077] 设备选定处理模块,用于根据所述多个边缘设备分别对应的自身处理能力和当前资源耗费,从所述多个边缘设备中选定处理能力高的第二边缘设备;

[0078] 第二训练处理模块,用于根据第二边缘设备对应的边缘设备处理能力,对所述第二处理模块执行第二数据场景适配的自适应增量训练。

[0079] 根据本公开的第三方面,提供了一种电子设备,包括:

[0080] 处理器;

[0081] 用于存储处理器可执行指令的存储器;

[0082] 其中,所述处理器被配置为:执行上述任意一项所述的方法。

[0083] 根据本公开的第四方面,提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序指令,其特征在于,所述计算机程序指令被处理器执行时实现上述任意一项所述的方法。

[0084] 在本公开中,通过将用于第一数据标注的第一处理模块和用于第二数据场景适配的第二处理模块部署于边缘设备侧,将所述第一数据输入所述第一处理模块,得到所预测的数据标注结果。将所述数据标注结果输入所述第二处理模块,根据所述数据标注结果进行场景自适应的增量学习,得到与第二数据场景适配的神经网络,根据包含目标对象的数据和所述神经网络,实现对目标对象对应场景的处理。采用本公开的场景自适应的增量学习得到与第二数据场景适配的神经网络后,可以根据包含目标对象的数据和所述神经网络实现对目标对象对应场景的处理(比如目标对象为人脸或人体时,实现对人体或人脸的图像检测处理),得到的训练数据与实际应用场景的数据存在差异性并不大,可以既满足应用场景的处理需求,又能降低成本。

[0085] 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。

[0086] 根据下面参考附图对示例性实施例的详细说明,本公开的其它特征及方面将变得清楚。

附图说明

[0087] 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。

[0088] 图1示出根据本公开实施例的目标对象处理方法的流程图。

[0089] 图2示出根据本公开实施例的目标对象处理方法的流程图。

[0090] 图3示出根据本公开实施例的目标对象处理方法的流程图。

[0091] 图4示出根据本公开实施例的目标对象处理方法的流程图。

[0092] 图5示出根据本公开实施例的目标对象处理装置的框图。

[0093] 图6示出根据本公开实施例的目标对象处理装置的框图。

[0094] 图7示出根据本公开实施例的电子设备的框图。

[0095] 图8示出根据本公开实施例的电子设备的框图。

具体实施方式

[0096] 以下将参考附图详细说明本公开的各种示例性实施例、特征和方面。附图中相同的附图标记表示功能相同或相似的元件。尽管在附图中示出了实施例的各种方面,但是除非特别指出,不必按比例绘制附图。

[0097] 在这里专用的词“示例性”意为“用作例子、实施例或说明性”。这里作为“示例性”所说明的任何实施例不必解释为优于或好于其它实施例。

[0098] 本文中术语“和/或”,仅仅是一种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:单独存在A,同时存在A和B,单独存在B这三种情况。另外,本文中术语“至少一种”表示多种中的任意一种或多种中的至少两种的任意组合,例如,包括A、B、C中的至少一种,可以表示包括从A、B和C构成的集合中选择的任意一个或多个元素。

[0099] 另外,为了更好地说明本公开,在下文的具体实施方式中给出了众多的具体细节。本领域技术人员应当理解,没有某些具体细节,本公开同样可以实施。在一些实例中,对于本领域技术人员熟知的方法、手段、元件和电路未作详细描述,以便于凸显本公开的主旨。

[0100] 相关技术中,增量学习是指在新数据的不断加入和训练过程中,模型在新数据上达到更好的效果的一种模型训练方案。增量学习方法通常均是在两种(或多种)不同的数据集上进行训练。以两种数据集为例,首先在数据集A上进行训练,之后再使用数据集B进行训练,关注点是在数据集B上取得较好预测效果的同时,在数据集A上保持基本不变的预测效果。

[0101] 在数据集B训练的过程中,通过预估模型的参数在数据集A上的重要程度,控制该部分参数在数据集B中训练时的梯度权重。在实际情况下更希望的是模型在数据集B(边缘设备侧的应用场景)上表现得更好,而并不十分关心在数据A(云端在线测试集)中的表现。

[0102] 数据驱动的机器学习通常在处理和训练数据情况相近的输入时表现良好,但是当输入和训练数据情况相去甚远时,由于其特征和一般的特征在空间关系上变化严重,所以一般的模型可能会表现不佳。而针对每个应用场景采集数据并进行训练是不可实施或成本过高的,而采用本公开如下各个实施例,实现了场景自适应的增量学习,采用该场景自适应的增量学习方法,在边缘设备中内置的在线模型(如S模型),除此之外,还设计了一个精度较高但速度不满足实用性的离线模型(T模型)。在边缘设备部署到应用场景之后,将T模型

对应用场景数据的预测作为标注,在边缘设备上对S模型进行增量训练,从而使S模型适应于该应用场景,从而获得更优秀的处理性能。还可以设计了不同的学习策略,使S模型能够在尽可能少的迭代次数下,获得最大的性能提升。在场景变换的场合下,通过将S模型重置,保证模型初始的性能,之后再在新的应用场景下训练和提升模型的处理性能。

[0103] 图1示出根据本公开实施例的目标对象处理方法的流程图,该目标对象处理方法应用于目标对象处理装置,例如,目标对象处理装置可以由终端设备或服务器或其它处理设备执行,其中,终端设备可以为用户设备(UE, User Equipment)、移动设备、蜂窝电话、无绳电话、个人数字处理(PDA, Personal Digital Assistant)、手持设备、计算设备、车载设备、可穿戴设备等。在一些可能的实现方式中,该目标对象处理可以通过处理器调用存储器中存储的计算机可读指令的方式来实现。将用于第一数据标注的第一处理模块和用于第二数据场景适配的第二处理模块部署于边缘设备侧,如图1所示,该流程包括:

[0104] 步骤S101、将第一数据输入所述第一处理模块,得到所预测的数据标注结果。

[0105] 步骤S102、将数据标注结果输入第二处理模块,根据数据标注结果进行场景自适应的增量学习,得到与第二数据场景适配的神经网络。

[0106] 步骤S103、根据包含目标对象的数据和该神经网络,实现对目标对象对应场景的处理。

[0107] 本公开中,第一处理模块和第二处理模块可以基于运算模型得到。比如,第一处理模块可为T模型,第二处理模块可以为S模型。第一数据是采集目标对象得到的原始数据,比如在图像检测的应用场景中,第一数据可以包括人体图像数据和人脸图像数据,也可以只包括人体图像数据和人脸图像数据中的任意一种图像数据。其中,T模型可以为离线模型,S模型可以为在线模型。第二数据是场景数据,用于场景适配。

