



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 114005022 B

(45) 授权公告日 2022.03.25

(21) 申请号 202111636026.1

CN 108682456 A, 2018.10.19

(22) 申请日 2021.12.30

CN 113673350 A, 2021.11.19

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 105078576 A, 2015.11.25

申请公布号 CN 114005022 A

CN 112818959 A, 2021.05.18

(43) 申请公布日 2022.02.01

CN 109934125 A, 2019.06.25

(73) 专利权人 四川大学华西医院

CN 111652175 A, 2020.09.11

地址 610000 四川省成都市武侯区国学巷
37号

CN 113705297 A, 2021.11.26

CN 112364695 A, 2021.02.12

专利权人 成都与睿创新科技有限公司

JP 2019045905 A, 2019.03.22

US 2020226751 A1, 2020.07.16

(72) 发明人 王昕 李昂 赵颖 刘杰

王紫云. 内镜手术及手术器械中的手术器械估计的研究.《中国优秀硕士学位论文全文数据库 卫生医药科技辑》.2021, (第1期), 第E066-7.

(74) 专利代理机构 北京天奇智新知识产权代理有限公司 11340

Yuwen Chen等.Semi-supervised spatio-temporal CNN for recognition of surgical workflow.《EURASIP Journal on Image and Video Processing》.2018, (第76期), 第1-9页.

代理人 许驰

Zhengyu Wang等.Hybrid grey prediction model-based autotracking algorithm for the laparoscopic visual window of surgical robot for the laparoscopic visual window of surgical robot.

(51) Int. Cl.

G06V 20/00 (2022.01)

G06V 10/44 (2022.01)

G06V 10/82 (2022.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G16H 40/60 (2018.01)

《Mechanism and Machine Theory》.2018, 第123卷第107-123页.

(56) 对比文件

CN 111783520 A, 2020.10.16

CN 113361437 A, 2021.09.07

CN 112932663 A, 2021.06.11

CN 109996509 A, 2019.07.09

审查员 杨晓青

权利要求书2页 说明书7页 附图3页

(54) 发明名称

一种手术器械使用的动态预测方法及系统

(57) 摘要

本发明涉及一种手术器械使用的动态预测方法及系统,包括:S1、将实时采集的图像输入到手术阶段识别模型和器械头部关键点检测模型中,获得识别结果和检测结果;S2、将实时采集的图像和器械头部关键点坐标信息输入到图像特征提取模型中,获得器械头部周围场景信息特征向量;S3、融合手术要素输入到器械预测模型中,获得未来一段时间器械使用可能性排序,护士根据器械使用可能性排序传递器械;S4、重复上述

步骤并排序列表,护士根据新的排序传递器械。本发明缩短器械助手的反应时间和减小其发生配合错误的几率,加快了器械助手和主刀医师之间的磨合进展,并增强了手术团队的配合度,提升了手术的效率 and 增加了医护人员工作的满足感。



CN 114005022 B

1. 一种手术器械使用的动态预测方法,其特征在于:所述动态预测方法包括:

S1、将实时采集的图像输入到手术阶段识别模型和器械头部关键点检测模型中,获得手术阶段识别结果和器械头部关键点坐标信息的检测结果;

S2、将实时采集的图像和器械头部关键点坐标信息输入到图像特征提取模型中,获得器械头部周围场景信息特征向量;

S3、融合手术要素输入到器械预测模型中,获得未来一段时间器械使用可能性排序,护士根据器械使用可能性排序传递器械;其中,融合手术要素包括结合手术进行时长和阶段持续时长,融合器械类别信息、手术阶段信息、特征向量信息,输入器械预测模型得到各时段各器械在接续流程中使用的概率;具体包括:

将过去N秒的图像分别送入手术阶段识别模型和器械头部关键点检测模型中,获得当前手术阶段、当前使用器械类型和器械头部场景数据;

将器械头部场景数据输入到图像特征提取模型得到特征向量,该特征向量表示手术器械头部附近场景信息特征;

融合手术阶段类别、手术进行时间、阶段进行时间、手术器械类别和手术器械头部附近场景信息特征,获得手术要素特征向量;

将手术要素特征向量输入到器械预测模型中,获得未来m段时间内器械可能使用概率的排序列表;

S4、重复步骤S1-S3实时更新器械使用可能性排序,护士根据新的排序传递器械。

2. 根据权利要求1所述的一种手术器械使用的动态预测方法,其特征在于:所述动态预测方法还包括模型构建步骤;所述模型构建步骤在所述动态预测方法第一次运行实现时执行于步骤S1之前,后面运行时不再执行模型构建步骤,具体包括:

通过转码软件对手术视频进行统一转码,并以等时间间隔抽取手术图片;

在手术视频中标记手术阶段和场景,在手术图片上对手术器械头部关键点进行标注,构建相应的数据库;

通过标注的手术阶段数据和器械头部关键点数据构建手术阶段识别模型、器械头部关键点检测模型、图像特征提取模型和器械预测模型。

3. 一种手术器械使用的动态预测系统,其特征在于:它包括第一数据获取模块、第二数据获取模块、器械排序模块和迭代模块;

