



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115860815 A

(43) 申请公布日 2023. 03. 28

(21) 申请号 202211487798.8

(22) 申请日 2022.11.22

(71) 申请人 中国工商银行股份有限公司

地址 100140 北京市西城区复兴门内大街  
55号

(72) 发明人 程锦东 陈思念 李洲 薛振宇

(74) 专利代理机构 中科专利商标代理有限责任  
公司 11021

专利代理师 张体南

(51) Int. Cl.

G06Q 30/0207 (2023.01)

G06Q 10/04 (2023.01)

G06F 18/23213 (2023.01)

G06F 18/214 (2023.01)

G06F 18/2415 (2023.01)

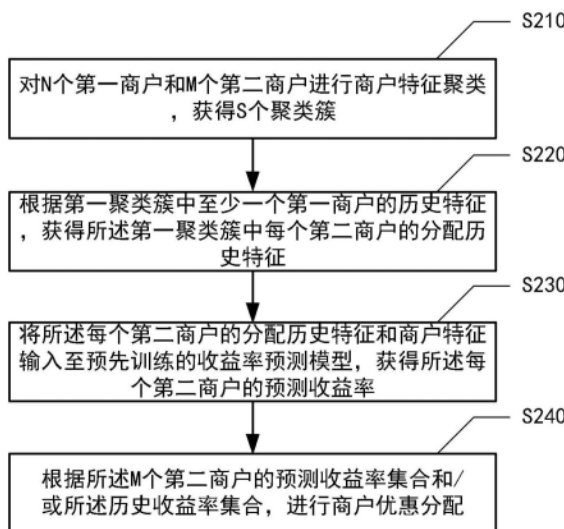
权利要求书3页 说明书14页 附图5页

(54) 发明名称

商户优惠分配方法、装置、设备和介质

(57) 摘要

本公开提供了一种商户优惠分配方法,涉及人工智能领域。该方法包括:对N个第一商户和M个第二商户进行商户特征聚类,获得S个聚类簇;根据第一聚类簇中至少一个第一商户的历史特征,获得所述第一聚类簇中每个第二商户的分配历史特征,其中,所述第一聚类簇为所述S个聚类簇中的任一个簇;将所述每个第二商户的分配历史特征和商户特征输入至预先训练的收益率预测模型,获得所述每个第二商户的预测收益率;根据所述M个第二商户的预测收益率集合和/或所述历史收益率集合,进行商户优惠分配。本公开还提供了一种商户优惠装置、设备、存储介质和程序产品。



1. 一种商户优惠分配方法,包括:

对N个第一商户和M个第二商户进行商户特征聚类,获得S个聚类簇,其中,商户特征根据商户固有的属性数据获得,所述N个第一商户包括已参加历史优惠活动的商户,所述M个第二商户包括未参加所述历史优惠活动的商户,N、M和S分别为大于或等于1的整数;

根据第一聚类簇中至少一个第一商户的历史特征,获得所述第一聚类簇中每个第二商户的分配历史特征,其中,所述第一聚类簇为所述S个聚类簇中的任一个簇,历史特征根据所述至少一个第一商户参加所述历史优惠活动过程中的数据来获得;

将所述每个第二商户的分配历史特征和商户特征输入至预先训练的收益率预测模型,获得所述每个第二商户的预测收益率,其中,所述收益率预测模型根据所述N个第一商户的商户特征集合、历史特征集合和历史收益率集合训练获得;

根据所述M个第二商户的预测收益率集合和/或所述历史收益率集合,进行商户优惠分配。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中,在训练所述收益率预测模型之前,包括:

获取所述N个第一商户中每个第一商户的候选历史收益率集合,其中,所述候选历史收益率集合包括至少一个子收益率,所述至少一个子收益率与所述每个第一商户参加的至少一次历史优惠活动一一对应;

根据所述至少一次历史优惠活动之间的时间顺序,对所述至少一个子收益率中每个子收益率分配时间衰减因子;

根据所述每个子收益率和对应的时间衰减因子,获得所述每个第一商户的历史收益率。

3. 根据权利要求1所述的方法,其中,在训练所述收益率预测模型之前,包括:

获取所述N个第一商户中每个第一商户的候选特征集合,其中,所述候选特征集合包括所述每个第一商户的候选商户特征和候选历史特征,所述每个第一商户的候选商户特征包括至少一个商户子特征,所述每个第一商户的候选历史特征包括至少一个历史子特征;

计算所述候选特征集合中每个商户子特征和每个历史子特征的信息增益;

利用决策树算法根据所述信息增益筛选所述每个商户子特征和每个历史子特征,得到所述商户特征集合和所述历史特征集合。

4. 根据权利要求3所述的方法,其中,包括:

获取所述每个第一商户的历史收益记录,其中,所述历史收益记录包括所述每个第一商户参加所述历史优惠活动获得的收益;

根据所述历史收益记录对所述N个第一商户进行分类;

其中,所述计算所述候选特征集合中每个商户子特征和每个历史子特征的信息增益包括:

根据所述N个第一商户的分类结果计算所述候选特征集合中每个商户子特征和每个历史子特征的信息增益。

5. 根据权利要求2至4中任一项所述的方法,其中,在将所述每个第二商户的分配历史特征和商户特征输入至预先训练的收益率预测模型之前,还包括训练所述收益率预测模型,具体包括:

将N个训练样本输入至待训练的所述收益率预测模型,其中,所述N个训练样本根据所

述N个第一商户的商户特征集合和历史特征集合和历史收益率集合来获得,每个训练样本包括所述每个第一商户的商户特征、历史特征和历史收益率;

通过所述收益率预测模型处理所述每个第一商户的商户特征和历史特征,获得所述每个第一商户的预测收益率;

根据所述每个第一商户的预测收益率和历史收益率之间的差异程度,更新所述收益率预测模型的参数。

6. 根据权利要求2所述的方法,其中,所述根据所述M个第二商户的预测收益率集合和/或所述历史收益率集合,进行商户优惠分配包括:

根据所述每个第二商户的预测收益率和所述每个第一商户的历史收益率,对所述N个第一商户和所述M个第二商户进行商户优惠分配。

7. 根据权利要求6所述的方法,其中,所述对所述N个第一商户和所述M个第二商户进行商户优惠分配包括:

在所述N个第一商户和所述M个第二商户的总收益金额最大的情况下,确定所述N个第一商户和所述M个第二商户中每个商户的优惠分配额度;

其中,所述总收益金额根据所述每个商户的收益率和优惠分配额度计算获得,所述每个商户的收益率包括预测收益率或历史收益率。

8. 根据权利要求7所述的方法,其中,还包括:

在至少一种约束条件下,利用优化算法获得所述总收益金额的最大值;

其中,所述至少一种约束条件包括以下至少一种:

所述N个第一商户和所述M个第二商户的总优惠分配额度小于或等于第一预设值;

所述S个聚类簇中每个簇的总优惠分配额度小于或等于对应的第二预设值;

所述N个第一商户和所述M个第二商户中的总商户数量小于或等于第三预设值,大于或等于第四预设值;

所述每个簇中的单个商户参与优惠类别的数量小于或等于第五预设值,大于或等于第六预设值。

9. 一种商户优惠分配装置,包括:

商户距离模块,用于对N个第一商户和M个第二商户进行商户特征聚类,获得S个聚类簇,其中,商户特征根据商户固有的属性数据获得,所述N个第一商户包括已参加历史优惠活动的商户,所述M个第二商户包括未参加所述历史优惠活动的商户,N、M和S分别为大于或等于1的整数;

特征分配模块,用于根据第一聚类簇中至少一个第一商户的历史特征,获得所述第一聚类簇中每个第二商户的分配历史特征,其中,所述第一聚类簇为所述S个聚类簇中的任一簇,历史特征根据所述至少一个第一商户参加所述历史优惠活动过程中的数据来获得;

预测收益率模块,用于将所述每个第二商户的分配历史特征和商户特征输入至预先训练的收益率预测模型,获得所述每个第二商户的预测收益率,其中,所述收益率预测模型根据所述N个第一商户的商户特征集合、历史特征集合和历史收益率集合训练获得;

优惠分配模块,用于根据所述M个第二商户的预测收益率集合和/或所述历史收益率集合,进行商户优惠分配。

10. 一种电子设备,包括:

一个或多个处理器；  
存储装置，用于存储一个或多个程序，  
其中，当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行时，使得所述一个或多个处理器执行根据权利要求1~8中任一项所述的方法。

11. 一种计算机可读存储介质，其上存储有可执行指令，该指令被处理器执行时使处理器执行根据权利要求1~8中任一项所述的方法。

12. 一种计算机程序产品，包括计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现根据权利要求1~8中任一项所述的方法。

## 商户优惠分配方法、装置、设备和介质

### 技术领域

[0001] 本公开涉及人工智能领域,更具体地,涉及一种商户优惠分配方法、装置、设备、介质和程序产品。

### 背景技术

[0002] 商户优惠分配可以指金融机构或电商平台对商户的费率、手续费或服务费等费用的优惠。机器学习技术可以从大量已有样本中进行建模学习,并对未知样本进行预测。因此可以应用机器学习技术进行商户优惠分配。