[0108] 本公开适用的应用场景包括:目标检测、目标识别、示例分割、超分辨率、强化学习等场景。以监控场景下的目标检测为例,现在的智能摄像机均在边缘设备上进行人脸、人体检测。由于算力有限,不能使用较大的模型。不同的区域的监控场景有很大的区别,设备上的通用模型无法实现在各种场景下均有很好的性能。但是,当用于目标对象采集的采集设备(如摄像机)位置固定之后,其场景就固化下来(背景相对单一)。对于目标识别、示例分割、超分辨率、强化学习等场景中,具体实现方式虽然有所区别,可存在的问题都是场景适配的难度,即:一方面,为每个场景训练一个模型的成本过高;另一方面当采集设备(如摄像机)位置固定之后,对目标对象的处理任务(如目标检测)就更得更为简单了,使用本公开的上述图1的处理流程,可以使用边缘设备空闲时间下的算力,将模型针对特定场景下进行增量训练,从而有效的提升特定场景下的任务处理能力(如目标检测的检出率)。

[0109] 可选实现方式中,目标检测场景中,第一数据包括人体图像数据或人脸图像数据。将人体图像数据或人脸图像数据标注的T模型和用于第二数据场景适配的S模型部署于边缘设备(如边缘节点)侧,将人体图像数据或人脸图像数据输入T模型,得到所预测的数据标注结果。将数据标注结果输入S模型,根据数据标注结果进行场景自适应的增量学习,得到与第二数据场景适配的神经网络,如针对目标检测的场景中,可以根据包含目标对象的数据和所述神经网络实现对人体图像或人脸图像的检测。

[0110] 由于本公开不依赖数据的人工标注,使得在线增量学习称为可能。支持T模型和S模型在边缘设备侧和云端上的在线迭代,支持产品在交付之后适应各个不同的应用场景,

获得性能提升的同时,以支持T模型和S模型在边缘设备侧迭代为例,由于无需联网,不易泄露信息,因此,可以保护用户隐私。若产品用于安防、手机、自动驾驶等应用场景中,可以通过在线增量学习实现模型的个性化自适应更新、模型的再训练。

[0111] 一示例中,对于监控场景下的目标检测而言,现在的智能摄像机均在边缘设备上进行人脸、人体检测。由于边缘设备的处理能力(计算能力)有限,不能使用较大的模型。且不同区域的监控场景有很大的区别,边缘设备上的通用模型无法实现在各种监控场景下均有很好的性能。且当边缘设备固定之后,其场景就固化下来,相对单一。有鉴于此,考虑到T模型精度较S模型更高,但是由于样本数据比较多,是个大模型,处理速度相对慢,S模型虽然精度不够高,可是处理速度够快,因此,将T模型和S模型结合使用来进行样本数据的训练学习,可以达到预期的处理需求。将T模型和S模型部署于边缘设备侧,无需边缘设备侧与云端联网也可以独立完成对图像数据的检测处理。由于可以在边缘设备端上独立完成整个过程,无需联网,因此,做到了对用户隐私数据的保护。通过T模型对应用场景数据的预测来标注数据,消除了对人工标注数据的依赖,将数据标注结果用于S模型的数据训练,如边缘设备侧的端上增量训练,实现了场景自适应的增量学习,达到让S模型适应应用场景,提升模型性能的目的。得到与第二数据场景适配的神经网络,如针对目标检测的应用场景中,可以根据包含目标对象的数据和所述神经网络实现对图像数据的检测,得到的训练数据与实际应用场景的数据存在差异性并不大,可以既满足应用场景的检测需求,又能降低成本。无需针对每个应用场景采集数据并进行训练,适用所有的应用场景。

[0112] 图2示出根据本公开实施例的目标对象处理方法的流程图,该目标对象处理方法应用于目标对象处理装置,例如,目标对象处理装置可以由终端设备或服务器或其它处理设备执行,其中,终端设备可以为用户设备(UE, User Equipment)、移动设备、终端、蜂窝电话、无绳电话、个人数字处理(PDA, Personal Digital Assistant)、手持设备、计算设备、车载设备、可穿戴设备等。在一些可能的实现方式中,该目标对象处理可以通过处理器调用存储器中存储的计算机可读指令的方式来实现。将用于第一数据标注的第一处理模块和用于第二数据场景适配的第二处理模块部署于所述边缘设备侧,如图2所示,该流程包括:

[0113] 步骤S201、将所述第一数据输入所述第一处理模块,得到所预测的数据标注结果。

[0114] 步骤S202、所述场景为当前的第一场景,根据所述数据标注结果进行第一场景自适应的增量学习,得到与第一场景适配的神经网络,根据包含目标对象的数据和该神经网络,实现对目标对象对应第一场景的处理。

[0115] 步骤S203、监测到场景由第一场景变换到第二场景,触发对第二处理模块中的参数进行参数重置。

[0116] 步骤S204、根据数据标注结果进行第二场景自适应的增量学习,得到与第二场景适配的神经网络,根据包含目标对象的数据和该神经网络,实现对目标对象对应第二场景的处理。

[0117] 本公开中,第一处理模块和第二处理模块可以基于运算模型得到。比如,第一处理模块可为T模型,第二处理模块可以为S模型。第一数据在目标检测场景中可以包括人体图像数据和人脸图像数据,也可以只包括人体图像数据和人脸图像数据中的任意一种图像数据。其中,T模型可以为离线模型,S模型可以为在线模型。T模型和S模型可以是两个不同规模的网络模型。T模型可以使用较大的网络结构,使其具有很强的预测能力,而S模型作为应

用场景的产品中使用的实际模型。对于新数据的流入,预先使用T模型进行预测,将得到的预测结果作为标注,用于小模型的训练学习。在场景变换的场合下,通过将S模型重置,保证模型初始的性能,之后再在新的应用场景下训练和提升模型的处理性能。

[0118] 对S模型加以约束,也可以保证S模型初始的性能,之后再在新的应用场景下训练和提升模型的处理性能。可选的实现方式中,在所述第二处理模块中参数更新的情况下,根据约束条件对所述参数更新进行更新制约。如,可以通过权重矩阵来实现,目的是使得第二处理模块(S模型)在变化过程中保留一些初始状态(刚刚部署时)的情况,从而保留参数固化的特征,有助于避免过度关注当前场景而导致过拟合等问题。