所述第一数据获取模块用于将实时采集的图像输入到手术阶段识别模型和器械头部关键点检测模型中,获得手术阶段识别结果和器械头部关键点坐标信息的检测结果;

第二数据获取模块用于将实时采集的图像和器械头部关键点坐标信息输入到图像特征提取模型中,获得器械头部周围场景信息特征向量;

所述器械排序模块用于融合手术要素输入到器械预测模型中,获得未来一段时间器械使用可能性排序,护士根据器械使用可能性排序传递器械;其中,融合手术要素包括结合手术进行时长和阶段持续时长,融合器械类别信息、手术阶段信息、特征向量信息,输入器械预测模型得到各时段各器械在接续流程中使用的概率;具体包括:

将过去N秒的图像分别送入手术阶段识别模型和器械头部关键点检测模型中,获得当前手术阶段、当前使用器械类型和器械头部场景数据;

将器械头部场景数据输入到图像特征提取模型得到特征向量,该特征向量表示手术器

械头部附近场景信息特征；

融合手术阶段类别、手术进行时间、阶段进行时间、手术器械类别和手术器械头部附近场景信息特征,获得手术要素特征向量；

将手术要素特征向量输入到器械预测模型中,获得未来m段时间内器械可能使用概率的排序列表；

所述迭代模块用于依次重复所述第一数据获取模块、第二数据获取模块和器械排序模块,实时更新器械使用可能性排序,护士根据新的排序传递器械。

4. 根据权利要求3所述的一种手术器械使用的动态预测系统,其特征在于:还包括模型构建模块,所述模型构建模块用于通过转码软件对手术视频进行统一转码,并以等时间间隔抽取手术图片;在手术视频中标记手术阶段和场景,在手术图片上对手术器械头部关键点进行标注,构建相应的数据库;通过标注的手术阶段数据和器械头部关键点数据构建手术阶段识别模型、器械头部关键点检测模型、图像特征提取模型和器械预测模型。

5. 根据权利要求4所述的一种手术器械使用的动态预测系统,其特征在于:所述器械头部关键点检测模型包括由一个第一下采样、多个沙漏结构和一个分类器构成;所述第一下采样包括由2D卷积核、批数据归一化和非线性激活函数构成,用于将原图数据融合压缩得到特征图;

所述沙漏结构包括编码部分和解码部分,所述编码部分用于将特征图进行特征融合以提取图像语义信息,所述解码部分用于将深层语义信息再上采样到分辨率更大的特征图像以实现将语义信息体现在原图的位置;

所述分类器用于将特征图提取的信息进行计算,并对原图每个像素进行分类。

6. 根据权利要求4所述的一种手术器械使用的动态预测系统,其特征在于:所述手术阶段识别模型包括由残差神经网络和长短时记忆网络组合构成,所述残差神经网络用于提取单张图像的语义信息,并不断使用张量计算以及非线性变换计算图像特征;所述长短时记忆网络用于通过连续多张图像特征计算得到一段连续时间手术的阶段信息,以用来识别过去一段时间手术处于的阶段。

7. 根据权利要求4所述的一种手术器械使用的动态预测系统,其特征在于:所述图像特征提取模型包括由第二下采样和上采样组成;通过所述第二下采样提取图像语义特征,并在上采样的时候根据语义信息恢复原图,最后将第二下采样最后的输出结果作为图像特征提取结果。

一种手术器械使用的动态预测方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及人工智能技术领域,尤其涉及一种手术器械使用的动态预测方法及系统。

背景技术

[0002] 外科医生在开展手术过程中需要良好的配合,由器械助手及时有效地为其提供手术器械,良好的配合可以有效地提高手术流畅度、降低手术时长,整体提高手术质量;因此,器械助手熟知外科医师手术器械的使用是一个最基本的要求,也是保证手术高效完成和实现默契配合的重要部分。

[0003] 而目前手术过程中外科器械助手与主刀医生之间的配合存在以下问题,导致磨合期长和协作能力低;第一是外科手术的类型和术式存在较大差别,不同科室和不同类型的术式在每个阶段都需要不同的器械按照不同的顺序进行操作;第二是实际手术中器械助手往往由护士担任,而护士存在较大的流动性,不同护士的能力以及认识和对不同手术的熟悉程度都存在较大差别;第三是每个外科医生都有自身的器械使用习惯和使用特点;基于这些问题导致不同器械助手和主刀医生之间都需要度过一个较长的磨合期,才能合格有效的实现配合,这种因长磨合期而存在的矛盾在器械助手的前期工作生涯尤为明显,并且急需解决。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于克服现有技术的缺点,提供了一种手术器械使用的动态预测方法及系统,解决了目前手术过程中外科器械助手与主刀医生之间的配合存在的问题。

[0005] 本发明的目的通过以下技术方案来实现:一种手术器械使用的动态预测方法,所述动态预测方法包括:

[0006] S1、将实时采集的图像输入到手术阶段识别模型和器械头部关键点检测模型中,获得手术阶段识别结果和器械头部关键点坐标信息的检测结果;

