(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 118535145 A
(43)申请公布日 2024.08.23

(21)申请号 202410671544.4

(22)申请日 2024.05.28

(71)申请人 北京航空航天大学
地址 100191 北京市海淀区学院路37号

(72)发明人 吴文峻 于笑明 王家栋

(74)专利代理机构 北京永创新实专利事务所 11121
专利代理师 易卜

(51)Int.Cl.
G06F 8/34(2018.01)
G06F 8/10(2018.01)
G06N 20/00(2019.01)
H04L 67/55(2022.01)

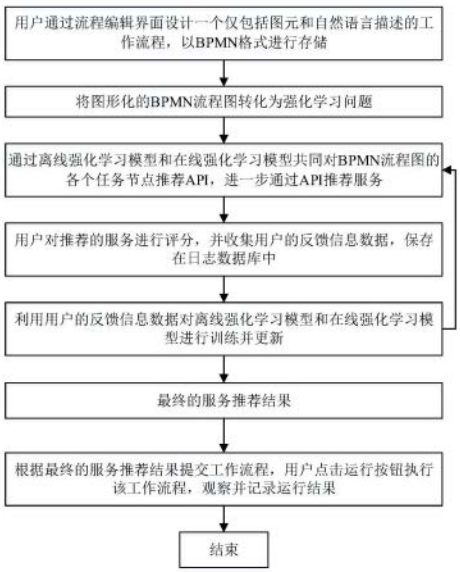
权利要求书2页 说明书6页 附图4页

(54)发明名称

一种基于BPMN的服务推荐组合方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于BPMN的服务推荐组合方法,涉及服务推荐组合领域,具体为:用户通过BPMN流程编辑界面串接各图元,然后为各流程节点添加自然语言形式的需求描述;根据BPMN流程结构和各节点描述,完成强化学习建模并为各节点进行服务推荐,每个节点绑定一个服务;提供交互接口由用户对推荐结果评分并保存交互数据;强化学习建模为在线模型和离线模型两个模型共同决策;提供执行接口,运行每个BPMN节点绑定的服务,并实时查看运行日志。本发明为服务推荐组合提供了一种新思路,具有较强的交互性,简化操作的同时提高用户满意度。



CN 118535145 A

1.一种基于BPMN的服务推荐组合方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤一、用户通过流程编辑界面设计一个仅包括图元和自然语言描述的工作流程,以BPMN格式进行存储,并将图形化的BPMN流程图转化为强化学习问题;

强化学习问题的MDP被定义为以下元组M=(S,A,R):

(1)状态S:状态S包括前一任务的服务service_pre和当前任务的描述description,其中当前任务的描述通过语义相似性模块转转化为语义向量;

(2)动作A:在服务组合中,代理的动作A是为当前任务选择的服务,表示为service_cur;

(3)奖励R:相应地,奖励R由服务的QoS和用户的反馈得分score决定;QoS指标包括延迟latency、流行度popularity和级别level,分别表示推荐服务的延迟时间、流行度和服务水平;

步骤二,通过离线强化学习模型和在线强化学习模型共同对BPMN流程图的各个任务节点推荐API,进一步通过API推荐服务;

离线强化学习模型和在线强化学习模型的输入为S=[PreAPI,Description],输出为A=[CurAPI];离线强化学习模型输出置信度排名前Top-n的服务集合,记为$services_{offline}$;在线强化学习模型输出一个推荐的服务结果,记为$service_{online}$;则最终的服务推荐结果的计算公式为:

$$service_{finial}=\begin{cases} service_{online}.if\cdot service_{online}\in services_{offline} \\ \arg\max_{service}(confidence)\,|\,service\in services_{offline}.else \end{cases}$$

步骤三,用户对推荐的服务进行评分,并收集用户的反馈信息数据,保存在日志数据库中;

步骤四,利用用户的反馈信息数据对离线强化学习模型和在线强化学习模型进行训练,返回步骤二,得到最终的服务推荐结果;

首先,在固定的时间周期通过日志数据库中用户的反馈信息数据对离线强化学习模型进行训练,训练完成后对离线强化学习模型进行更新;在训练期间将离线强化学习模型的副本部署在线上强化学习模型上;

同时,根据用户实时反馈的数据对在线强化学习模型进行训练,此时通过离线强化学习模型副本与实时更新的在线强化学习模型共同决定服务推荐;

最后,当离线强化学习模型训练完成后,以更新后的离线强化学习模型与实时更新的在线强化学习模型共同决策服务推荐;

步骤五,根据最终的服务推荐结果提交工作流程,用户点击运行按钮执行该工作流程,观察并记录运行结果;

步骤六、当各节点类的微服务全部推荐服务和执行完毕后,基于BPMN的服务推荐组合方法完毕。

2.根据权利要求1所述的一种基于BPMN的服务推荐组合方法,其特征在于,所述流程编辑界面的中间为画布,用户在画布上进行流程绘制;左侧为图元列表,上方为功能按钮;右侧为自定义模块,支持用户对每个图形化元素进行自定义。

3.根据权利要求1所述的一种基于BPMN的服务推荐组合方法,其特征在于,工作流程的

设计过程为:首先,用户在流程编辑界面绘制所需图元,并按顺序对各图元进行串接;然后通过自然语言描述编辑每个图元节点,得到BPMN流程图。

4.根据权利要求3所述的一种基于BPMN的服务推荐组合方法,其特征在于,图元的绘制包括图元的编辑、拖拽、增加和删除。

5.根据权利要求1～4任意一项所述的一种基于BPMN的服务推荐组合方法,其特征在于,图元指的是图形元素,图形元素分为四种:流对象Flow Objects、连接对象Connecting Objects、甬道Swimlanes和描述对象Artifacts。