[0119] 可选的实现方式中,所述将第一数据输入所述第一处理模块,得到所预测的数据标注结果,包括:根据所述第一处理模块对所述场景数据的预测,得到预测规则;根据所述预测规则对所述第一数据进行标注,得到所预测的数据标注结果。

[0120] 可选的实现方式中,对于通过第一处理模块得到的所预测的数据标注结果,有如下至少两种来源。第一处理模块可以理解为标注源。

[0121] 一:将第一处理模块的输出结果作为第二处理模块输入的情况下,所预测的数据标注结果来源于构成所述第一处理模块的数据样本训练网络输出层的第一输出。

[0122] 二:将第一处理模块的输出结果和中间层的输出结果作为第二处理模块输入的情况下,所预测的数据标注结果,来源于构成所述第一处理模块的数据样本训练网络输出层的第一输出和中间层的第二输出。

[0123] 图3示出根据本公开实施例的目标对象处理方法的流程图,该目标对象处理方法应用于目标对象处理装置,例如,目标对象处理装置可以由终端设备或服务器或其它处理设备执行,其中,终端设备可以为用户设备(UE, User Equipment)、移动设备、蜂窝电话、无绳电话、个人数字处理(PDA, Personal Digital Assistant)、手持设备、计算设备、车载设备、可穿戴设备等。在一些可能的实现方式中,该目标对象处理可以通过处理器调用存储器中存储的计算机可读指令的方式来实现。如图3所示,该流程包括:

[0124] 步骤S301、将第一数据输入第一处理模块之前,根据采样参数(如采样频率)对所述第一数据进行选取,得到待处理的第一数据。

[0125] 步骤S302、针对所述待处理的第一数据,在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较大的情况下,获得所述待处理的第一数据中预测结果差别大的一帧或多帧第一数据。

[0126] 步骤S303、将所述第一处理模块针对所述一帧或多帧第一数据得到的一个或多个数据标注结果输出给所述第二处理模块。

[0127] 步骤S304、根据一个或多个数据标注结果对所述第二处理模块进行训练并更新第二处理模块中的参数,以预先配置的策略增加所述采样参数的数值。

[0128] 通过上述步骤S301-S304,在所述边缘设备侧进行所述场景自适应的增量学习,以得到所述与第二数据场景适配的神经网络,这只是一种可选实现方式。

[0129] 另一种可选实现方式中,是根据采样参数(如采样频率)对所述第一数据进行选取,得到待处理的第一数据。针对待处理的第一数据,在第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较小的情况下,以预先配置的策略减少采样参数的数值。

[0130] 再一种可选实现方式中,所述方法还包括:将第一数据输入第一处理模块之前,将

第一数据中的部分数据作为在线测试集,针对在线测试集中的第一数据,在第一处理模块和第二处理模块分别输出的预测结果差异较大的情况下,将第二处理模块中的参数重置。

[0131] 可选实现方式的其一,所述方法还包括:进行场景自适应的增量学习得到神经网络之后,在利用该神经网络对某一应用场景进行处理的情况下,可以监测多个区域的边缘设备,获得处于空闲状态的第一边缘设备,根据第一边缘设备对应的边缘设备处理能力,对所述第二处理模块执行第二数据场景适配的自适应增量训练。

[0132] 可选实现方式的其二,所述方法还包括:进行场景自适应的增量学习得到神经网络之后,在利用该神经网络对某一应用场景进行处理的情况下,可以监测多个区域的边缘设备,获得多个边缘设备处理能力,根据所述多个边缘设备分别对应的自身处理能力和当前资源耗费,从所述多个边缘设备中选定处理能力高的第二边缘设备。根据第二边缘设备对应的边缘设备处理能力,对所述第二处理模块执行第二数据场景适配的自适应增量训练。

[0133] 采用上述两个可选实现方式,可以将模型针对特定场景下进行增量训练,从而有效的提升特定场景下的目标对象检测的检出率,边缘设备处理能力越强,也能提高自适应增量训练的处理速度和处理效率。

[0134] 图4示出根据本公开实施例的目标对象处理方法的流程图,该目标对象处理方法应用于目标对象处理装置,例如,目标对象处理装置可以由终端设备或服务器或其它处理设备执行,其中,终端设备可以为用户设备(UE, User Equipment)、移动设备、蜂窝电话、无绳电话、个人数字处理(PDA, Personal Digital Assistant)、手持设备、计算设备、车载设备、可穿戴设备等。在一些可能的实现方式中,该目标对象处理可以通过处理器调用存储器中存储的计算机可读指令的方式来实现。如图4所示,该流程包括:

[0135] 一个示例中,第一处理模块为T模型,第二处理模块为S模型,将S模型和T模型部署在边缘设备侧,将边缘设备侧置于具体的一应用场景中,比如目标检测场景中,是通过对样本数据的训练,实现场景数据自适应的增量学习。例如,从测试集(如在线测试集)定期选取新数据,获取预设的采样频率f,并以该采样频率f选取新数据中的部分图像(图4中以虚线箭头表示),将部分选取的图像数据分别送入部署在边缘设备侧的S模型和T模型中进行预测。通过模型蒸馏评估器比较两个模型(S模型和T模型)的差异。若T模型和S模型输出的预测结果差异较大,则针对预测结果差别大的图像数据进行边缘设备侧的端上训练,即用T模型的输出此帧图像的标注结果对S模型进行训练并更新参数,且以预先设定的策略增加采样频率f。比如,记S模型当前参数为 θ^* ,损失函数除云端的损失函数外,还有一项为是通过公式(1)计算得到的约束模型。

$$[0136] \quad \lambda \sum_{i,j} \Omega_{ij} (\theta_{ij} - \theta_{ij}^*)^2 \quad (1)$$

[0137] 采用该约束模型,不会过多遗忘云端训练的结果,公式(1)中, λ 表征固化权值的重要性,可将 λ 置零以放弃固化模型。如果两个模型(S模型和T模型)输出的预测结果差异较小,则减小或维持该采样频率f。经过时间和训练图片的累积,S模型将更好的适应应用场景,即将T模型的输出用于S模型的数据训练学习,实现了场景自适应的增量学习,从而可得到与场景数据适配的检测结果,根据该检测结果实现对目标对象的检测。