[0007] S2、将实时采集的图像和器械头部关键点坐标信息输入到图像特征提取模型中,获得器械头部周围场景信息特征向量;

[0008] S3、融合手术要素输入到器械预测模型中,获得未来一段时间器械使用可能性排序,护士根据器械使用可能性排序传递器械;

[0009] 其中,手术要素包括手术阶段、当前使用器械类型以及器械头部周围场景特征。

[0010] S4、重复步骤S1-S3实时更新器械使用可能性排序,护士根据新的排序传递器械。

[0011] 所述动态预测方法还包括模型构建步骤;所述模型构建步骤在所述动态预测方法第一次运行实现时执行于步骤S1之前,后面运行时不再执行模型构建步骤,具体包括:

[0012] 通过转码软件对手术视频进行统一转码,并以等时间间隔抽取手术图片;

[0013] 在手术视频中标记手术阶段和场景,在手术图片上对手术器械头部关键点进行标注,构建相应的数据库;

[0014] 通过标注的手术阶段数据和器械头部关键点数据构建手术阶段识别模型、器械头部关键点检测模型、图像特征提取模型和器械预测模型。

[0015] 其中,通过手术图片和手术视频中标注的器械头部关键点和手术阶段数据,分别使用时序识别算法训练手术阶段识别模型、使用关键点检测算法训练器械关键点检测模型,使用自编码算法训练图像特征提取模型,使用时序识别算法训练器械预测模型。

[0016] 所述融合手术要素输入到器械预测模型中,获得未来一段时间器械使用可能性排序包括:

[0017] 将过去N秒的图像分别送入手术阶段识别模型和器械头部关键点检测模型中,获得当前手术阶段、当前使用器械类型和器械头部场景数据;

[0018] 将器械头部场景数据输入到图像特征提取模型得到特征向量,该特征向量表示手术器械头部附近场景信息特征;

[0019] 融合手术阶段类别、手术进行时间、阶段进行时间、手术器械类别和手术器械头部附近场景信息特征,获得手术要素特征向量;

[0020] 将手术要素特征向量输入到器械预测模型中,获得未来m段时间内器械可能使用概率的排序列表。

[0021] 一种手术器械使用的动态预测系统,它包括第一数据获取模块、第二数据获取模块、器械排序模块和迭代模块;

[0022] 所述第一数据获取模块用于将实时采集的图像输入到手术阶段识别模型和器械头部关键点检测模型中,获得手术阶段识别结果和器械头部关键点坐标信息的检测结果;

[0023] 第二数据获取模块用于将实时采集的图像和器械头部关键点坐标信息输入到图像特征提取模型中,获得器械头部周围场景信息特征向量;

[0024] 所述器械排序模块用于融合手术要素输入到器械预测模型中,获得未来一段时间器械使用可能性排序,护士根据器械使用可能性排序传递器械;

[0025] 所述迭代模块用于依次重复所述第一数据获取模块、第二数据获取模块和器械排序模块,实时更新器械使用可能性排序,护士根据新的排序传递器械。

[0026] 还包括模型构建模块,所述模型构建模块用于通过转码软件对手术视频进行统一转码,并以等时间间隔抽取手术图片;在手术视频中标记手术阶段和场景,在手术图片上对手术器械头部关键点进行标注,构建相应的数据库;通过标注的手术阶段数据和器械头部关键点数据构建手术阶段识别模型、器械头部关键点检测模型、图像特征提取模型和器械预测模型。

[0027] 所述器械头部关键点检测模型包括由一个第一下采样、多个沙漏结构和一个分类器构成;所述第一下采样包括由2D卷积核、批数据归一化和非线性激活函数构成,主要用于将原图数据融合压缩得到特征图;

[0028] 所述沙漏结构包括编码部分和解码部分,所述编码部分用于将特征图进行特征融合以提取图像语义信息,所述解码部分用于将深层语义信息再上采样到分辨率更大的特征图像以实现将语义信息体现在原图的位置;

[0029] 所述分类器用于将特征图提取的信息进行计算,并对原图每个像素进行分类。

[0030] 所述手术阶段识别模型包括由残差神经网络和长短时记忆网络组合构成,所述残差神经网络用于提取单张图像的语义信息,并不断使用张量计算以及非线性变换计算图像

特征;所述长短时记忆网络用于通过连续多张图像特征计算得到一段连续时间手术的阶段信息,以用来识别过去一段时间手术处于的阶段。

[0031] 所述图像特征提取模型包括由第二下采样和上采样组成;通过所述第二下采样提取图像语义特征,并在上采样的时候根据语义信息恢复原图,最后将第二下采样最后的输出结果作为图像特征提取结果。

[0032] 本发明具有以下优点:

[0033] 1、将根据手术的不同场景及当前器械的使用情况,动态预测即将使用的手术器械,按顺序输出即将使用的手术器械名单,辅助提示器械助手、器械护士等为主刀医生快速、准确手术器械,提供了有效的预测,缩短器械助手(器械护士)的反应时间和减小其发生配合错误的几率,使其更快更好的进行和熟悉不同种类手术下的器械传递工作,从而加快器械助手和主刀医师之间的磨合进展,并增强了手术团队的配合度,由此进一步提升了手术的效率 and 增加了医护人员工作的满足感。