[0003] 目前主流的方法在对商户优惠分配上主要关注商户的当前商户特征进行建模分析。商户相较之前,可能客流量或成交金额大幅度增长,如果此时只关注特征的当前值是不准确的。又可能有些商户虽然某些当前商户特征可观,但受销售类型所限,对优惠活动并不敏感,向这些商户倾斜过多优惠资源是不合理的。因此,提出一种新的商户优惠分配方法来实现商户优惠的合理分配是当前亟待解决的问题。

### 发明内容

[0004] 鉴于上述问题,本公开提供了一种商户优惠分配方法、装置、设备、介质和程序产品。

[0005] 本公开实施例的一个方面,提供了一种商户优惠分配方法,包括:对N个第一商户和M个第二商户进行商户特征聚类,获得S个聚类簇,其中,商户特征根据商户固有的属性数据获得,所述N个第一商户包括已参加历史优惠活动的商户,所述M个第二商户包括未参加所述历史优惠活动的商户,N、M和S分别为大于或等于1的整数;根据第一聚类簇中至少一个第一商户的历史特征,获得所述第一聚类簇中每个第二商户的分配历史特征,其中,所述第一聚类簇为所述S个聚类簇中的任一个簇,历史特征根据所述至少一个第一商户参加所述历史优惠活动过程中的数据来获得;将所述每个第二商户的分配历史特征和商户特征输入至预先训练的收益率预测模型,获得所述每个第二商户的预测收益率,其中,所述收益率预测模型根据所述N个第一商户的商户特征集合、历史特征集合和历史收益率集合训练获得;根据所述M个第二商户的预测收益率集合和/或所述历史收益率集合,进行商户优惠分配。

[0006] 根据本公开的实施例,在训练所述收益率预测模型之前,包括:获取所述N个第一商户中每个第一商户的候选历史收益率集合,其中,所述候选历史收益率集合包括至少一个子收益率,所述至少一个子收益率与所述每个第一商户参加的至少一次历史优惠活动一一对应;根据所述至少一次历史优惠活动之间的时间顺序,对所述至少一个子收益率中每个子收益率分配时间衰减因子;根据所述每个子收益率和对应的时间衰减因子,获得所述每个第一商户的历史收益率。

[0007] 根据本公开的实施例,在训练所述收益率预测模型之前,包括:获取所述N个第一商户中每个第一商户的候选特征集合,其中,所述候选特征集合包括所述每个第一商户的候选商户特征和候选历史特征,所述每个第一商户的候选商户特征包括至少一个商户子特

征,所述每个第一商户的候选历史特征包括至少一个历史子特征;计算所述候选特征集合中每个商户子特征和每个历史子特征的信息增益;利用决策树算法根据所述信息增益筛选所述每个商户子特征和每个历史子特征,得到所述商户特征集合和所述历史特征集合。

[0008] 根据本公开的实施例,包括:获取所述每个第一商户的历史收益记录,其中,所述历史收益记录包括所述每个第一商户参加所述历史优惠活动获得的收益;根据所述历史收益记录对所述N个第一商户进行分类;其中,所述计算所述候选特征集合中每个商户子特征和每个历史子特征的信息增益包括:根据所述N个第一商户的分类结果计算所述候选特征集合中每个商户子特征和每个历史子特征的信息增益。

[0009] 根据本公开的实施例,在将所述每个第二商户的分配历史特征和商户特征输入至预先训练的收益率预测模型之前,还包括训练所述收益率预测模型,具体包括:将N个训练样本输入至待训练的所述收益率预测模型,其中,所述N个训练样本根据所述N个第一商户的商户特征集合和历史特征集合和历史收益率集合来获得,每个训练样本包括所述每个第一商户的商户特征、历史特征和历史收益率;通过所述收益率预测模型处理所述每个第一商户的商户特征和历史特征,获得所述每个第一商户的预测收益率;根据所述每个第一商户的预测收益率和历史收益率之间的差异程度,更新所述收益率预测模型的参数。

[0010] 根据本公开的实施例,所述根据所述M个第二商户的预测收益率集合和/或所述历史收益率集合,进行商户优惠分配包括:根据所述每个第二商户的预测收益率和所述每个第一商户的历史收益率,对所述N个第一商户和所述M个第二商户进行商户优惠分配。

[0011] 根据本公开的实施例,所述对所述N个第一商户和所述M个第二商户进行商户优惠分配包括:在所述N个第一商户和所述M个第二商户的总收益金额最大的情况下,确定所述N个第一商户和所述M个第二商户中每个商户的优惠分配额度;其中,所述总收益金额根据所述每个商户的收益率和优惠分配额度计算获得,所述每个商户的收益率包括预测收益率或历史收益率。