6.根据权利要求1所述的一种基于BPMN的服务推荐组合方法,其特征在于,奖励R的计算公式为:

$$R=\frac{0.8\times\frac{score-50}{100}+0.2\times\frac{popularity-5}{10}}{latency}\times level。$$

7.根据权利要求1所述的一种基于BPMN的服务推荐组合方法,其特征在于,步骤执行工作流程的过程为:

提交工作流程后,通过Argo执行绑定了API的BPMN流程图,具体为:系统前端对Argo工作流的执行进行状态映射以及日志追踪,用户能实时查看API执行状态以及运行结果;运行成功后,前端会用标记提醒用户流程状态变更;当点击任务节点时,通过弹出框展示执行结果。

8.实现权利要求1所述的服务推荐组合方法的可交互系统,其特征在于,包括描述用户需求的BPMN前端、实现强化学习算法的后端以及基于Argo的服务执行引擎工具,将BPMN的流程框架映射为Argo的工作流,执行绑定了API的BPMN图,为推荐结果进行评分以及运行流程、查看API执行日志。

一种基于BPMN的服务推荐组合方法

技术领域

[0001] 本发明涉及服务推荐组合领域,尤其涉及一种基于BPMN(Business Process Modeling Notation,业务流程建模标注)的服务推荐组合方法。

背景技术

[0002] 随着互联网技术的飞速发展,越来越多的Web服务出现在人类的生活中,云端的各种软件得到了广泛的应用。在当前的服务导向型环境中,服务类型和应用程序系统数量繁多,呈现出爆炸性的增长。近年来,众多公司纷纷推出了大量用户可以访问和使用的服务和产品。然而,随着大众服务的数量增多,很难让单一的服务满足用户的复杂需求。面对当前的服务导向型环境,一个简单的服务可能由于其功能限制而无法满足复杂的业务需求。因此,为了满足各种业务需求,有必要将单个服务进行组合以生成具有丰富功能的应用程序。服务组合基于可重用性和互操作性的优势,在组合多个原子服务以满足复杂用户需求方面发挥着至关重要的作用。

[0003] Web服务通常以API(Application Programming Interface,应用程序编程接口)的形式呈现,每个API接收传入参数,返回执行结果,以此完成一个特定的较为单一的功能。随着大规模复杂服务的快速增长,找到合适的API来为开发人员构建复合应用程序变得日益困难。

[0004] 离线强化学习是近年来逐渐引起关注的一个研究领域。它旨在通过从历史数据中学习,为在线决策提供一个强大的框架。虽然随着算法的不断更新,离线强化学习在许多领域体现了其应用价值,例如推荐系统、游戏和机器人控制等,但是它也面临着一系列的挑战,也有很多问题亟待解决。在离线强化学习算法中,模型使用离线的历史数据集进行批量训练,而这些数据集是在没有实时交互的情况下收集的。这使得离线强化学习非常适合于在数据有限的情况下进行训练,并且可以有效地利用大型历史数据集的优势。

[0005] BPMN使用一系列图形符号,它以流程为中心的思想,可以很好地用于描述、管理和优化业务过程,也满足用户需求表达的技术要求。在表示业务过程的流程时,它使用标准化的定义和协议来进行流程建模。BPMN通过创建和维护业务过程,以支持企业组织描述其工作目标以及提高业务效率。BPMN还提供了一系列的额外的工具包和技术扩展,用于流程建模、执行、监控和优化。BPMN在许多行业和领域都有广泛的应用,包括:制造业,BPMN可用于管理和优化制造过程,以提高生产效率和质量;金融服务,BPMN可用于管理和优化金融服务过程,以提高客户满意度和减少成本;医疗保健,BPMN可用于管理和优化医疗保健过程,以提高患者满意度和减少医疗错误;零售,BPMN可用于管理和优化零售过程,以提高客户满意度和增加销售额。总之,BPMN是一种强大的业务流程管理工具和技术,可用于管理和优化各种行业和领域的业务过程。

[0006] Argo工作流是一个基于Kubernetes的Git开源项目,在Kubernetes本地运行了提供基于容器的工作流执行引擎,本发明对Argo进行了汉化,并使用其运行为用户推荐的API。它支持DAG(有向无环图)和基于步骤的工作流,并提供了接口允许用户使用类似于传

统YAML的自定义DSL编写、启动和运行多步骤流程,工作流中的每个步骤都可以放在一个单独的容器中,以相对独立的逻辑实现其功能,最后在符合数据依赖、逻辑依赖的条件下完成工作流任务。Argo可以方便地定义依赖关系,通过自定义程序语言构建工作流、并提供了可交互的UI界面帮助用户观测流程运行情况。Argo在Kubernetes的基础上提供了一种简单而强大的方式来定义、部署和监控复杂的工作流。通过将每个步骤作为容器实现,Argo可以处理复杂的依赖关系、循环等,并支持文件流管理、监控和日志等功能。

发明内容

[0007] 本发明结合离线强化学习、BPMN和Argo工作流的特点,提供了一种基于BPMN的服务推荐组合方法,将实际业务工作流使用微服务的架构部署到容器中,不需要用户学习如何编写部署文档,即可实现设计工作流到实际部署完成工作流程的全过程,大大降低了微服务部署的门槛。

[0008] 所述基于BPMN的服务推荐组合方法,包括以下步骤:

[0009] 步骤一、用户通过流程编辑界面设计一个仅包括图元和自然语言描述的工作流程,以BPMN格式进行存储;