[0034] 2、同比于传统的案例教学和有限的现场带教,器械助手、器械护士等可以在该模型的有效提示下临场学习和熟悉不同种类手术下的器械传递工作,由此减少了学习和适应所涉及的时间成本和人力成本,为实习护士提供了更简便和丰富的熟悉岗位工作的机会。同时,该系统亦很适合于人员流动性强的手术团队,如教学医院、规培基地等,通过以上方式减少团队成员之间的磨合与适应时间以在流动性强的前提下保持手术团队的配合效果和手术的完成质量。

[0035] 3、可以与机器人助手进行结合,自动为主刀医生准备手术器械,可有效提供工作效率并降低器械助手的工作压力。同时,通过器械使用的种类、次数和频率对器械进行辅助清点,这为手术的安全和进一步发展做出准备。

附图说明

[0036] 图1 为本发明的流程示意图;

[0037] 图2 为数据标注流程示意图;

[0038] 图3 为人工智能计算机模型构建示意图;

[0039] 图4 为手术阶段识别模型结构示意图;

[0040] 图5 为器械头部关键点检测模型结构示意图;

[0041] 图6 为图像特征提取模型结构示意图;

[0042] 图7 器械预测模型结构示意图。

具体实施方式

[0043] 为使本申请实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本申请实施例中附图,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。通常在此处附图中描述和示出的本申请实施例的组件可以以各种不同的配置来布置和设计。因此,以下结合附图中提供的本申请的实施例的详细描述并非旨在限制要求保护的本申请的保护范围,而是仅仅表示本申请的选定实施例。基于本申请的实施例,本领域技术人员在没有做出创造性劳动的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。下面结合附图对本发明做进一步的描述。

[0044] 如图1所示,本发明具体包括以下内容:

[0045] 收集腹腔镜手术视频,包括但不限于腹腔镜胆囊切除术和腹腔镜胰十二指肠切除术,对图片和视频分别进行标注,得到对应的手术标注数据库,含手术阶段数据、手术器械头部关键点数据;通过已标注数据训练得到的用于识别手术要素的人工智能计算机模型和基于临床应用的手术器械识别模型和手术阶段和场景识别模型,以上模型基于人工智能计算机模型获得的手术要素建立;

[0046] 通过人工智能计算机模型构建步骤得到的手术器械头部关键点检测模型、手术阶段识别模型和图像特征提取模型,分别得出手术器械类别、手术阶段识别和场景特征向量的数据,将其输入构建完成的手术器械预测模型中,最终输出未来M秒时间内各时间点可能使用手术器械概率列表。

[0047] 进一步地,需要收集和标注的手术视频要按照分辨率不低于 720×560 且每秒不低于25帧的要求进行收集。

[0048] 如图2所示,构建器械头部关键点检测模型所需的数据库,需要标注的图片由FFmpeg对所有视频按照1秒钟1帧的频率进行等距离抽取,挑选出图片清晰、包含手术器械的图片后,对挑选过后的图片,使用Labelme软件进行人工标注。

[0049] 进一步地,手术器械包括但不限于戳卡、无损伤抓钳、电钩、超声刀、施夹器、马里兰钳、肠钳、直分离钳、剪刀、切割闭合器、钉仓、持针器、大抓钳、分离钳、穿刺针、吸引器、电凝、引流管、持针器、波浪钳等26种手术器械。头部关键段通常指器械功能部分远离手持端的远点为标注点。

[0050] 在手术阶段和场景的标注中,所有的手术视频均有FFmpeg统一转码为mp4格式;手术阶段的标注使用Anvil Video Annotation Research Tool软件(简称Anvil)进行人工标注。

[0051] 如,以腹腔镜胆囊切除术、腹腔镜胰十二指肠切除术、以及腹腔镜肺段切除术中为例,手术阶段和场景包括的内容如下:

[0052] 腹腔镜胆囊切除术中阶段包括:1. 建立气腹、2. 松解粘连、3. 分离肝胆三角、4. 游离胆囊床、5. 清理术区、6. 取出胆囊六个部分;场景包括:1. 夹闭胆囊管、2. 夹闭胆囊动脉、3. 离断胆囊管、4. 离断胆囊动脉;

[0053] 腹腔镜胰十二指肠切除术中阶段包括:1. 建立气腹、2. 下降横结肠、3. Kocher's切口的建立、4. 处理胰腺下缘、5. 剥离胆囊和离断肝总管、6. 处理胰腺上缘、7. 离断胃或十二指肠、8. 离断空肠及游离肠系膜、9. 离断胰颈、10. 钩突切除、11. 胰肠吻合、12. 胆肠吻合、13. 胃肠吻合;

[0054] 腹腔镜肺段切除术中阶段包括:1. 建立入路、2. 游离肺段、3. 清扫淋巴结、4. 离断肺动静脉、5. 取出标本、6. 清理术野;