[0012] 根据本公开的实施例,还包括:在至少一种约束条件下,利用优化算法获得所述总收益金额的最大值;其中,所述至少一种约束条件包括以下至少一种:所述N个第一商户和所述M个第二商户的总优惠分配额度小于或等于第一预设值;所述S个聚类簇中每个簇的总优惠分配额度小于或等于对应的第二预设值;所述N个第一商户和所述M个第二商户中的总商户数量小于或等于第三预设值,大于或等于第四预设值;所述每个簇中的单个商户参与优惠类别的数量小于或等于第五预设值,大于或等于第六预设值。

[0013] 本公开实施例的另一方面提供了一种商户优惠分配装置,包括:商户距离模块,用于对N个第一商户和M个第二商户进行商户特征聚类,获得S个聚类簇,其中,商户特征根据商户固有的属性数据获得,所述N个第一商户包括已参加历史优惠活动的商户,所述M个第二商户包括未参加所述历史优惠活动的商户,N、M和S分别为大于或等于1的整数;特征分配模块,用于根据第一聚类簇中至少一个第一商户的历史特征,获得所述第一聚类簇中每个第二商户的分配历史特征,其中,所述第一聚类簇为所述S个聚类簇中的任一个簇,历史特征根据所述至少一个第一商户参加所述历史优惠活动过程中的数据来获得;预测收益率模块,用于将所述每个第二商户的分配历史特征和商户特征输入至预先训练的收益率预测模型,获得所述每个第二商户的预测收益率,其中,所述收益率预测模型根据所述N个第一商户的商户特征集合、历史特征集合和历史收益率集合训练获得;优惠分配模块,用于根据所

述M个第二商户的预测收益率集合和/或所述历史收益率集合,进行商户优惠分配。

[0014] 本公开实施例的另一方面提供了一种电子设备,包括:一个或多个处理器;存储装置,用于存储一个或多个程序,其中,当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行时,使得一个或多个处理器执行如上所述的方法。

[0015] 本公开实施例的另一方面还提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有可执行指令,该指令被处理器执行时使处理器执行如上所述的方法。

[0016] 本公开实施例的另一方面还提供了一种计算机程序产品,包括计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现如上所述的方法。

[0017] 上述一个或多个实施例具有如下有益效果:相较于直接基于当前商户特征进行收益预测,本公开的实施例考虑了商户的历史属性特征。利用聚类方法将第一商户和第二商户聚类为S个聚类簇,在已参加历史优惠活动的第一商户的基础上,为属于同一聚类簇的第二商户获得分配历史特征,从而将预先训练的收益率预测模型扩展应用到没有参加过优惠活动的商户。在对优惠进行分配之前进行收益率预测,利用模型预测结果和/或历史收益率集合进行商户筛选和优惠分配,提升了开展优惠活动的收益回报。

## 附图说明

[0018] 通过以下参照附图对本公开实施例的描述,本公开的上述内容以及其他目的、特征和优点将更为清楚,在附图中:

[0019] 图1示意性示出了根据本公开实施例的商户优惠分配方法的应用场景图;

[0020] 图2示意性示出了根据本公开实施例的商户优惠分配方法的流程图;

[0021] 图3示意性示出了根据本公开实施例的特征筛选的流程图;

[0022] 图4示意性示出了根据本公开实施例的计算信息增益的流程图;

[0023] 图5示意性示出了根据本公开实施例的获得历史收益率的流程图;

[0024] 图6示意性示出了根据本公开实施例的训练收益率预测模型的流程图;

[0025] 图7示意性示出了根据本公开的另一实施例的商户优惠分配方法的流程图;

[0026] 图8示意性示出了根据本公开实施例的商户优惠分配装置的结构框图;

[0027] 图9示意性示出了根据本公开实施例的适于实现商户优惠分配方法的电子设备的方框图。

## 具体实施方式

[0028] 以下,将参照附图来描述本公开的实施例。但是应该理解,这些描述只是示例性的,而并非要限制本公开的范围。在下面的详细描述中,为便于解释,阐述了许多具体的细节以提供对本公开实施例的全面理解。然而,明显地,一个或多个实施例在没有这些具体细节的情况下也可以被实施。此外,在以下说明中,省略了对公知结构和技术的描述,以避免不必要地混淆本公开的概念。

[0029] 在此使用的术语仅仅是为了描述具体实施例,而并非意在限制本公开。在此使用的术语“包括”、“包含”等表明了所述特征、步骤、操作和/或部件的存在,但是并不排除存在或添加一个或多个其他特征、步骤、操作或部件。