[0010] 所述流程编辑界面的中间为画布,用户在画布上进行流程绘制;左侧为图元列表,上方为功能按钮,包括一键部署功能按钮;右侧为自定义模块,支持用户对每个图形化元素进行自定义;

[0011] 图元指的是图形元素,图形元素分为四种:流对象(Flow Objects)、连接对象(Connecting Objects)、甬道(Swimlanes)和描述对象(Artifacts)。

[0012] 工作流程的设计过程为:

[0013] 首先,用户在流程编辑界面绘制所需图元,并按顺序对各图元进行串接;同时通过自然语言描述编辑每个图元节点,得到BPMN流程图。

[0014] 图元的绘制包括图元的编辑、拖拽、增加和删除。

[0015] 步骤二、根据BPMN图的结构信息和各个节点的自然语言描述,将图形化的BPMN流程图转化为强化学习问题;

[0016] 强化学习问题的MDP被定义为以下元组M=(S,A,R):

[0017] (1)状态S:状态S包括前一任务的服务service_pre和当前任务的描述description,其中当前任务的描述通过语义相似性模块转转化为语义向量。

[0018] (2)动作A:在服务组合中,代理的动作A是为当前任务选择的服务,表示为service_cur。

[0019] (3)奖励R:相应地,奖励R由服务的QoS和用户的反馈得分score决定。QoS指标包括延迟latency、流行度popularity和级别level,分别表示推荐服务的延迟时间、流行度和服务水平;用户的反馈得分越高,表示推荐的服务越能满足用户的需求。

[0020] $$R=\frac{0.8\times\frac{score-50}{100}+0.2\times\frac{popularity-5}{10}}{latency}\times level$$

[0021] 步骤三,通过离线强化学习模型和在线强化学习模型共同对BPMN流程图的各个任务节点推荐API,进一步通过API推荐服务;

[0022] 离线强化学习模型和在线强化学习模型的输入为S＝[PreAPI(前置节点API),Description(当前节点描述)],输出为A＝[CurAPI(当前节点推荐的API)];离线强化学习模型输出置信度排名前Top-n的服务集合,记为$services_{offline}$;在线强化学习模型输出一个推荐的服务结果,记为$service_{online}$;则最终的服务推荐结果的计算公式为:

[0023] $$service_{finial}=\begin{cases} service_{online}.if\cdot service_{online}\in services_{offline} \\ argmax_{service}(confidence)\,|\,service\in services_{offline}.else \end{cases}$$

[0024] 步骤四,用户对推荐的服务进行评分,并收集用户的反馈信息数据,保存在日志数据库中;

[0025] 将用户的反馈信息数据整理成<S,A,R>的形式,其中,S＝[PreAPI(前置节点API),Description(当前节点描述)],A＝CurAPI(当前节点API),R为奖励。

[0026] 步骤五,利用用户的反馈信息数据对离线强化学习模型和在线强化学习模型进行训练,返回步骤三,得到最终的服务推荐结果;

[0027] 首先,在固定的时间周期通过日志数据库中用户的反馈信息数据对离线强化学习模型进行训练,训练完成后对离线强化学习模型进行更新;在训练期间将离线强化学习模型的副本部署在线上强化学习模型上;

[0028] 同时,根据用户实时反馈的数据对在线强化学习模型进行训练,此时通过离线强化学习模型副本与实时更新的在线强化学习模型共同决定服务推荐;

[0029] 最后,当离线强化学习模型训练完成后,以更新后的离线强化学习模型与实时更新的在线强化学习模型共同决策服务推荐。

[0030] 步骤六,根据最终的服务推荐结果提交工作流程,用户点击运行按钮执行该工作流程,观察并记录运行结果;

[0031] 提交工作流程后,通过Argo执行绑定了API的BPMN流程图,具体为:系统前端对Argo工作流的执行进行状态映射以及日志追踪,用户能实时查看API执行状态以及运行结果,系统为其绑定API后,将工作流程提交,运行成功后,前端会用标记提醒用户流程状态变更,同时点击任务节点后,会通过弹出框展示执行结果。

[0032] 步骤七、当各节点类的微服务全部推荐服务和执行完毕后,基于BPMN的服务推荐组合方法完毕。

[0033] 实现上述服务推荐组合方法的可交互系统包括描述用户需求的BPMN前端、实现强化学习算法的后端以及基于Argo的服务执行引擎工具,将BPMN的流程框架映射为Argo的工作流,执行绑定了API的BPMN图,为推荐结果进行评分以及运行流程、查看API执行日志。

[0034] 本发明的优点在于:

[0035] (1)本发明一种基于BPMN的服务推荐组合方法,利用可视化的流程编辑界面,对用户友好,用户只需要与可视化界面进行交互,即可完成自己的需求建模并获得推荐结果、查看实时运行日志,节省了用户在使用上的学习成本,简化了用户的操作。

[0036] (2)本发明一种基于BPMN的服务推荐组合方法,使用强化学习模型进行服务推荐,并利用用户的反馈信息对推荐算法进行调整和优化,提高推荐的准确性和满意度。

附图说明

[0037] 图1为本发明一种基于BPMN的服务推荐组合方法的流程图;

[0038] 图2为本发明采用的基于BPMN的工作流程编辑创建的前端界面;

[0039] 图3为本发明实施例对各个BPMN流程节点展示推荐结果的前端界面;

[0040] 图4为本发明实施例对各个BPMN流程节点完成服务推荐的前端界面;

[0041] 图5为本发明实施例中用户对各个BPMN流程节点进行交互评分的前端界面;

[0042] 图6为本发明建立的基于强化学习算法的工作模块;

[0043] 图7为本发明采用的离线强化学习模型和在线强化学习模型的协作流程图;

