



(21) 申请号 202311710406.4

(22) 申请日 2023.12.12

(71) 申请人 中国太平洋人寿保险股份有限公司

地址 200001 上海市黄浦区寿宁路71号

(72) 发明人 唐晓莉 孙谷飞 谭炎 陈奕

方堃

(74) 专利代理机构 上海科盛知识产权代理有限

公司 31225

专利代理师 廖程

(51) Int. Cl.

G06Q 10/0637 (2023.01)

G06Q 10/10 (2023.01)

G06N 5/025 (2023.01)

G06N 20/00 (2019.01)

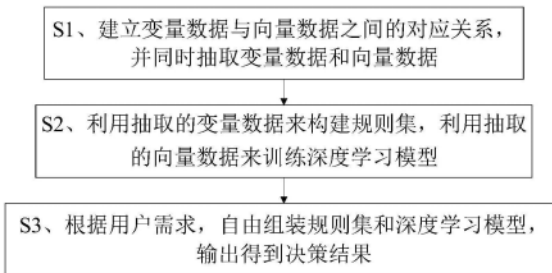
权利要求书1页 说明书4页 附图1页

(54) 发明名称

一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策系统及方法

(57) 摘要

本发明涉及一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策系统及方法,该系统包括依次连接的变量数据管理模块和决策流程管理模块,变量数据模块用于建立变量数据与向量数据之间的对应关系,并同时抽取变量数据和向量数据给决策流程管理模块;决策流程管理模块用于实现规则集和深度学习模型跨类别的组装,输出得到决策结果。该方法包括:建立变量数据与向量数据之间的对应关系,并同时抽取变量数据和向量数据;利用抽取的变量数据来构建规则集,利用抽取的向量数据来训练深度学习模型;根据用户需求,自由组装规则集和深度学习模型,输出得到决策结果。与现有技术相比,本发明能够提升决策平台上变量数据的复用度、提高整体决策的可配置性及开发时效。



1. 一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策系统,其特征在于,包括依次连接的变量数据管理模块和决策流程管理模块,所述变量数据模块用于建立变量数据与向量数据之间的对应关系,并同时抽取变量数据和向量数据给决策流程管理模块;

所述决策流程管理模块用于实现规则集和深度学习模型跨类别的组装,以输出得到决策结果。

2. 根据权利要求1所述的一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策系统,其特征在于,所述变量数据管理模块连接有变量中心数据库和向量中心数据库。

3. 根据权利要求1所述的一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策系统,其特征在于,所述决策流程管理模块包括规则模型管理单元和决策流单元,所述规则模型管理单元与变量数据管理模块相连接,用于接收变量数据及对应的向量数据,以构造出规则集、训练出深度学习模型;

所述决策流单元用于组装规则集和深度学习模型,输出决策结果。

4. 一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1、建立变量数据与向量数据之间的对应关系,并同时抽取变量数据和向量数据;

S2、利用抽取的变量数据来构建规则集,利用抽取的向量数据来训练深度学习模型;

S3、根据用户需求,自由组装规则集和深度学习模型,输出得到决策结果。

5. 根据权利要求4所述的一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策方法,其特征在于,所述步骤S1具体包括以下步骤:

S11、建立变量数据与向量数据之间的对应关系;

S12、同时抽取变量数据及对应的向量数据,并在抽取过程中针对变量数据进行预处理,以形成统一的变量数据源。

6. 根据权利要求5所述的一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策方法,其特征在于,所述步骤S12具体是从OLAP数据库或外部数据服务中同时抽取变量数据及对应的向量数据。

7. 根据权利要求4所述的一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策方法,其特征在于,所述步骤S12中具体是在抽取过程中针对变量数据进行数据补全或兜底处理。

8. 根据权利要求4所述的一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策方法,其特征在于,所述步骤S3中自由组装规则集和深度学习模型具体包括以下几种情况:

规则集和规则集之间进行组装;

深度学习模型和深度学习模型之间进行组装;

规则集和深度学习模型之间进行组装。

9. 根据权利要求8所述的一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策方法,其特征在于,所述步骤S3中,若规则集和深度学习模型之间进行组装,则将规则集的参数作为下一层深度学习模型的节点的入模参数;或者将深度学习模型节点的出模变量作为下一规则集节点的条件参数。