[0030] 在此使用的所有术语(包括技术和科学术语)具有本领域技术人员通常所理解的

含义,除非另外定义。应注意,这里使用的术语应解释为具有与本说明书的上下文相一致的含义,而不应以理想化或过于刻板的方式来解释。

[0031] 在使用类似于“A、B和C等中至少一个”这样的表述的情况下,一般来说应该按照本领域技术人员通常理解该表述的含义来予以解释(例如,“具有A、B和C中至少一个的系统”应包括但不限于单独具有A、单独具有B、单独具有C、具有A和B、具有A和C、具有B和C、和/或具有A、B、C的系统等)。

[0032] 以刷卡消费举例,签约商户作为持卡人刷卡消费的渠道,是金融机构收单业务重点关注的对象。不定期为商户提供合理的优惠分配,可以更好地激活商户活跃性,提高金融机构对商户的粘性,增加盈利。但是,目前主流的方法在对商户优惠分配上仍存在不足。现有的主流分配方案关注商户本身的当前特征,如客流量,商户日交易额等进行建模分析,存在优惠分配不合理的情况。

[0033] 相较于直接基于当前商户特征进行收益预测,本公开的实施例考虑了商户的历史属性特征。利用聚类方法将第一商户和第二商户聚类为S个聚类簇,在已参加历史优惠活动的第一商户的基础上,为属于同一聚类簇的第二商户获得分配历史特征,从而将预先训练的收益率预测模型扩展应用到没有参加过优惠活动的商户。在对优惠进行分配之前进行收益率预测,利用模型预测结果和/或历史收益率集合进行商户筛选和优惠分配,提升了开展优惠活动的收益回报。

[0034] 在本公开的技术方案中,所涉及的商户相关数据的收集、存储、使用、加工、传输、提供、公开和应用等处理,均符合相关法律法规的规定,采取了必要保密措施,且不违背公序良俗。

[0035] 图1示意性示出了根据本公开实施例的商户优惠分配方法的应用场景图。

[0036] 如图1所示,根据该实施例的应用场景100可以包括终端设备101、102、103,网络104和服务器105。网络104用以在终端设备101、102、103和服务器105之间提供通信链路的介质。网络104可以包括各种连接类型,例如有线、无线通信链路或者光纤电缆等等。

[0037] 用户可以使用终端设备101、102、103通过网络104与服务器105交互,以接收或发送消息等。终端设备101、102、103上可以安装有各种通讯客户端应用,例如购物类应用、网页浏览器应用、搜索类应用、即时通信工具、邮箱客户端、社交平台软件等(仅为示例)。

[0038] 终端设备101、102、103可以是具有显示屏并且支持网页浏览的各种电子设备,包括但不限于智能手机、平板电脑、膝上型便携计算机和台式计算机等等。

[0039] 服务器105可以是提供各种服务的服务器,例如对用户利用终端设备101、102、103所浏览的网站提供支持的后台管理服务器(仅为示例)。后台管理服务器可以对接收到的用户请求等数据进行分析等处理,并将处理结果(例如根据用户请求获取或生成的网页、信息、或数据等)反馈给终端设备。

[0040] 需要说明的是,本公开实施例所提供的商户优惠分配方法一般可以由服务器105执行。相应地,本公开实施例所提供的商户优惠分配装置一般可以设置于服务器105中。本公开实施例所提供的商户优惠分配方法也可以由不同于服务器105且能够与终端设备101、102、103和/或服务器105通信的服务器或服务器集群执行。相应地,本公开实施例所提供的商户优惠分配装置也可以设置于不同于服务器105且能够与终端设备101、102、103和/或服务器105通信的服务器或服务器集群中。



[0041] 应该理解,图1中的终端设备、网络和服务器的数目仅仅是示意性的。根据实现需要,可以具有任意数目的终端设备、网络和服务器的。

[0042] 以下将基于图1描述的场景,通过图2~图7对本公开实施例的商户优惠分配方法进行详细描述。

[0043] 图2示意性示出了根据本公开实施例的商户优惠分配方法的流程图。

[0044] 如图2所示,该实施例的商户优惠分配方法包括操作S210~操作S240。

[0045] 在操作S210,对N个第一商户和M个第二商户进行商户特征聚类,获得S个聚类簇,其中,商户特征根据商户固有的属性数据获得,N个第一商户包括已参加历史优惠活动的商户,M个第二商户包括未参加历史优惠活动的商户,N、M和S分别为大于或等于1的整数;

[0046] 示例性地,可以利用K-means聚类算法、KNN(K-Nearest Neighbors)聚类算法或高斯混合聚类算法等进行聚类。商户固有的属性数据包括商户在生产经营活动中与优惠活动无关的数据,如商户月活跃客户量、商户月成交金额、商户近一年收单回佣金额或商户销售类型等。历史优惠活动包括已经结束的对商户进行优惠分配的活动。