[0138] 同时,以预先设定的方式将部分选取的图像数据作为在线测试集(图4中以加粗

实线箭头表示),通过测试评估器比较比较两个模型(S模型和T模型)的差异。若S模型和T模型对于同一在线测试集的预测结果差异较大,可将原S模型的参数 θ 重新加载,以保证模型性能。倘若需要变更应用场景,也可将原S模型的参数 θ 重新加载,以保证此系统在新场景的表现不受原场景的影响。

[0139] 可以理解,本公开提及的上述各个方法实施例,在不违背原理逻辑的情况下,均可以彼此相互结合形成结合后的实施例,限于篇幅,本公开不再赘述。

[0140] 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。

[0141] 此外,本公开还提供了目标对象处理装置、电子设备、计算机可读存储介质、程序,上述均可用来实现本公开提供的任一种目标对象处理方法,相应技术方案和描述和参见方法部分的相应记载,不再赘述。

[0142] 图5示出根据本公开实施例的目标对象处理装置的框图,如图5所示,本公开实施例的目标对象处理装置,该装置部署于边缘设备侧,该装置包括第一处理模块21、第二处理模块22、以及第三处理模块23;其中,第一处理模块21,用于根据输入的第一数据,得到所预测的数据标注结果。第二处理模块22,用于根据输入的数据标注结果进行场景自适应的增量学习,得到与所述第二数据场景适配的神经网络。第三处理模块23,用于根据包含目标对象的数据和所述神经网络,实现对所述目标对象对应场景的处理。

[0143] 图6示出根据本公开实施例的目标对象处理装置的框图,如图6所示,本公开实施例的目标对象处理装置,该装置部署于边缘设备侧,该装置包括第一处理模块21、第二处理模块22、以及第三处理模块23;其中,第一处理模块21,用于根据输入的第一数据,得到所预测的数据标注结果。第二处理模块22,用于根据输入的数据标注结果进行场景自适应的增量学习,得到与所述第二数据场景适配的神经网络。第三处理模块23,用于根据包含目标对象的数据和所述神经网络,实现对所述目标对象对应场景的处理。及监测模块24用于所述场景为当前的第一场景,根据所述数据标注结果进行第一场景自适应的增量学习,得到与所述第一场景适配的神经网络之后,监测到场景由所述第一场景变换到第二场景。及重置触发模块25,用于触发对所述第二处理模块中的参数进行参数重置。第二处理模块22,进一步用于根据所述数据标注结果进行所述第二场景自适应的增量学习,得到与所述第二场景适配的神经网络。

[0144] 在可能的实现方式中,所述装置还包括:参数更新模块,用于:在参数更新的情况下,根据约束条件对所述参数更新进行更新制约。

[0145] 在可能的实现方式中,所述第一处理模块,进一步用于:根据对场景数据的预测,得到预测规则;根据所述预测规则对所述第一数据进行标注,得到所预测的数据标注结果。

[0146] 在可能的实现方式中,所预测的数据标注结果,来源于构成所述第一处理模块的数据样本训练网络输出层的第一输出;和/或,所预测的数据标注结果,来源于构成所述第一处理模块的数据样本训练网络输出层的第一输出和中间层的第二输出。

[0147] 在可能的实现方式中,所述装置还包括:第四处理模块,用于将所述第一数据输入所述第一处理模块之前,根据采样参数对所述第一数据进行选取,得到待处理的第一数据。所述装置还包括:第五处理模块,用于:针对所述待处理的第一数据,在所述第一处理模块

和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较大的情况下,针对所述待处理的第一数据中预测结果差别大的一帧或多帧第一数据在所述边缘设备侧进行所述场景自适应的增量学习。

[0148] 在可能的实现方式中,所述第五处理模块,进一步用于:将所述第一处理模块针对所述一帧或多帧第一数据得到的一个或多个数据标注结果输出给所述第二处理模块。根据一个或多个数据标注结果对所述第二处理模块进行训练并更新第二处理模块中的参数。以预先配置的策略增加所述采样参数的数值。

[0149] 在可能的实现方式中,所述装置还包括:第六处理模块,用于将所述第一数据输入所述第一处理模块之前,根据采样参数对所述第一数据进行选取,得到待处理的第一数据。所述装置还包括:第七处理模块,用于:针对所述待处理的第一数据,在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较小的情况下,以预先配置的策略减少所述采样参数的数值。

[0150] 在可能的实现方式中,所述装置还包括:第八处理模块,用于将所述第一数据输入所述第一处理模块之前,将所述第一数据中的部分数据作为在线测试集。所述装置还包括:第九处理模块,用于:针对所述在线测试集中的第一数据,在所述第一处理模块和所述第二处理模块分别输出的预测结果差异较大的情况下,将所述第二处理模块中的参数重置。

[0151] 在可能的实现方式中,所述装置还包括:第一设备监测模块,用于得到所述神经网络之后,监测多个区域的边缘设备,获得处于空闲状态的第一边缘设备。及第一训练处理模块,用于根据第一边缘设备对应的边缘设备处理能力,对所述第二处理模块执行第二数据场景适配的自适应增量训练。

[0152] 在可能的实现方式中,所述装置还包括:第二设备监测模块,用于得到所述神经网络之后,监测多个区域的边缘设备,获得多个边缘设备处理能力。及设备选定处理模块,用于根据所述多个边缘设备分别对应的自身处理能力和当前资源耗费,从所述多个边缘设备中选定处理能力高的第二边缘设备。及第二训练处理模块,用于根据第二边缘设备对应的边缘设备处理能力,对所述第二处理模块执行第二数据场景适配的自适应增量训练。

[0153] 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。

[0154] 本公开实施例还提出一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序指令,所述计算机程序指令被处理器执行时实现上述方法。计算机可读存储介质可以是非易失性计算机可读存储介质。

[0155] 本公开实施例还提出一种电子设备,包括:处理器;用于存储处理器可执行指令的存储器;其中,所述处理器被配置为上述方法。

[0156] 电子设备可以被提供为终端、服务器或其它形态的设备。

[0157] 图7是根据一示例性实施例示出的一种电子设备800的框图。例如,电子设备800可以是移动电话,计算机,数字广播终端,消息收发设备,游戏控制台,平板设备,医疗设备,健身设备,个人数字助理等终端。

[0158] 参照图7,电子设备800可以包括以下一个或多个组件:处理组件802,存储器804,电源组件806,多媒体组件808,音频组件810,输入/输出(I/O)的接口812,传感器组件814,

以及通信组件816。

[0159] 处理组件802通常控制电子设备800的整体操作,诸如与显示,电话呼叫,数据通信,相机操作和记录操作相关联的操作。处理组件802可以包括一个或多个处理器820来执行指令,以完成上述的方法的全部或部分步骤。此外,处理组件802可以包括一个或多个模块,便于处理组件802和其他组件之间的交互。例如,处理组件802可以包括多媒体模块,以方便多媒体组件808和处理组件802之间的交互。