[0044] 图8为本发明实施例中工作流程运行成功后的前端界面;

[0045] 图9为本发明实施例中工作流程运行结束后的任务节点的执行结果展示示意图。

具体实施方式

[0046] 下面将结合附图和实施实例对本发明作进一步的详细说明。

[0047] 本发明一种基于BPMN的服务推荐组合方法,如图1所示,分以下步骤:

[0048] 步骤一、用户通过流程编辑界面设计一个仅包括图元和自然语言描述的工作流程,以bpmn格式进行存储;

[0049] 如图2所示,流程编辑界面的左侧是一系列符合BPMN2.0规范的图形化元素,中间为画布,用户在画布上编辑流程,流程编辑界面支持用户使用拖拽方式绘制各类图元;上方按钮为支持的一些功能,一键部署功能会将用户完成的流程文件发送给BPMN转YAML的组件。右侧显示该界面也可支持用户对每个图形化元素进行一些定义,id为拖曳到画布中自动为该元素生成的随机id。

[0050] 流程编辑界面的功能包括:流程图元的列表;流程图元的编辑、拖拽、增加、删除;流程图元属性值的修改;

[0051] 用户根据需求有序地将各图元串接为完整的业务流程,同时用自然语言描述编辑每个节点;

[0052] 图元指的是一组图形元素,比如活动是长方形,路由是菱形。图形元素分为四种:流对象(Flow Objects)、连接对象(Connecting Objects)、甬道(Swimlanes)和描述对象(Artifacts)。

[0053] 本发明扩展了BPMN的Vue功能组件,允许开发者在绘制BPMN图的同时为每个任务节点绑定API。

[0054] 步骤二、根据bpmn图的结构信息和各个节点的自然语言描述,将图形化的bpmn图转化为强化学习问题。

[0055] 具体而言,强化学习问题的MDP(Markov Decision Process,马尔科夫决策过程)被定义为以下元组M=(S,A,R):

[0056] (1)状态S:状态S主要包括前一任务的服务service_pre和当前任务的描述description。

[0057] (2)动作A:在服务组合中,代理的动作A是为当前任务选择的服务,表示为service_cur。

[0058] (3)奖励R:相应地,奖励R主要由服务的QoS(服务质量)和用户的反馈得分(score)所决定。QoS指标如延迟(latency)、流行度(popularity)、级别(level),分别表示推荐服务的延迟时间、流行度和服务水平;用户的反馈得分则反映了用户的反馈,用户分数越高,意

味着推荐的服务越能满足用户的需求。

[0059] $$R=\frac{0.8\times\frac{score-50}{100}+0.2\times\frac{popularity-5}{10}}{latency}\times level$$

[0060] 通过这种方式,确保了可以更好地描述和优化服务组合的决策过程,并确保模型可以及时捕捉服务的QoS波动,从而进一步提高推荐服务的表现,增加用户满意度。

[0061] 例如,参考图3,工作流程包含三个任务,其推荐服务分别为a、b和c。此时在第二个任务中,用户对任务2的推荐服务b的评价为80分。在这个情境下,本发明定义相应的状态S={a,搜索相关报道},智能体的动作A即为服务b,并可依据公式来计算奖励R。

[0062] 特别需要关注的是,在计算S时,程序需要将任务描述(搜索相关报道)转化为语义向量。为实现这一目标,本发明利用计算语义相似性的开源模块来获取任务描述的语义向量。

[0063] 步骤三、实时生成个性化的服务推荐,服务推荐的结果反馈在bpmn图形界面上供用户查看。

[0064] 算法的最终目的是为如图2所示的BPMN图的各个任务节点推荐合适的API,使用离线和在线两个强化学习模型进行共同推荐,模型的输入为S=[PreAPI(前置节点API),Description(当前节点描述)],输出为A=[CurAPI(为当前节点推荐的API)]。具体策略是,离线模型会输出置信度排名前Top-n的服务集合,记为$services_{offline}$。类似地,在线模型会输出在线模型推荐的服务结果(区别于离线模型输出动作集合,在线模型只输出一个动作),记为$service_{online}$。

[0065] 因此,最终的服务推荐结果会按照以下公式进行计算:

[0066] $$service_{finial}=\begin{cases} service_{online}, if \cdot service_{online}\in services_{offline} \\ \arg\max_{service}(confidence)\,|\,service\in services_{offline}, else \end{cases}$$

[0067] 如图4所示,为对每个任务节点完成服务推荐的效果,其中每个框代表一项任务节点,括号内则描述了为其推荐的服务的功能,与此同时,在数据层,每个任务节点也与该节点推荐的服务ID一一对应。

[0068] 步骤四、接收用户反馈收集数据。

[0069] 如图5所示,用户对推荐结果进行评分以提升模型,用户的标记被整理成<S,A,R>的形式供强化学习训练,其中,S=[PreAPI(前置节点API),Description(当前节点描述)],A=CurAPI(当前节点API)。

[0070] 此外,步骤二中直接产生的训练数据中包含API描述这种文本格式,因此需要将其处理成向量。本发明基于计算语义相似度的算法,实现了计算语义向量的函数,完成文本到向量的转换。

[0071] 步骤五、利用用户的反馈信息数据对离线强化学习模型和在线强化学习模型进行训练,返回步骤三,得到最终的服务推荐结果;

[0072] 如图6和图7所示,在训练环节,一方面是离线强化学习模型的训练,将反馈数据全部存储在数据库中,在固定的时间周期用全量数据进行模型训练,考虑到离线模型更新较为缓慢,而用户短时间内可能较为频繁地使用系统,训练期间会将离线模型的副本部署在线上,训练完毕后再进行更新。另一方面在单独训练的在线强化学习模型则是实时根据用