[0047] 在操作S220,根据第一聚类簇中至少一个第一商户的历史特征,获得第一聚类簇中每个第二商户的分配历史特征,其中,第一聚类簇为S个聚类簇中的任一个簇,历史特征根据至少一个第一商户参加历史优惠活动过程中的数据来获得;

[0048] 示例性地,将全部商户通过聚类算法,划化为S类。在第s类中,如第一聚类簇,有s1个无参加历史活动的商户和s2个有参加历史活动的商户,则将s2个商户的历史特征之和的均值,分配给s1个无历史参加的商户。该实施例中,可以对每个聚类簇中的无参加历史活动的商户进行历史特征分配,也可以筛选优质商户的聚类簇对无参加历史活动的商户进行历史特征分配。

[0049] 在操作S230,将每个第二商户的分配历史特征和商户特征输入至预先训练的收益率预测模型,获得每个第二商户的预测收益率,其中,收益率预测模型根据N个第一商户的商户特征集合、历史特征集合和历史收益率集合训练获得;

[0050] 示例性地,每个第二商户的商户特征与第一商户的商户特征的维度相同。商户特征集合包括每个第一商户的商户特征,历史特征集合包括每个第一商户的历史特征,历史收益率集合包括每个第一商户的历史收益率。

[0051] 示例性地,收益率预测模型可以根据机器学习算法构建获得,如随机森林、逻辑回归、支持向量机、贝叶斯或神经网络等。以神经网络模型为例,其可以是分类模型,具体而言,将收益率分为不同的类别,如从高到低分为20%(1级收益率)、40%(2级收益率)、60%(3级收益率)、80%(4级收益率)、100%(5级收益率)这五个类别(仅为示例),预测收益率可以属于该五个类别中的任一个。

[0052] 在操作S240,根据M个第二商户的预测收益率集合和/或历史收益率集合,进行商户优惠分配。

[0053] 示例性地,由于无参加活动历史的商户也获得了特征向量 $F(F1|F2)$ ,其中,F1为商户特征,F2为分配历史特征。将特征向量 $F(F1|F2)$ 作为输入,输入到收益率预测模型中,得到无参加活动商户的预计收益率,结合有参加活动历史的商户收益率,则全部商户均已计算出对应的收益率。一些实施例中,可以根据实际场景仅对M个第二商户、仅对N个第一商户,或对全部商户进行优惠分配。

[0054] 相较于直接基于当前商户特征进行收益预测而言,本公开的实施例考虑了商户的历史属性特征。并在已参加历史优惠活动的第一商户的基础上,利用聚类方法为同一聚类簇的第二商户分配分配历史特征,通过预先训练的收益预测模型将优惠分配扩展到没有参加过优惠活动的商户。在对优惠进行分配之前进行收益率预测,利用模型预测结果和/或历史收益率集合进行商户筛选和优惠分配,得到了合理的优惠分配方案,提升了开展优惠活动的收益回报。

[0055] 图3示意性示出了根据本公开实施例的特征筛选的流程图。

[0056] 在训练收益率预测模型之前,如图3所示,该实施例的特征筛选包括操作S310~操作S330。

[0057] 在操作S310,获取N个第一商户中每个第一商户的候选特征集合,其中,候选特征集合包括每个第一商户的候选商户特征和候选历史特征,每个第一商户的候选商户特征包括至少一个商户子特征,每个第一商户的候选历史特征包括至少一个历史子特征;

[0058] 示例性地,对于有历史特征的样本,首先获取参加过历史优惠活动的商户的多维度特征信息,作为候选特征集合,如商户月活跃客户量、商户月成交金额和商户近一年收单回佣等商户特征,参加历史优惠活动期间的成交金额、收益金额或优惠类别等历史特征。其中,每个第一商户的候选商户特征和候选历史特征是多维度的,记为 $F(f_1, f_2, \dots, f_x)$ ,每个维度可以称为一个商户子特征,如商户月活跃客户量、商户月成交金额和商户近一年收单回佣分别是三个维度的商户子特征。类似地,每个历史子特征为历史特征的一个维度。

[0059] 在操作S320,计算候选特征集合中每个商户子特征和每个历史子特征的信息增益;

[0060] 根据信息增益,利用决策树从中筛选一定数目的特征。

[0061] 图4示意性示出了根据本公开实施例的计算信息增益的流程图。

[0062] 如图4所示,该实施例的计算信息增益包括操作S410~操作S430。操作S430是操作S320的其中一个实施例。

[0063] 在操作S410,获取每个第一商户的历史收益记录;