[0160] 存储器804被配置为存储各种类型的数据以支持在电子设备800的操作。这些数据的示例包括用于在电子设备800上操作的任何应用程序或方法的指令,联系人数据,电话簿数据,消息,图片,视频等。存储器804可以由任何类型的易失性或非易失性存储设备或者它们的组合实现,如静态随机存取存储器(SRAM),电可擦除可编程只读存储器(EEPROM),可擦除可编程只读存储器(EPROM),可编程只读存储器(PROM),只读存储器(ROM),磁存储器,快闪存储器,磁盘或光盘。

[0161] 电源组件806为电子设备800的各种组件提供电力。电源组件806可以包括电源管理系统,一个或多个电源,及其他与为电子设备800生成、管理和分配电力相关联的组件。

[0162] 多媒体组件808包括在所述电子设备800和用户之间的提供一个输出接口的屏幕。在一些实施例中,屏幕可以包括液晶显示器(LCD)和触摸面板(TP)。如果屏幕包括触摸面板,屏幕可以被实现为触摸屏,以接收来自用户的输入信号。触摸面板包括一个或多个触摸传感器以感测触摸、滑动和触摸面板上的手势。所述触摸传感器可以不仅感测触摸或滑动动作的边界,而且还检测与所述触摸或滑动操作相关的持续时间和压力。在一些实施例中,多媒体组件808包括一个前置摄像头和/或后置摄像头。当电子设备800处于操作模式,如拍摄模式或视频模式时,前置摄像头和/或后置摄像头可以接收外部的多媒体数据。每个前置摄像头和后置摄像头可以是一个固定的光学透镜系统或具有焦距和光学变焦能力。

[0163] 音频组件810被配置为输出和/或输入音频信号。例如,音频组件810包括一个麦克风(MIC),当电子设备800处于操作模式,如呼叫模式、记录模式和语音识别模式时,麦克风被配置为接收外部音频信号。所接收的音频信号可以被进一步存储在存储器804或经由通信组件816发送。在一些实施例中,音频组件810还包括一个扬声器,用于输出音频信号。

[0164] I/O接口812为处理组件802和外围接口模块之间提供接口,上述外围接口模块可以是键盘,点击轮,按钮等。这些按钮可包括但不限于:主页按钮、音量按钮、启动按钮和锁定按钮。

[0165] 传感器组件814包括一个或多个传感器,用于为电子设备800提供各个方面的状态评估。例如,传感器组件814可以检测到电子设备800的打开/关闭状态,组件的相对定位,例如所述组件为电子设备800的显示器和小键盘,传感器组件814还可以检测电子设备800或电子设备800一个组件的位置改变,用户与电子设备800接触的存在或不存在,电子设备800方位或加速/减速和电子设备800的温度变化。传感器组件814可以包括接近传感器,被配置用来在没有任何的物理接触时检测附近物体的存在。传感器组件814还可以包括光传感器,如CMOS或CCD图像传感器,用于在成像应用中使用。在一些实施例中,该传感器组件814还可以包括加速度传感器,陀螺仪传感器,磁传感器,压力传感器或温度传感器。

[0166] 通信组件816被配置为便于电子设备800和其他设备之间有线或无线方式的通信。电子设备800可以接入基于通信标准的无线网络,如WiFi,2G或3G,或它们的组合。在一个示

例性实施例中,通信组件816经由广播信道接收来自外部广播管理系统的广播信号或广播相关信息。在一个示例性实施例中,所述通信组件816还包括近场通信(NFC)模块,以促进短程通信。例如,在NFC模块可基于射频识别(RFID)技术,红外数据协会(IrDA)技术,超宽带(UWB)技术,蓝牙(BT)技术和其他技术来实现。

[0167] 在示例性实施例中,电子设备800可以被一个或多个应用专用集成电路(ASIC)、数字信号处理器(DSP)、数字信号处理设备(DSPD)、可编程逻辑器件(PLD)、现场可编程门阵列(FPGA)、控制器、微控制器、微处理器或其他电子元件实现,用于执行上述方法。

[0168] 在示例性实施例中,还提供了一种非易失性计算机可读存储介质,例如包括计算机程序指令的存储器804,上述计算机程序指令可由电子设备800的处理器820执行以完成上述方法。

[0169] 图8是根据一示例性实施例示出的一种电子设备900的框图。例如,电子设备900可以被提供为一服务器。参照图8,电子设备900包括处理组件922,其进一步包括一个或多个处理器,以及由存储器932所代表的存储器资源,用于存储可由处理组件922的执行的指令,例如应用程序。存储器932中存储的应用程序可以包括一个或一个以上的每一个对应于一组指令的模块。此外,处理组件922被配置为执行指令,以执行上述方法。

[0170] 电子设备900还可以包括一个电源组件926被配置为执行电子设备900的电源管理,一个有线或无线网络接口950被配置为将电子设备900连接到网络,和一个输入输出(I/O)接口958。电子设备900可以操作基于存储在存储器932的操作系统,例如Windows Server™,Mac OS X™,Unix™,Linux™,FreeBSD™或类似。

[0171] 在示例性实施例中,还提供了一种非易失性计算机可读存储介质,例如包括计算机程序指令的存储器932,上述计算机程序指令可由电子设备900的处理组件922执行以完成上述方法。

[0172] 本公开可以是系统、方法和/或计算机程序产品。计算机程序产品可以包括计算机可读存储介质,其上载有用于使处理器实现本公开的各个方面的计算机可读程序指令。

[0173] 计算机可读存储介质可以是可以保持和存储由指令执行设备使用的指令的有形设备。计算机可读存储介质例如可以是一——但不限于——电存储设备、磁存储设备、光存储设备、电磁存储设备、半导体存储设备或者上述的任意合适的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括:便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、静态随机存取存储器(SRAM)、便携式压缩盘只读存储器(CD-ROM)、数字多功能盘(DVD)、记忆棒、软盘、机械编码设备、例如其上存储有指令的打孔卡或凹槽内凸起结构、以及上述的任意合适的组合。这里所使用的计算机可读存储介质不被解释为瞬时信号本身,诸如无线电波或者其他自由传播的电磁波、通过波导或其他传输媒介传播的电磁波(例如,通过光纤电缆的光脉冲)、或者通过电线传输的电信号。