户的反馈学习,与离线模型共同决策。

[0073] 步骤六、为用户的任务流程推荐、绑定服务后,用户可以点击运行按钮执行服务,观察并记录运行结果。

[0074] 提交流程后,系统前端对Argo工作流的执行进行状态映射以及日志追踪,便于用户实时查看API执行状态以及运行结果;系统为其绑定API后,将工作流提交,运行成功后,前端会用绿色的对勾标记提醒用户流程状态变更,如图8所示;同时点击任务节点后,右侧弹出框也会展示执行结果,如图9所示;

[0075] Argo Workflows是一个基于容器技术开源的Kubernetes本地工作流引擎,具有协调调度并行作业的功能。通过Kubernetes CRD(自定义资源定义)可以定义与实现Argo Workflows,由此可以在任何Kubernetes集群上运行,编排高度并行的工作。

[0076] 具体来说,本发明将每个绑定了API的bpmn任务节点映射为Argo后端的容器,将bpmn的流程框架映射为Argo的工作流,每个工作流包含一个或多个容器,这些容器间也根据BPMN的业务逻辑存在依赖关系。

[0077] 步骤七、当各节点类的微服务全部推荐服务和执行完毕后,基于BPMN的服务推荐组合方法完毕。

[0078] 本发明其组件包括描述用户需求的BPMN前端、实现强化学习算法的后端以及基于Argo的服务执行引擎工具,可将BPMN的流程框架映射为Argo的工作流,执行绑定了API的BPMN图,为推荐结果进行评分以及运行流程、查看API执行日志,构建了一个可以为用户推荐和组合各种服务的可交互系统,具有一定的实用性。

[0079] 本发明一方面,提供可视化的流程编辑界面,支持使用拖拽方式绘制流程的各类图元,有序地串接为完整的业务流程;提供对流程属性、流程中各业务环节属性的即时设置,以及流程的保存、提交和部署。

[0080] 另一方面,本发明结合流程图的逻辑结构以及用户反馈机制,将服务推荐组合问题转化为对流程图任务节点推荐服务的问题,进而将问题建模为马尔科夫过程,定义了状态、动作、评分等。