[0064] 在操作S420,根据历史收益记录对N个第一商户进行分类;

[0065] 示例性地,可以抽取出y个有历史优惠收益商户的最近一次收益记录作为历史收益记录,根据最近一次收益记录将商户分为k类。例如根据收益金额分为高、中和低三类。

[0066] 在操作S430,根据N个第一商户的分类结果计算候选特征集合中每个商户子特征和每个历史子特征的信息增益。

[0067] 示例性的,信息增益可以理解为划分数据集的之前之后信息发生的变化。信息增益可以通过信息熵减去条件熵来获得。每个候选子特征(每个商户子特征或每个历史子特征)信息增益如式1)。

$$[0068] \quad \text{GAIN}(D, f_x) = H(D) - H(D|f_x) \quad \text{式1)}$$

[0069] 其中,

$$[0070] \quad H(D) = \sum_{i=1}^k p_i \log_2 p_i$$

$$[0071] \quad H(D|f_x) = \sum_{i=1}^k \frac{|D_i|}{|D|} H(D_i)$$

[0072] 其中,  $p_i$  表示任意一个候选子特征属于基于特征  $f_x$  确定的类别的概率。 $D_i$  表示候选特征集合  $D$  中基于特征  $f_x$  确定的类别对应的子集。

[0073] 按上文的例子, 例如基于收益金额将商户划分为3类(高, 中, 低)。基于特征  $f_x$  将这些商户再划为3类(例如,  $f_x$  为商户规模, 那就可以按照商户规模的大中小, 规模大的认为这个商户应该归到高, 规模中等的对应中, 规模小的商户归到低)。

[0074] 按  $f_x$  划分完这些商户后, 区别于最开始按照收益金额分类形成的分布, 将重新形成一个商户的3类分布  $D$ 。比如之前按金额, 有3个高商户, 3个中商户, 4个低商户, 按照特征  $f_x$  可能是8个高商户, 1个中商户, 1个低商户。那么  $H(D_i)$  表示的就是在这种 (8, 1, 1) 的分布下的熵, 套用  $H(D)$  的计算公式可以算出来, 那接着就可以算出  $H(D|f_x)$ 。

[0075] 在操作 S330, 利用决策树算法根据信息增益筛选每个商户子特征和每个历史子特征, 得到商户特征集合和历史特征集合。

[0076] 示例性地, 可以根据信息增益结果, 基于 ID3 算法构建决策树, 从而筛选出最终确定的每个第一用户的一个或多个商户子特征得到商户特征集合, 每个第一用户的一个或多个历史子特征得到历史特征集合。

[0077] 在一些实施例中, 可以选取信息增益最大的前  $n$  ( $n \geq 1$ ) 个候选子特征(可以按照商户特征和历史特征分别筛选, 也可以整合在一起筛选), 同时将信息增益归一化作为权重并与包含前  $n$  个候选子特征的向量点乘, 组成特征向量  $F'(f'_1, f'_2 \dots f'_n)$ 。获得每个第一商户的特征向量  $F'(f'_1, f'_2 \dots f'_n)$ , 作为商户特征集合和历史特征集合。

[0078] 根据本公开的实施例, 利用信息增益和决策树算法进行特征筛选, 可以避免有些商户虽然某些当前商户特征可观, 但受销售类型所限, 对优惠活动并不敏感等情况。

[0079] 图5示意性示出了根据本公开实施例的获得历史收益率的流程图。

[0080] 如图5所示, 该实施例的获得历史收益率包括操作 S510~操作 S530。

[0081] 在操作 S510, 获取  $N$  个第一商户中每个第一商户的候选历史收益率集合, 其中, 候选历史收益率集合包括至少一个子收益率, 至少一个子收益率与每个第一商户参加的至少一次历史优惠活动一一对应;

[0082] 示例性地, 收益率可以包括该商户参与历史优惠活动的优惠分配金额的回报率。例如优惠分配金额为10000元, 收益为5000元, 则收益率为0.5。例如, 在预定时间段内(如一年内)对于每次参与历史优惠活动, 都可以获得该次活动对应的收益率作为子收益率。

[0083] 在操作 S520, 根据至少一次历史优惠活动之间的时间顺序, 对至少一个子收益率中每个子收益率分配时间衰减因子;

[0084] 对参加过  $T$  ( $t_1, t_2 \dots t_q, T \geq q \geq 1$ ) 次历史优惠活动的商户来说, 每一次参与活动的表现都可以作为预测本次活动收益的参考依据。对于同一商户, 不同时期的历史表现也有不同价值的参考意义。距离现在越近的历史记录, 其参考意义大于很早以前的历史记录, 参照式2)。