[0055] 其不同手术类型的阶段和场景的定义和分解按照专家共识、专著、论文、及其他文献进行,标注过的内容通过FFmpeg软件每秒抽帧进行训练;

[0056] 训练手术阶段识别模型的内容包括但不限于以上三种术式的手术阶段。

[0057] 如图3所示,动态预测手术器械使用的人工智能计算机模型主要由以下四个模型组成:器械头部关键点检测模型、手术阶段识别模型、图像特征提取模型以及器械预测模型。将原图输入器械头部关键点检测模型和阶段识别模型得到器械类别、器械头部附近图

像信息以及阶段识别信息；再将器械头部附近图像信息输入图像特征提取模型得到特征向量；

[0058] 结合手术进行时长和阶段持续时长，融合器械类别信息、手术阶段信息、特征向量等信息，输入器械预测模型得到各时段各器械在接续流程中使用的概率。

[0059] 如图4所示，器械头部关键点检测模型主要使用2D卷积神经网络，并结合批次数据归一化、非线性激活函数以及最近邻插值算法组合成网络总体。网络模型由一个下采样部分、多个沙漏结构、一个分类器构成。

$$[0060] \quad y = \sum_{i=0}^n (w_i * x_i) + b$$

[0061] 上式为卷积计算公式，其中y表示卷积计算输出，n表示神经元个数， w_i 表示第i个神经元的权重， x_i 表示第i个神经元的输入数据，b为计算结果添加一个偏移量。

$$[0062] \quad BN = \frac{x - E[x]}{\sqrt{Var[x] + \xi}} * \gamma + \beta$$

[0063] 上式为批归一化层计算公式，其中BN表示批归一化计算输出，x表示输入数据，E[x]表示x张量的均值，Var[x]表示x张量的方差， ξ 表示一个极小的参数以保证分母不为0， γ 和 β 为可学习系数。

[0064] 下采样部分由2D卷积、批数据归一化和非线性激活函数构成，作用是将原图数据融合压缩，获得特征图。

[0065] 沙漏结构主要分为两大部分：编码部分和解码部分。编码部分将特征图再进行特征融合，旨在提取图像语义信息，由2D卷积、批数据归一化和非线性激活函数构成；解码部分将深层语义信息再上采样到分辨率较大的特征图像，旨在将语义信息体现在原图上的位置，由2D卷积、批数据归一化、非线性激活函数以及最近邻插值算法组成。由于深层语义会丢失掉部分位置信息，导致分割坐标回归不够准确，所以在编码过程中我们会提取和解码过程同等大小的部分特征图和解码过程的特征图进行数据融合，提升分割位置准确性。

[0066] 分类器即将特征图提取的信息进行计算，并对原图每个像素进行分类，由2D卷积、批数据归一化和非线性激活函数构成。

[0067] 器械头部关键点检测模型中各个结构的使用顺序为：将原图送入下采样部分得到特征图甲，在将特征图甲通过多个串联的沙漏结构得到特征图乙，将特征图乙输入分类器实现原图的像素级分割。

[0068] 进一步地，器械头部关键点模型在构建的时候会先比较分割结果和标注数据，计算差距更新模型。

[0069] 如图5所示，手术阶段识别模型是由残差神经网络和长短时记忆网络组合构成；中残差神经网络由2D卷积、批数据归一化和非线性激活函数构成，作用是提取单张图像的语义信息。模型不断使用张量计算以及非线性变换计算图像特征。

[0070] 通过连续多张图像特征，长短时记忆网络计算得到这一段连续时间手术的阶段信

息,该网络用来识别过去一段时间手术处于的阶段。

[0071] $(h_t, c_t) = f(h_{t-1}, c_{t-1}, x_t)$

[0072] 上式为长短时记忆网络的计算公式,其中 h_t, h_{t-1} 表示t时刻和t-1时刻模型识别结果,一般来说,如果对前t秒进行识别,那么会把只会去 h_t 并将其作为模型最终输出; c_t, c_{t-1} 表示t时刻和t-1时间的细胞状态,即对过去t时刻和t-1时间内信息记忆信息; x_t 表示t时刻输入的特征向量信息。

[0073] 使用过程中需将过去t秒需要的所有视频帧通过残差神经网络提取单张图片的图像特征信息,随后将这t秒的图像信息按时间顺序输入长短时记忆网络中得到最后模型识别结果。在构建模型的时候会识别结果和标注数据,计算差距更新模型。

[0074] 如图6所示,图像特征提取模型是使用的类似UNet的网络模型,这里对UNet的改动有下采样不使用最大池化而是用2D卷积,并使用周围补充;在上采样过程中使用最近邻插值算法而不是用2D反卷积。

[0075] 该图像特征提取网络由下采样部分和上采样部分组成,同样是由2D卷积、批数据归一化和非线性激活函数构成。其中下采样提取图像语义特征,在上采样的时候根据语义信息恢复原图。

[0076] 下采样部分最后的输出结果将作为图像特征提取结果。通过联合使用下采样和上采样部分,对上采样结果和原图进行比较,计算差距更新模型。

[0077] 如图7所示,器械预测模型使用长短时记忆网络,将该模型在过去t秒时间内输出的阶段识别结果、手术进行时间、阶段进行时间、器械类别结果和器械头部附近图像特征进行融合,输入到器械预测模型中,预测出未来m段时间内,每段时间各种器械使用可能性列表。