[0174] 这里所描述的计算机可读程序指令可以从计算机可读存储介质下载到各个计算/处理设备,或者通过网络、例如因特网、局域网、广域网和/或无线网下载到外部计算机或外部存储设备。网络可以包括铜传输电缆、光纤传输、无线传输、路由器、防火墙、交换机、网关计算机和/或边缘服务器。每个计算/处理设备中的网络适配卡或者网络接口从网络接收计算机可读程序指令,并转发该计算机可读程序指令,以供存储在各个计算/处理设备中的计

算机可读存储介质中。

[0175] 用于执行本公开操作的计算机程序指令可以是汇编指令、指令集架构 (ISA) 指令、机器指令、机器相关指令、微代码、固件指令、状态设置数据、或者以一种或多种编程语言的任意组合编写的源代码或目标代码, 所述编程语言包括面向对象的编程语言—诸如 Smalltalk、C++ 等, 以及常规的过程式编程语言—诸如“C”语言或类似的编程语言。计算机可读程序指令可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中, 远程计算机可以通过任意种类的网络—包括局域网 (LAN) 或广域网 (WAN)—连接到用户计算机, 或者, 可以连接到外部计算机 (例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。在一些实施例中, 通过利用计算机可读程序指令的状态信息来个性化定制电子电路, 例如可编程逻辑电路、现场可编程门阵列 (FPGA) 或可编程逻辑阵列 (PLA), 该电子电路可以执行计算机可读程序指令, 从而实现本公开的各个方面。

[0176] 这里参照根据本公开实施例的方法、装置 (系统) 和计算机程序产品的流程图和/或框图描述了本公开的各个方面。应当理解, 流程图和/或框图的每个方框以及流程图和/或框图中各方框的组合, 都可以由计算机可读程序指令实现。

[0177] 这些计算机可读程序指令可以提供给通用计算机、专用计算机或其它可编程数据处理装置的处理器, 从而生产出一种机器, 使得这些指令在通过计算机或其它可编程数据处理装置的处理器执行时, 产生了实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的装置。也可以把这些计算机可读程序指令存储在计算机可读存储介质中, 这些指令使得计算机、可编程数据处理装置和/或其他设备以特定方式工作, 从而, 存储有指令的计算机可读介质则包括一个制造品, 其包括实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的各个方面的指令。

[0178] 也可以把计算机可读程序指令加载到计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上, 使得在计算机、其它可编程数据处理装置或其它设备上执行一系列操作步骤, 以产生计算机实现的过程, 从而使得在计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上执行的指令实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作。

[0179] 附图中的流程图和框图显示了根据本公开的多个实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上, 流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段或指令的一部分, 所述模块、程序段或指令的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。在有些作为替换的实现中, 方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如, 两个连续的方框实际上可以基本并行地执行, 它们有时也可以按相反的顺序执行, 这依所涉及的功能而定。也要注意的, 框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合, 可以用执行规定的功能或动作的专用的基于硬件的系统来实现, 或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

[0180] 以上已经描述了本公开的各实施例, 上述说明是示例性的, 并非穷尽性的, 并且也不限于所披露的各实施例。在不偏离所说明的各实施例的范围和精神的情况下, 对于本技术领域的普通技术人员来说许多修改和变更都是显而易见的。本文中所用术语的选择, 旨在最好地解释各实施例的原理、实际应用或对市场中技术的技术改进, 或者使本技术领域