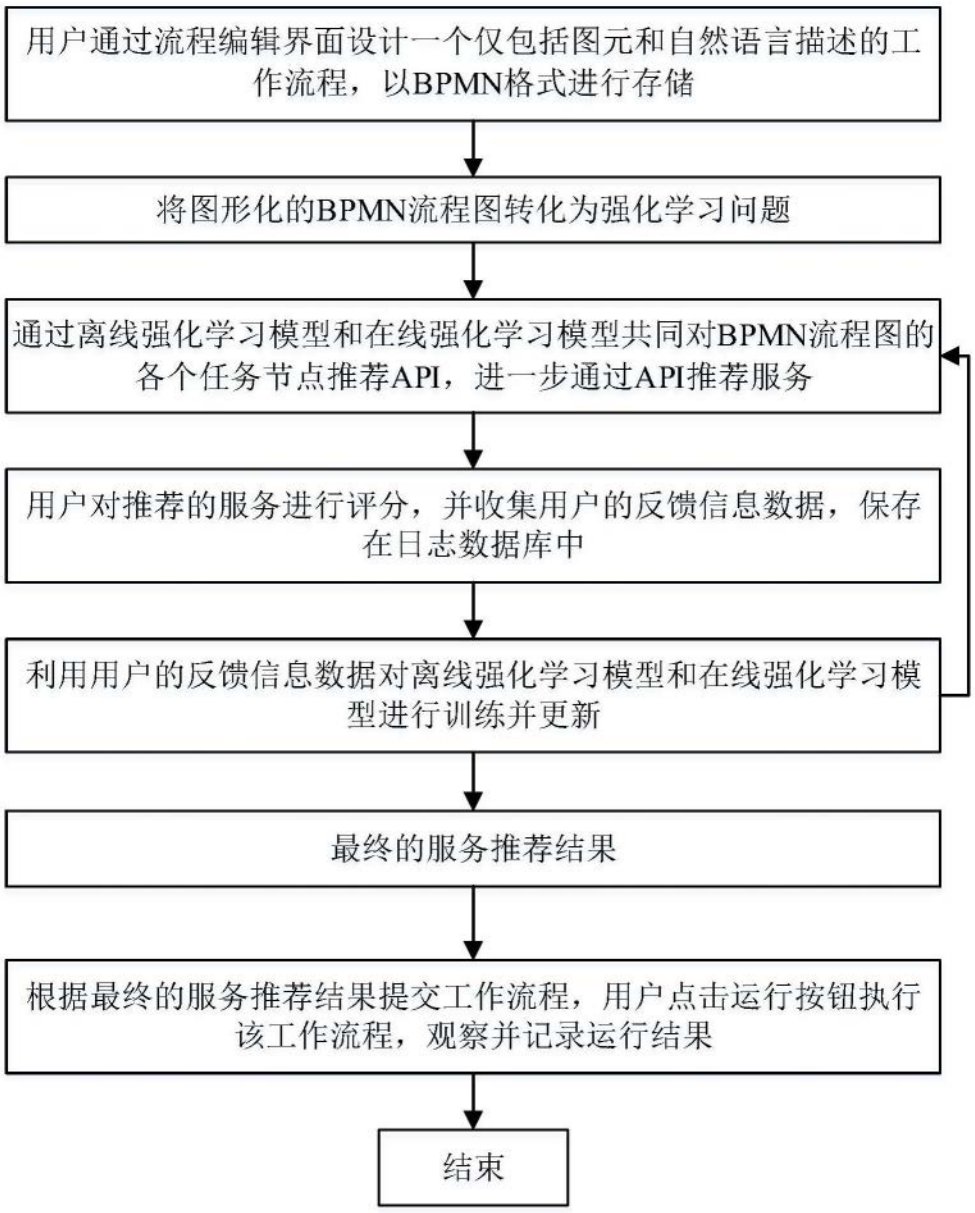

用户通过流程编辑界面设计一个仅包括图元和自然语言描述的工作流程，以BPMN格式进行存储
将图形化的BPMN流程图转化为强化学习问题
通过离线强化学习模型和在线强化学习模型共同对BPMN流程图的各个任务节点推荐API，进一步通过API推荐服务
用户对推荐的服务进行评分，并收集用户的反馈信息数据，保存在日志数据库中
利用用户的反馈信息数据对离线强化学习模型和在线强化学习模型进行训练并更新
最终的服务推荐结果
根据最终的服务推荐结果提交工作流程，用户点击运行按钮执行该工作流程，观察并记录运行结果
结束

图1

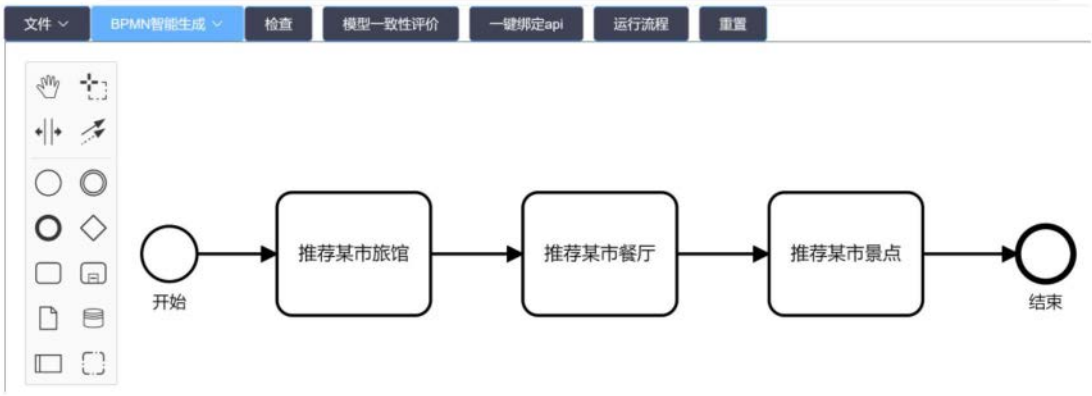

文件
BPMN智能生成
检查
模型一致性评价
一键绑定api
运行流程
重置
开始
推荐某市旅馆
推荐某市餐厅
推荐某市景点
结束

图2

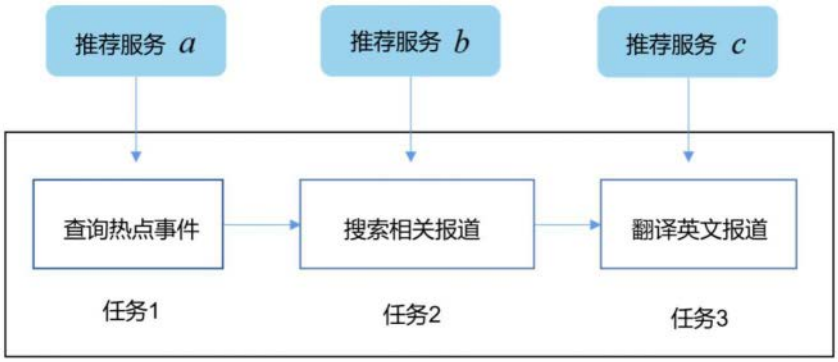

推荐服务 a
推荐服务 b
推荐服务 c
查询热点事件
搜索相关报道
翻译英文报道
任务1
任务2
任务3

图3

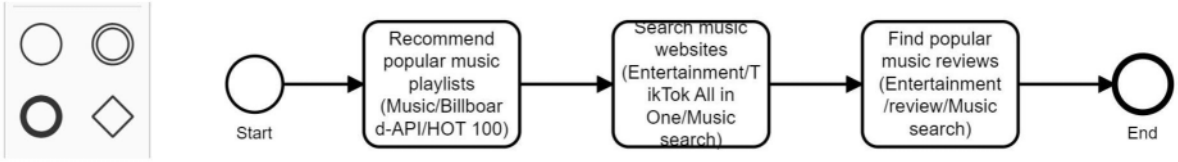

Start
Recommend popular music playlists (Music/Billboard-API/HOT 100)
Search music websites (Entertainment/TikTok All in One/Music search)
Find popular music reviews (Entertainment /review/Music search)
End