10. 根据权利要求8所述的一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策方法,其特征在于,所述步骤S3具体是使用统一的节点配置的方式实现规则集和深度学习模型跨类别的组装,其中,规则的配置是通过页面设置和优先级修改来更新,深度学习模型则通过PMML类型的脚本方式进行版本内的修改。

一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策系统及方法

技术领域

[0001] 本发明涉及,尤其是涉及一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策系统及方法。

背景技术

[0002] 智能决策是组织或个人综合利用多种智能技术和工具,基于既定目标,对相关数据进行建模、分析并得到决策的过程。该过程综合约束条件、策略、偏好、不确定性等因素,可自动实现最优决策,以用于解决新增长时代日益复杂的生产、生活问题。

[0003] 当前人工智能技术和数据分析算法不断发展和创新,使得智能决策平台可以处理更多、更复杂的数据,并实现更快速、更高效的数据分析和决策支持。目前金融科技领域内,智能决策平台主要采用以下几种决策方法:

[0004] 一、传统统计策略下的决策执行:此场景主要是使用传统统计策略,针对具体业务场景如风控等,以该场景下的规则集合为核心,结合统计模型,基于变量进行决策分析,产生对应决策下的决策结果。

[0005] 二、深度学习模型下的决策执行:一般的实现方式是以代码脚本的方式进行构建,或者搭建专门的人工智能平台,往往需要预计算向量,并存储向量。(注:这里的深度学习模型是指:使用卷积神经网络等深度学习的方法,在特定营销或者风控场景下,为解决特定问题,对数据进行处理和计算的模型)

[0006] 三、跨平台或者多服务的方式:无论是在风控或者营销的场景下,单一类型的策略类型无法满足快速变化的业务需求。一般跨策略类型的场景下的实现方式,多采用跨平台或者多服务调用的方式,难以保证数据的一致性,并且整体决策结果分析都是十分割裂的。

发明内容

[0007] 本发明的目的就是为了解决上述现有技术存在的缺陷而提供一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策系统及方法,能够提升决策平台上变量数据的复用度、提高整体决策的可配置性及开发时效。

[0008] 本发明的目的可以通过以下技术方案来实现:一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策系统,包括依次连接的变量数据管理模块和决策流程管理模块,所述变量数据管理模块用于建立变量数据与向量数据之间的对应关系,并同时抽取变量数据和向量数据给决策流程管理模块;

[0009] 所述决策流程管理模块用于实现规则集和深度学习模型跨类别的组装,以输出得到决策结果。

[0010] 进一步地,所述变量数据管理模块连接有变量中心数据库和向量中心数据库。

[0011] 进一步地,所述决策流程管理模块包括规则模型管理单元和决策流单元,所述规则模型管理单元与变量数据管理模块相连接,用于接收变量数据及对应的向量数据,以构造出规则集、训练出深度学习模型;