的其它普通技术人员能理解本文披露的各实施例。

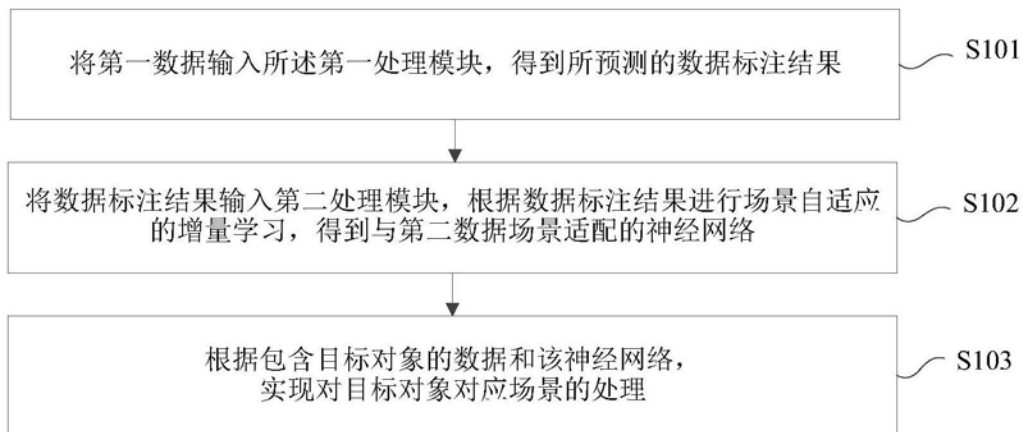


图1

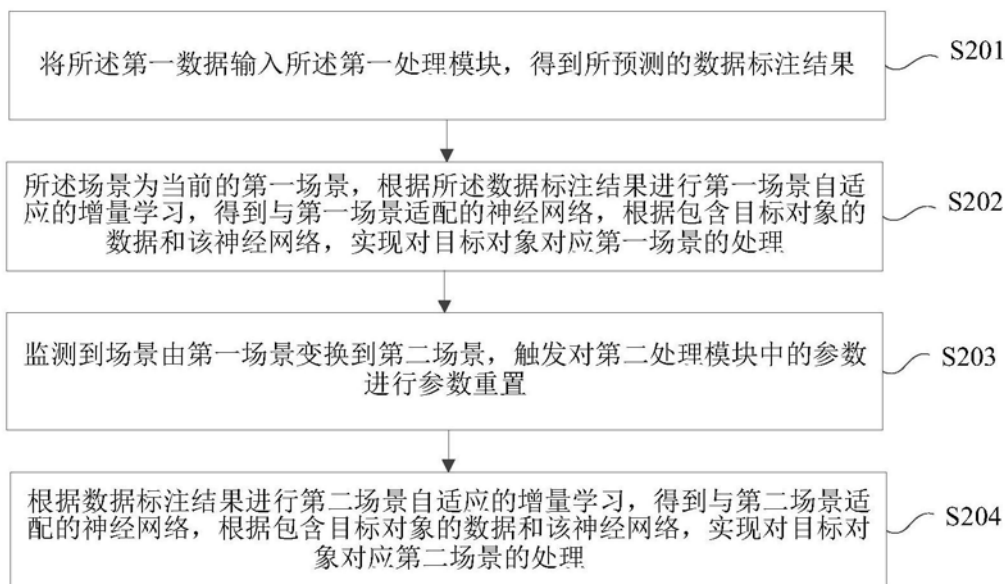


图2

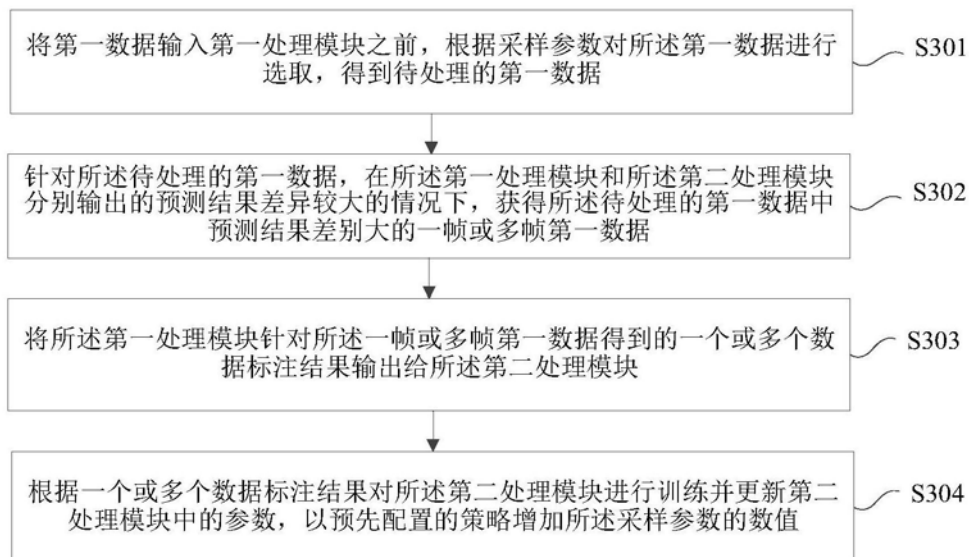


图3

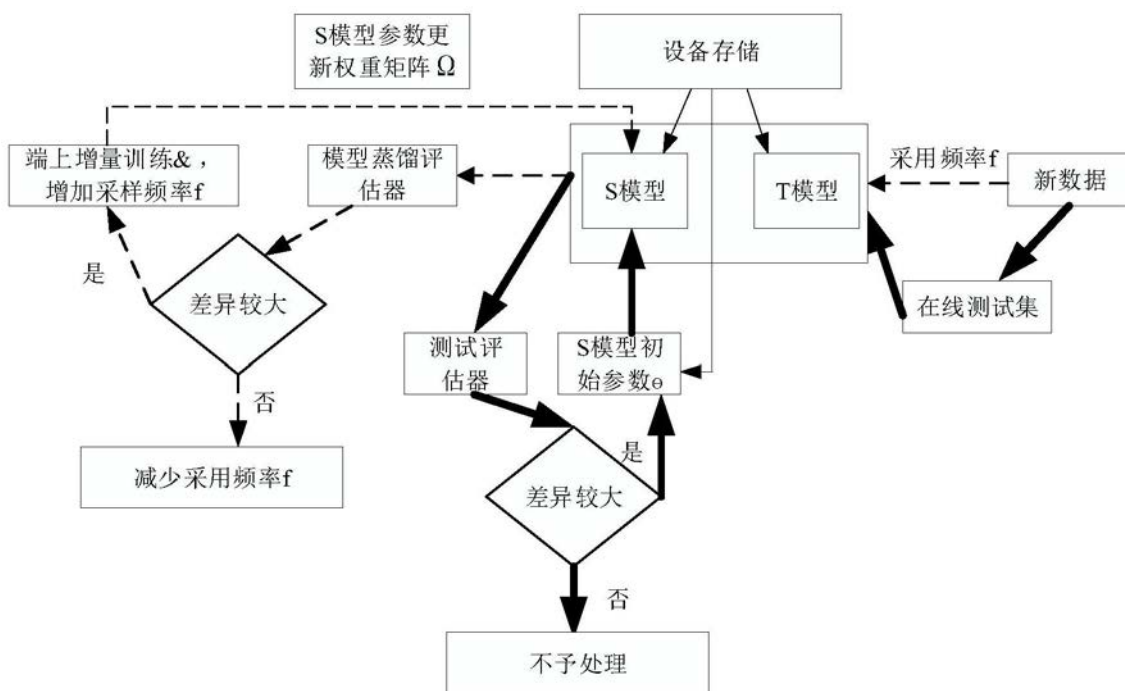