[0078] 如图7所示,手术过程中,基于Stacked Houghlass Network和CNN+LSTM的关键点检测模型、手术阶段识别模型和图像特征提取模型,通过腔镜手术视频采样装置得到自手术当前进行时刻起过去t秒内的连续的腔镜手术图片帧。在不断获取手术过程中腔镜手术视野图片的过程中,以上模型分别基于相应的算法分析和提取当前图片序列中出现的器械类别、器械周围的场景特征(如手术器械周围的色调及组织器官的轮廓等)、以及当前手术类别及对应的手术阶段。同时,腔镜手术视频装置内置的计时器亦同步对手术持续时间进行计时,并结合手术阶段识别模型的标签识别结果计时当前手术阶段的持续时间。由此在术中按照以上的过程,依据腔镜手术镜头的图片序列内容及其持续时间,得出手术器械及其附近图像信息、当前手术阶段及其进行时间、以及手术的进行时间。

[0079] 对即将使用的器械,如超声刀、以及后续可能使用的钛夹、施夹器以及可吸收夹等,及其预计使用时间、顺序等内容的预测,通过长短时记忆网络来进行完成。手术过程中,该模型接受过去t秒时间内输出的阶段识别结果、手术进行时间、阶段进行时间、器械类别结果和器械头部附近图像特征等内容,按照上述的公式和原理,按时间顺序整合过去t秒内各模型识别得到的阶段识别结果、手术进行时间、阶段进行时间、器械类别结果和器械头部附近图像特征等内容,预测出未来m段时间内,每段时间各种器械使用可能性列表。

[0080] 本发明的另一个实例涉及一种腹腔镜胰十二指肠切除术半自动器械传递辅助系统,其特征在于:

[0081] 该系统由图像序列获取模块、手术器械检测模块、手术阶段检测模块、手术器械周

围场景分类模块、后续器械预测模块构成；

[0082] 图像序列获取模块,其配置来获取腹腔镜胰十二指肠切除术视频流,得到手术中过去时间段内的连续视频图片序列；

[0083] 手术器械检测模块,其配置来利用Stacked Houghlass Network网络进行特征提取,得到的特征图作为后续的侦测网络的输入,最后得到对应图片序列中器械的类别及其尖部的位置,并为后续器械预测模块的运作提供信息支持；

[0084] 手术阶段检测模块,其配置来利用CNN+LSTM网络进行特征提取,得到的特征图作为后续的侦测网络的输入,最后得到图片序列对应的手术阶段,并为后续器械预测模块的运作提供信息支持；

[0085] 手术器械周围场景分类模块,其配置来利用无监督学习进行场景分类,最终得到对应图片序列中对应的场景,并为后续器械预测模块的运作提供信息支持；

[0086] 后续器械预测模块,其配置来利用LSTM网络结合图像序列结合过去时间段内的多种信息对后续出现的内容进行预测,该模块接受过去时间段内手术器械检测模块、手术阶段检测模块、手术器械周围场景分类模块的输出结果,结合同步计时器中的时间统计内容,输出后续出现的器械种类及其出现时间、顺序。

[0087] 以上所述仅是本发明的优选实施方式,应当理解本发明并非局限于本文所披露的形式,不应看作是对其他实施例的排除,而可用于各种其他组合、修改和环境,并能够在本文所述构想范围内,通过上述教导或相关领域的技术或知识进行改动。而本领域人员所进行的改动和变化不脱离本发明的精神和范围,则都应在本发明所附权利要求的保护范围内。