图4

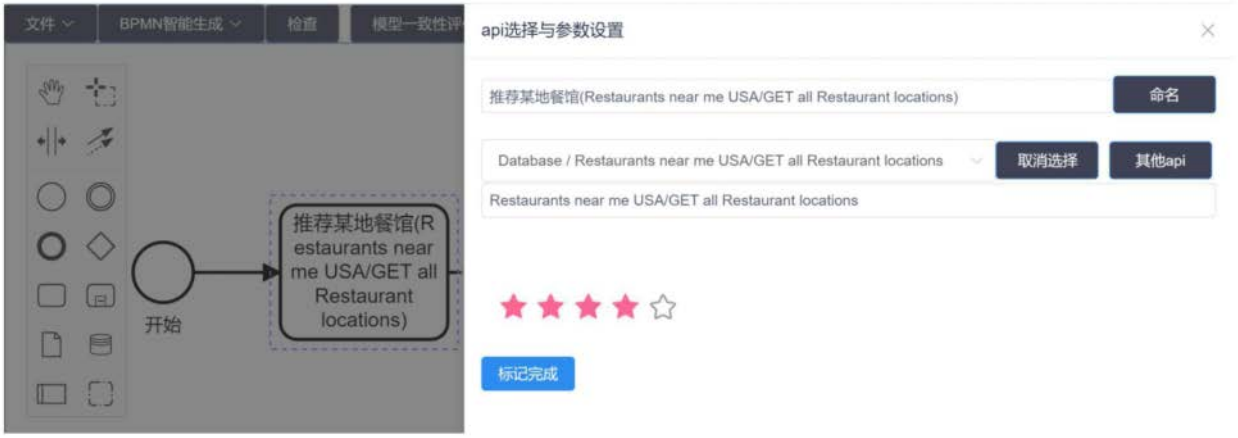

文件
BPMN智能生成
检查
模型一致性评
开始
推荐某地餐馆(Restaurants near me USA/GET all Restaurant locations)
api选择与参数设置
推荐某地餐馆(Restaurants near me USA/GET all Restaurant locations)
命名
Database / Restaurants near me USA/GET all Restaurant locations
取消选择
其他api
Restaurants near me USA/GET all Restaurant locations
标记完成

图5

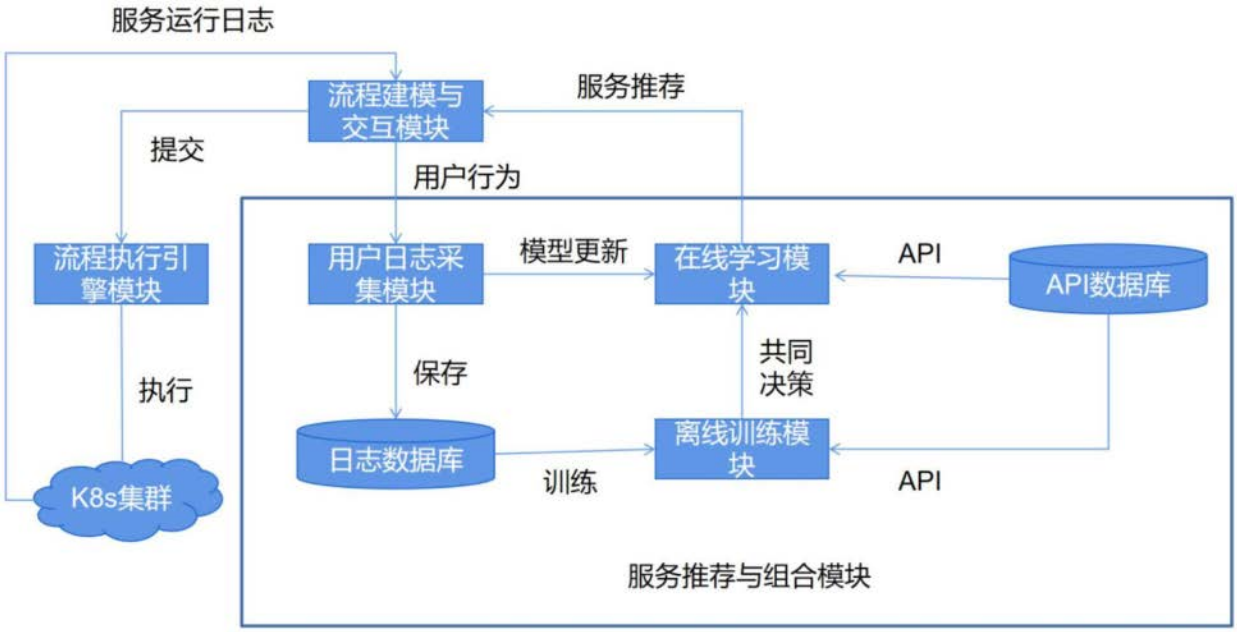

服务运行日志
流程建模与交互模块
服务推荐
提交
用户行为
流程执行引擎模块
用户日志采集模块
模型更新
在线学习模块
API
API数据库
执行
保存
共同决策
日志数据库
离线训练模块
K8s集群
训练
API
服务推荐与组合模块