- [0012] 所述决策流单元用于组装规则集和深度学习模型,输出决策结果。
- [0013] 一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策方法,包括以下步骤:
- [0014] S1、建立变量数据与向量数据之间的对应关系,并同时抽取变量数据和向量数据;
- [0015] S2、利用抽取的变量数据来构建规则集,利用抽取的向量数据来训练深度学习模型;
- [0016] S3、根据用户需求,自由组装规则集和深度学习模型,输出得到决策结果。
- [0017] 进一步地,所述步骤S1具体包括以下步骤:
- [0018] S11、建立变量数据与向量数据之间的对应关系;
- [0019] S12、同时抽取变量数据及对应的向量数据,并在抽取过程中针对变量数据进行预处理,以形成统一的变量数据源。
- [0020] 进一步地,所述步骤S12具体是从OLAP(On-Line Analytical Processing,联机分析处理)数据库或外部数据服务中同时抽取变量数据及对应的向量数据。
- [0021] 进一步地,所述步骤S12中具体是在抽取过程中针对变量数据进行数据补全或兜底处理。
- [0022] 进一步地,所述步骤S3中自由组装规则集和深度学习模型具体包括以下几种情况:
- [0023] 规则集和规则集之间进行组装;
- [0024] 深度学习模型和深度学习模型之间进行组装;
- [0025] 规则集和深度学习模型之间进行组装。
- [0026] 进一步地,所述步骤S3中,若规则集和深度学习模型之间进行组装,则将规则集的参数作为下一层深度学习模型的节点的入模参数;或者将深度学习模型节点的出模变量作为下一规则集节点的条件参数。
- [0027] 进一步地,所述步骤S3具体是使用统一的节点配置的方式实现规则集和深度学习模型跨类别的组装,其中,规则的配置是通过页面设置和优先级修改来更新,深度学习模型则通过PMML(Predictive Model Markup Language,预测模型标记语言)类型的脚本方式进行版本内的修改。
- [0028] 与现有技术相比,本发明具有以下优点:
- [0029] 本发明通过设置依次连接的变量数据管理模块和决策流程管理模块,利用变量数据模块建立变量数据与向量数据之间的对应关系,并同时抽取变量数据和向量数据给决策流程管理模块;利用决策流程管理模块实现规则集和深度学习模型跨类别的组装,以输出得到决策结果。由此能够实现使用统一变量数据源的目的,大大提高变量数据的复用度,并且能够对规则集和深度学习模型按照需求进行组装和编排,极大提高整体决策的可配置性和开发时效。
- [0030] 本发明通过建立变量数据与向量数据之间的对应关系,以及同时抽取变量数据及对应的向量数据,能够形成统一的变量数据源,在后续的规则和模型配置时都采用添加变量组数据源的方式,来使用这些变量数据,减少了重复开发,规则和模型的编排可根据需求从数据源获取,符合需求的情况下最高可达到100%的复用度。
- [0031] 本发明使用统一的节点配置的方式实现规则集和深度学习模型跨类别的组装,对于规则集和规则集、模型与模型、规则与模型之间都打通数据传递,应用结果参数的方法将

每层的决策结果供给给下一层进行使用,即在在统一的流程中打通规则和各类模型的入参和结果参数,从而能够快速进行配置,规则集和深度学习模型组装成一个服务对外输出,在联机服务对接中,外部系统只需要关注一个服务的规格,不需要区分规则集和模型分别做服务对接,这种统一的服务输出能有效提升联机服务对接的效率。

附图说明

[0032] 图1为本发明的方法流程示意图;

[0033] 图2为实施例的应用框架示意图。

具体实施方式

[0034] 下面结合附图和具体实施例对本发明进行详细说明。

[0035] 实施例

[0036] 一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策系统,包括依次连接的变量数据管理模块和决策流程管理模块,其中,变量数据管理模块连接有变量中心数据库和向量中心数据库,变量数据模块用于建立变量数据与向量数据之间的对应关系,并同时抽取变量数据和向量数据给决策流程管理模块;

[0037] 决策流程管理模块用于实现规则集和深度学习模型跨类别的组装,以输出得到决策结果,决策流程管理模块包括规则模型管理单元和决策流单元,规则模型管理单元与变量数据管理模块相连接,用于接收变量数据及对应的向量数据,以构造出规则集、训练出深度学习模型;决策流单元则用于组装规则集和深度学习模型,输出决策结果。

[0038] 具体的,变量数据管理模块通过打通变量中心和向量数据库,使变量和变量对应的向量建立对应关系。可根据需求从OLAP数据库、外部数据服务等中抽取分析和建模使用的数据,在抽取过程中,可以在变量中进行一些数据处理,比如一些数据补全或者兜底的策略等,形成统一的变量数据源。在规则和模型配置时都采用添加变量组数据源的方式,来使用这些变量数据。

[0039] 决策流程管理模块(包括规则和模型管理单元、决策流单元)在决策配置过程中能够自由组合基于变量的规则和传统机器学习,和基于向量的深度学习。使用统一的节点配置的方式实现规则集和深度学习模型跨类别的组装,但内部设置有不同的细节,规则的配置会通过页面设置和优先级修改来更新,而模型则通过PMML(Predictive Model Markup Language,预测模型标记语言)类型的脚本的方式进行版本内的修改。