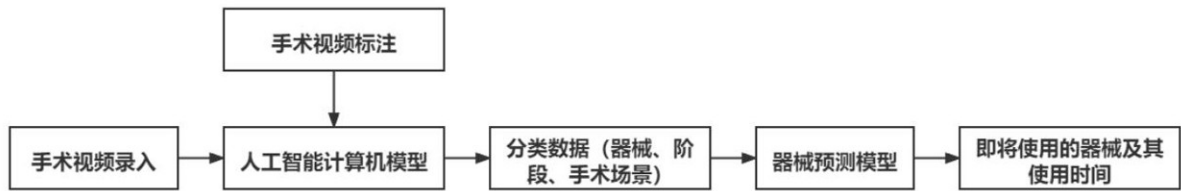


图1

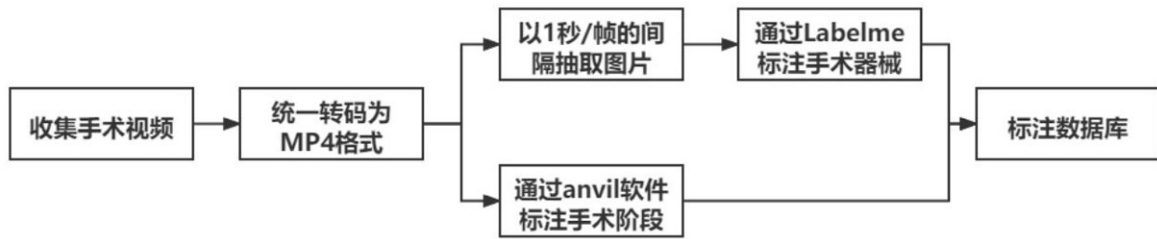


图2

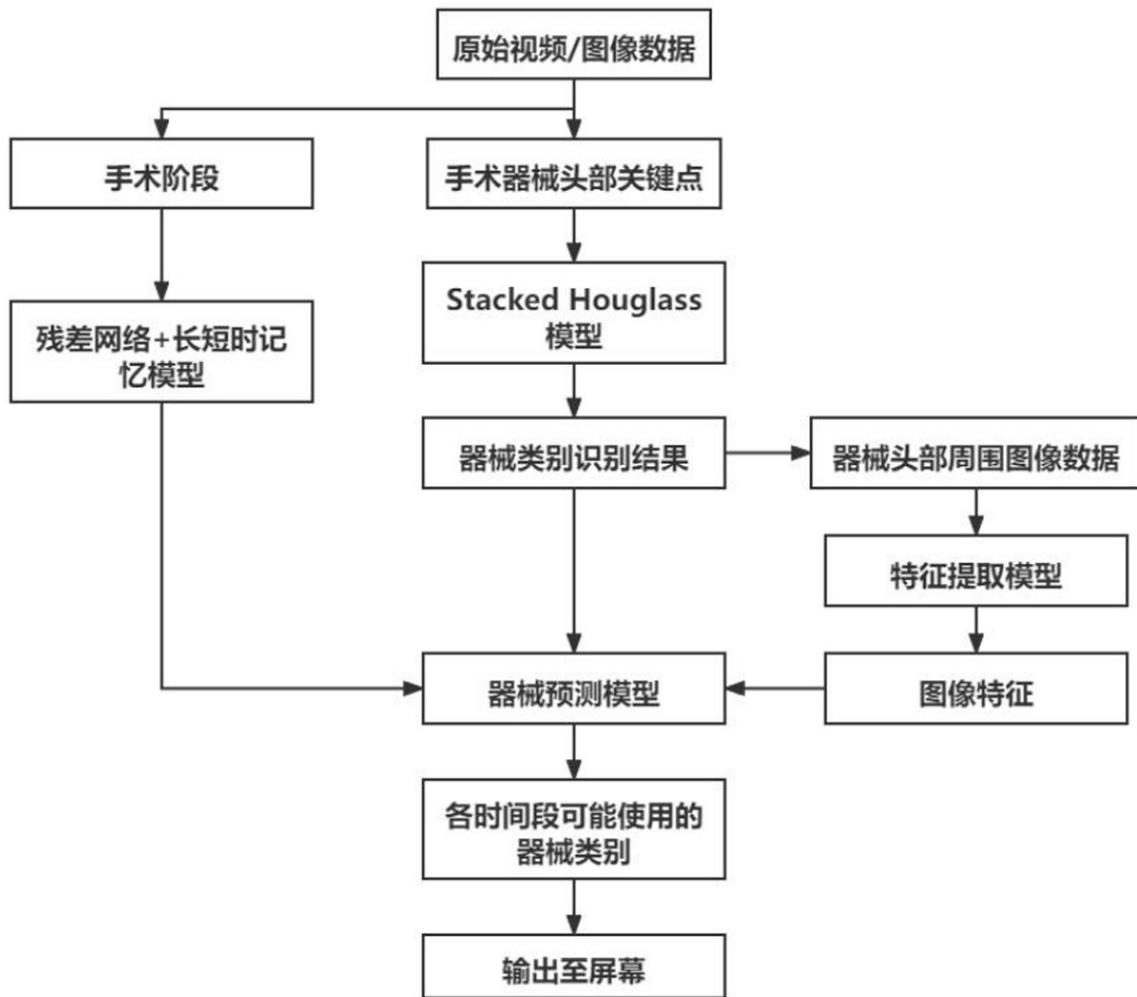


图3

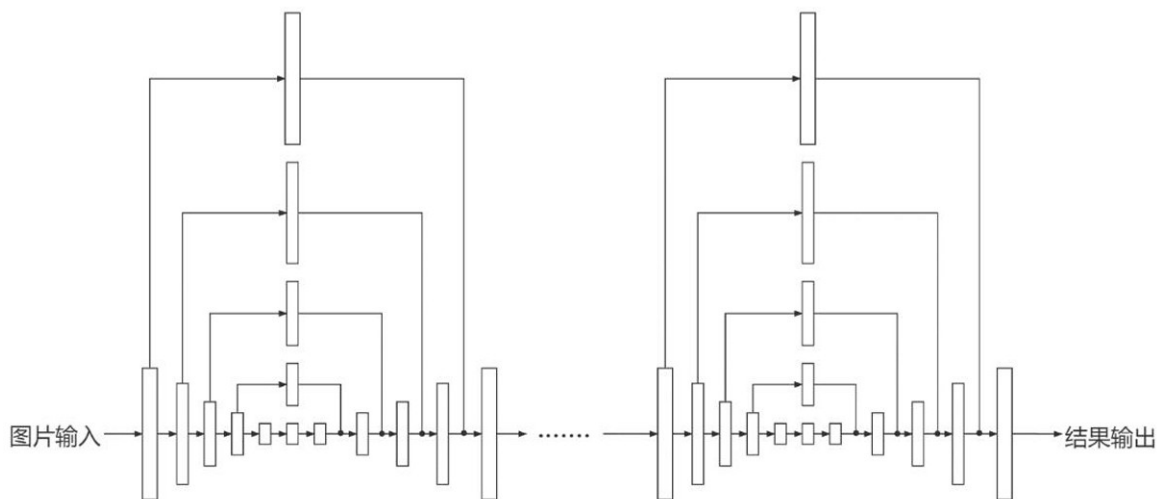