图4

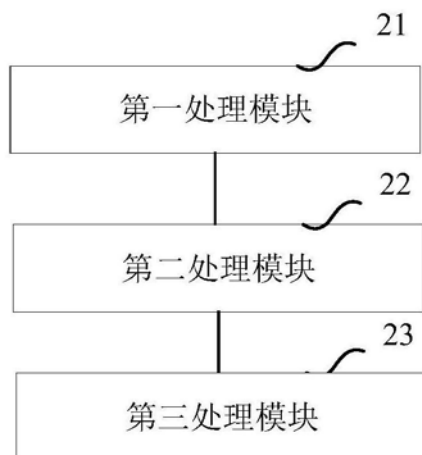


图5

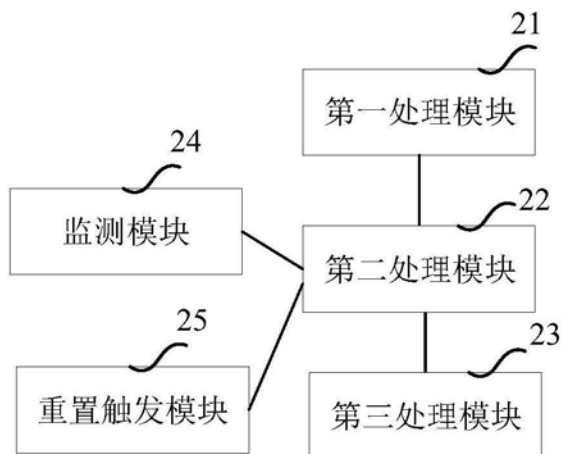


图6

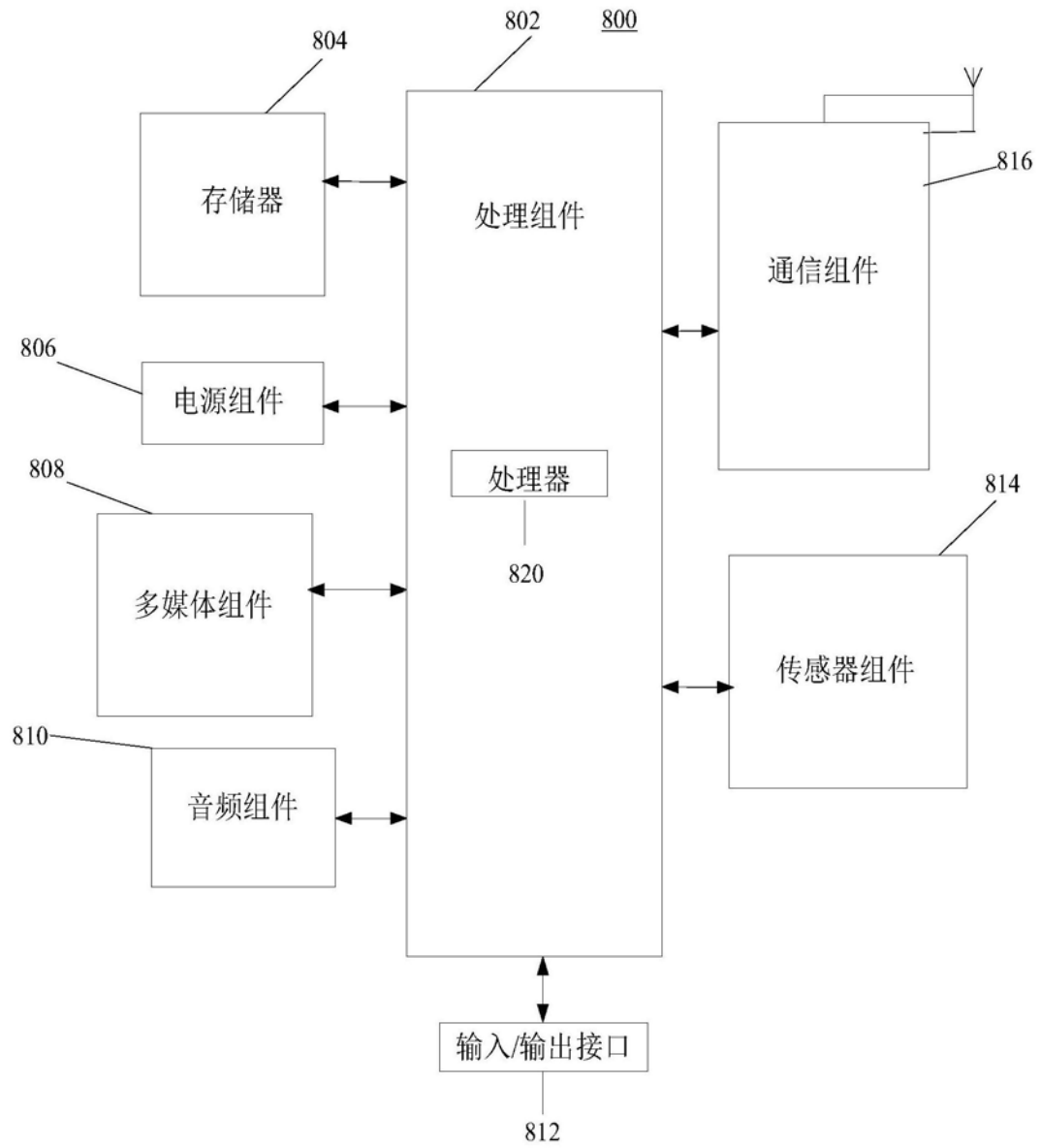


图7

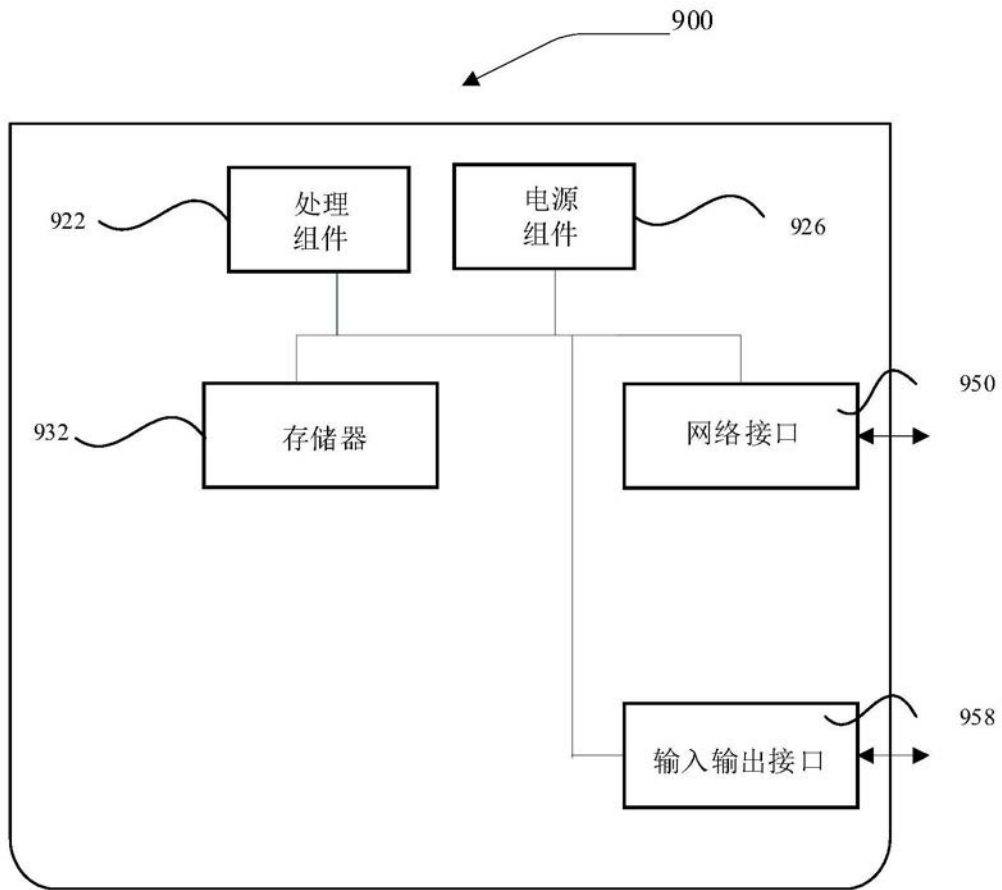


图8