[0040] 以上两个功能模块之间的数据信息处理过程为:变量数据管理模块中存储的变量数据,在决策流程管理模块中可以访问,底层权限打通,平台配置选择需要使用的变量数据。基于传统统计策略的规则集使用变量数据模块中的变量中心,深度学习模型使用变量数据管理模块中的向量中心,最终以数据表加文件存储的形式,通过建立统一的索引,在决策流程管理模块中配置索引ID来找到对应的模块,进行处理和组装。

[0041] 基于上述系统,实现一种融合统计策略和深度学习模型的智能决策方法,如图1所示,包括以下步骤:

[0042] S1、建立变量数据与向量数据之间的对应关系,并同时抽取变量数据和向量数据;

[0043] S2、利用抽取的变量数据来构建规则集,利用抽取的向量数据来训练深度学习模

型；

[0044] S3、根据用户需求,自由组装规则集和深度学习模型,输出得到决策结果。

[0045] 本实施例应用上述技术方案,搭建如图2所示的应用框架,主要内容有:

[0046] 一、在决策平台内,搭建变量中心的模块,打通变量中心和向量数据库,使变量和变量对应的向量建立对应关系。主要为后面的规则、传统统计模型和深度模型的融合做好数据准备的基础。在变量抽取后,可以分别应用在规则和模型,或者同时应用在规则和模型上。

[0047] 二、在决策平台内,分别搭建规则和模型管理的模块,在所属模块内对规则和机器学习模型进行使用变量的配置,以及结果参数的映射等。

[0048] 三、在决策平台内,搭建决策流模块,其中节点的配置支持多类型,如规则和深度学习模型。

[0049] 四、对规则和深度学习按照需求进行组装和编排,支持规则的结果被深度学习模型的入参使用,支持规则的入参来源深度学习模型的结果。支持单决策流程可选择只执行规则、只执行模型、或者规则和模型都执行。

[0050] 由此,一方面通过打通变量中心和向量数据库,使变量和变量对应的向量建立对应关系,在决策配置过程中可以自由组合基于变量的规则 and 传统机器学习,和基于向量的深度学习。支持使用统一的变量数据源(对应变量的数据管理模块)。规则和深度学习模型在决策流进行组装融合时,可以选择来源统一的变量数据源,以保证整体决策的数据一致性,也能减少重复的配置和开发。

[0051] 另一方面深度集成深度学习模型:决策引擎可以根据配置创建独立运行时,分配资源,自动加载深度模型,成为可运行节点,和传统规则和统计学习形成统一的决策计算流并服务化。

[0052] 此外,决策流程管理支持上层组装。统一平台配置:全部的配置操作在平台上进行。结果参数传递和跨类别组装:对于规则集和规则集、模型与模型、规则与模型之间都打通数据传递,应用结果参数的方法将每层的决策结果供给给下一层进行使用。例如规则集的结果参数可以作为下一层深度学习模型的节点的入模参数,此时,规则集的结果参数自动根据需要根据提前定义好的函数转化为深度模型的输入向量。而深度学习模型节点的出模变量,可以作为下一规则集节点的条件参数。深度模型和深度模型之间同样可以装配组合,因此可以实现端到端和预训练模式的配置化的切换,原初模型和蒸馏模型的配置化的切换等等,决策流程参数实现更广泛意义上的跨类别传递。统一服务输出:规则集和深度学习模型组装成一个服务对外输出。联机服务对接中,外部系统只需要关注一个服务的规格,不需要区分规则集和模型分别做服务对接。

[0053] 综上所述,本方案能够提升变量复用度:平台上变量数据可达到100%可复用,统一的变量数据源的使用,减少了重复开发,规则和模型的编排可根据需求从数据源获取,符合需求的情况下最高可达到100%的复用度。

[0054] 能够提升决策开发时效,在统一的流程中打通规则和各类模型的入参和结果参数,能够快速进行配置,极大提高整体决策的可配置性和开发时效;统一的服务输出对于联机服务对接的效率提升也是十分显著的。