图4

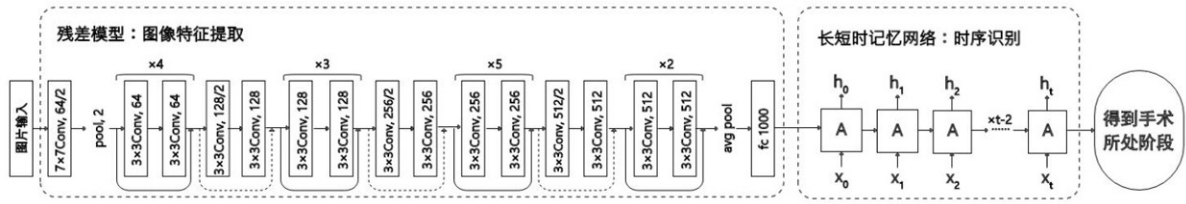


图5

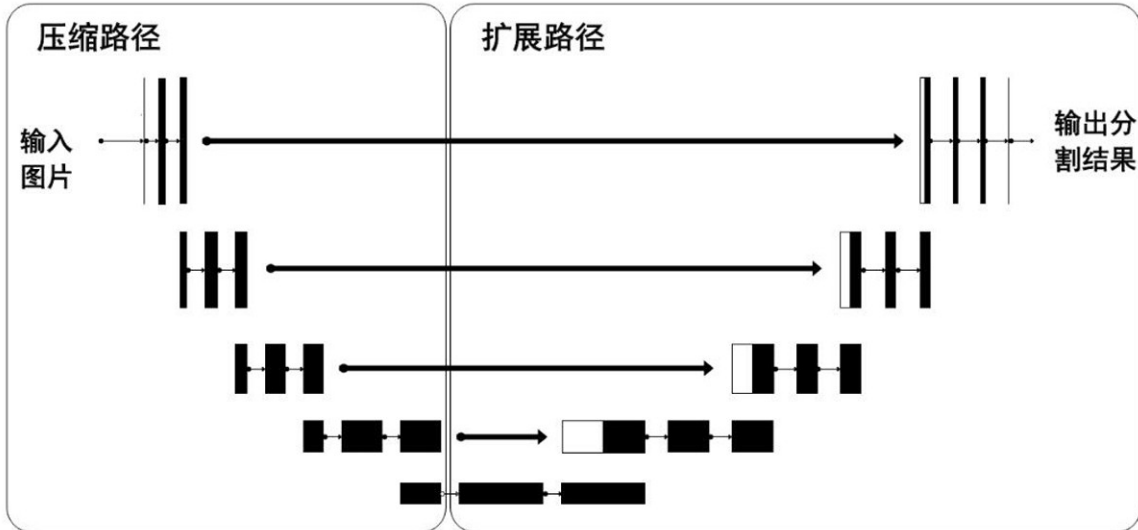


图6

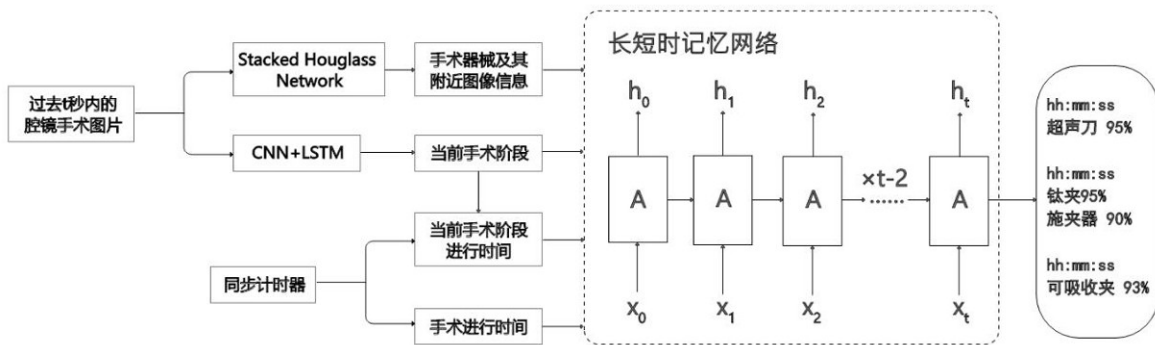


图7