图6

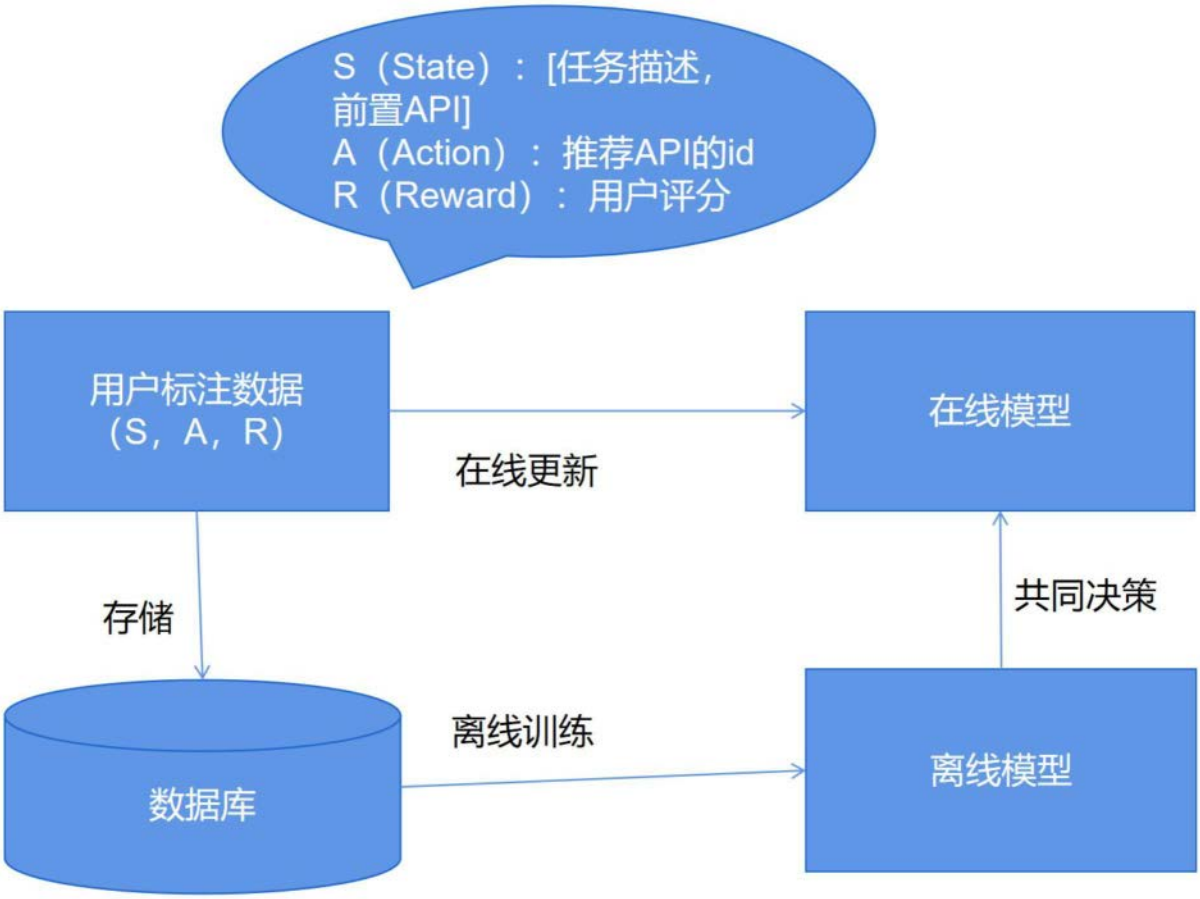

S（State）：[任务描述，
前置API]
A（Action）：推荐API的id
R（Reward）：用户评分
用户标注数据
（S，A，R）
在线更新
在线模型
存储
共同决策
数据库
离线训练
离线模型

图7

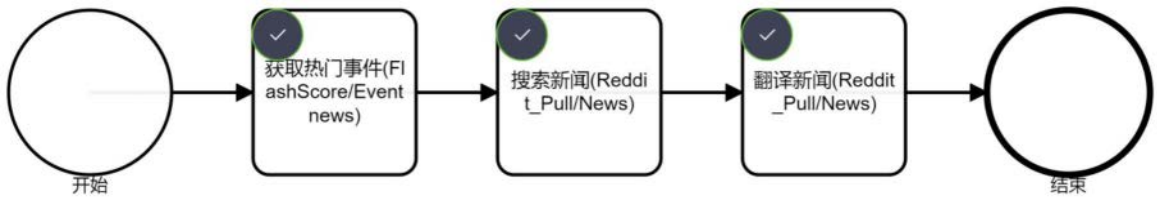

开始
获取热门事件(FlashScore/Event news)
搜索新闻(Reddit_Pull/News)
翻译新闻(Reddit_Pull/News)
结束

图8

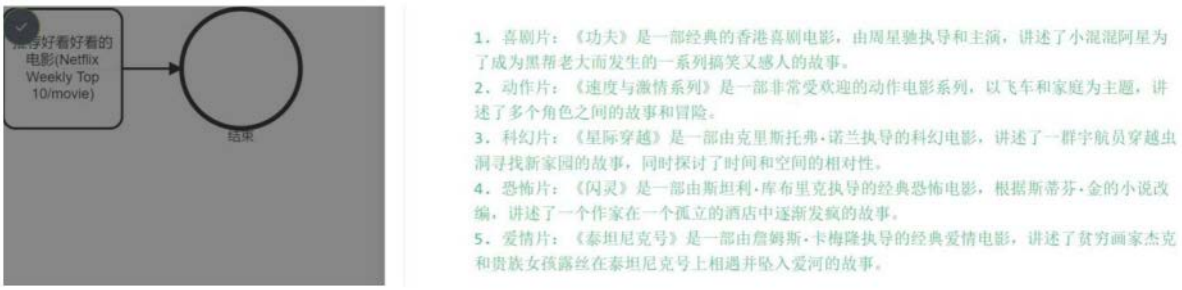

推荐好看好看的电影(Netflix Weekly Top 10/movie)
结束
1．喜剧片：《功夫》是一部经典的香港喜剧电影，由周星驰执导和主演，讲述了小混混阿星为了成为黑帮老大而发生的一系列搞笑又感人的故事。
2．动作片：《速度与激情系列》是一部非常受欢迎的动作电影系列，以飞车和家庭为主题，讲述了多个角色之间的故事和冒险。
3．科幻片：《星际穿越》是一部由克里斯托弗·诺兰执导的科幻电影，讲述了一群宇航员穿越虫洞寻找新家园的故事，同时探讨了时间和空间的相对性。
4．恐怖片：《闪灵》是一部由斯坦利·库布里克执导的经典恐怖电影，根据斯蒂芬·金的小说改编，讲述了一个作家在一个孤立的酒店中逐渐发疯的故事。
5．爱情片：《泰坦尼克号》是一部由詹姆斯·卡梅隆执导的经典爱情电影，讲述了贫穷画家杰克和贵族女孩露丝在泰坦尼克号上相遇并坠入爱河的故事。

图9