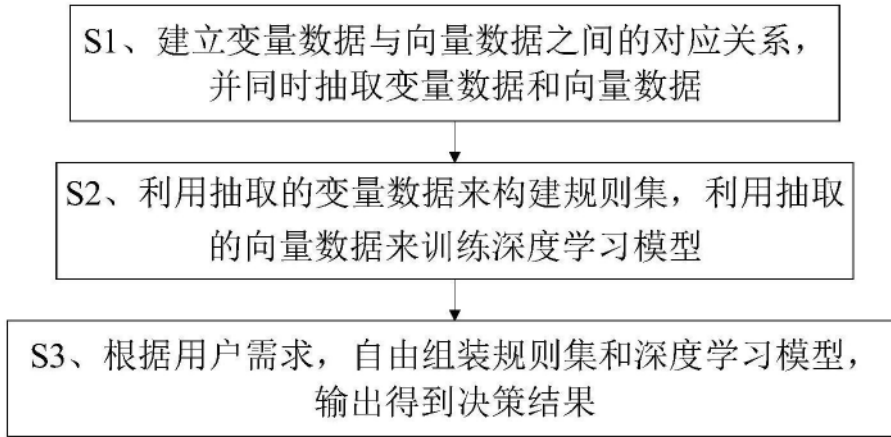


图1

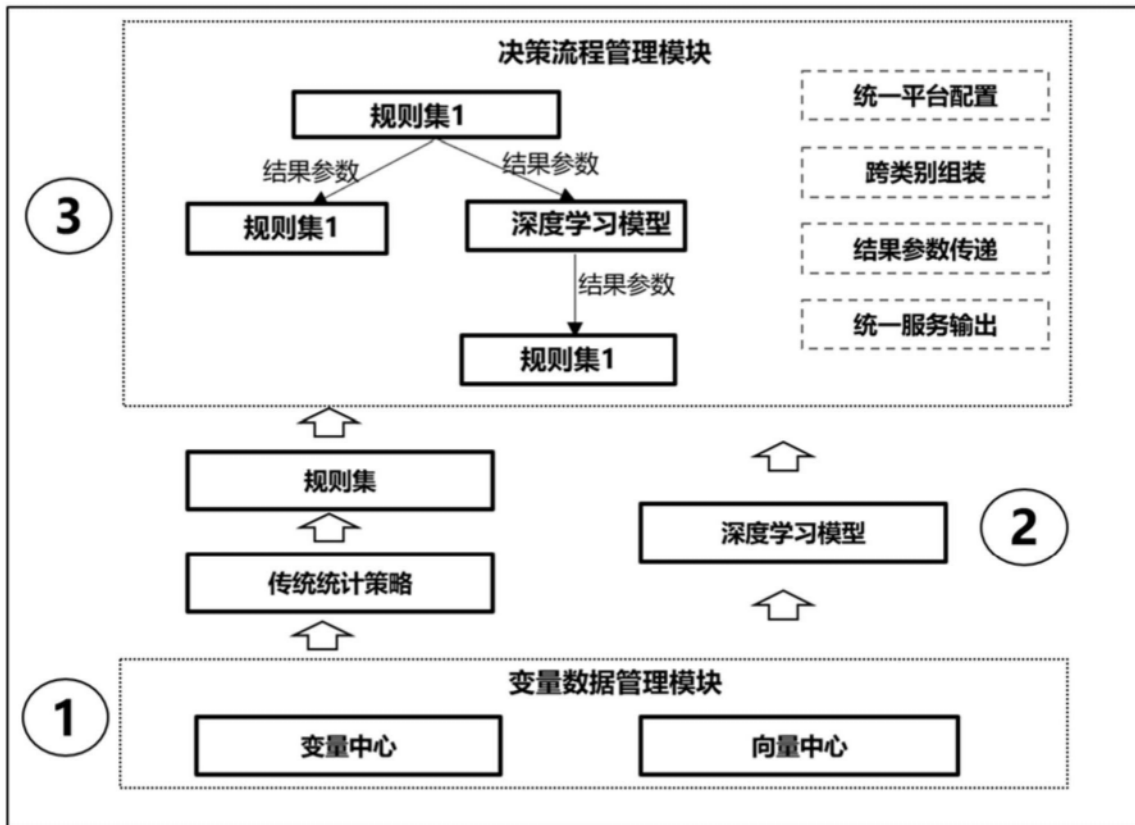


图2