[0085]  $w(t_q) > w(t_{q-1})$  式2)

[0086] 例如, 第一商户A参加了5次历史优惠活动, 可以根据该5次历史优惠活动距该次优惠分配的时间远近分配时间衰减因子  $\rho$ 。对应历史优惠活动时间越久的子收益率, 对应时间衰减因子将会越小, 表征其重要性会下降, 参照式3)。

[0087]  $\rho_q = \log_2(1 - e^{-q})$  式3) 其中,  $\rho_q$  表示第  $q$  次的时间衰减因子。

[0088] 在操作S530,根据每个子收益率和对应的时间衰减因子,获得每个第一商户的历史收益率。

[0089] 示例性地,每个第一商户的历史收益率rec可根据式4)进行计算:

$$[0090] \quad rec = \frac{\sum_{q=1}^T \rho_q r_q}{|T|} \quad \text{式 4)}$$

[0091] 其中, $r_q$ 为第q次的子收益率, $|T|$ 为参加的总历史优惠次数的绝对值。

[0092] 根据本公开的实施例,引入时间衰减因子对商户的收益率进行处理,利用时间衰减的思想评估每次历史优惠活动的重要性,能够考虑历史数据时间特性与商户经营表现之间关联,准确获得每个商户的历史收益率。

[0093] 图6示意性示出了根据本公开实施例的训练收益率预测模型的流程图。

[0094] 在将每个第二商户的分配历史特征和商户特征输入至预先训练的收益率预测模型之前,如图6所示,还包括训练收益率预测模型,具体包括操作S610~操作S630。

[0095] 在操作S610,将N个训练样本输入至待训练的收益率预测模型,其中,N个训练样本根据N个第一商户的商户特征集合和历史特征集合和历史收益率集合来获得,每个训练样本包括每个第一商户的商户特征、历史特征和历史收益率;

[0096] 示例性地,每个训练样本可以如向量 $\{F'(f'_1, f'_2 \dots f'_n), rec'\}$ ,其中, $F'(f'_1, f'_2 \dots f'_n)$ 为该训练样本对应商户的商户特征和历史特征, $rec'$ 该训练样本对应商户的历史收益率类别向量,若是根据式4)得到的历史收益率小于等于20%,则为1级收益率,则 $rec'$ 为(1,0,0,0,0)。

[0097] 在操作S620,通过收益率预测模型处理每个第一商户的商户特征和历史特征,获得每个第一商户的预测收益率;

[0098] 例如收益率预测模型为基于神经网络构建的分类模型,可以在处理每个第一商户的商户特征和历史特征后,利用softmax函数得到该商户对应的收益率类别,并以此得到预测收益率。例如第一商户A的收益率类别为4级收益率,则确定预测收益率为80%。

[0099] 在操作S630,根据每个第一商户的预测收益率和历史收益率之间的差异程度,更新收益率预测模型的参数。

[0100] 示例性地,可以通过交叉熵设置损失函数,输入预测每个第一商户属于每个收益率类别的概率和 $rec'$ 获得损失函数计算结果,以表征预测收益率和历史收益率之间差异程度。并根据梯度下降的方法,迭代更新收益率预测模型的参数,直至损失函数收敛结束训练。

[0101] 根据本公开的实施例,利用已参加历史活动的商户得到训练样本集,训练得到的收益率预测模型可以应用到未参加历史活动的商户,获得预测收益率,从而为后续进行优惠分配做好数据基础。

[0102] 示例性地,参照操作S220,第二商户具有商户特征和分配历史特征,因此可以利用训练完成的收益率预测模型获得第二商户的预测收益率。结合第一商户的历史收益率,则全部商户均已计算出对应的收益率。

[0103] 下面进一步详细介绍操作240中进行商户优惠分配的内容。

[0104] 根据本公开的实施例,根据每个第二商户的预测收益率和每个第一商户的历史收

益率,对N个第一商户和M个第二商户进行商户优惠分配。

[0105] 在一些实施例中,可以根据每个商户的收益率高低、商户经营面积、客流量或交易额等赋予不同的权重,并获得每个商户的评价分数,根据评价分数进行优惠金额分配。

[0106] 在另一些实施例中,由于全部商户均已计算出对应的收益率,还可以从每次优惠活动的整体进行考虑,例如结合收益率和优惠金额获得总收益金额。则整个过程就转化为在优惠活动约束条件下的总收益金额优化问题。

[0107] 根据本公开的实施例,在至少一种约束条件下,利用优化算法获得总收益金额的最大值;至少一种约束条件包括以下至少一种:N个第一商户和M个第二商户的总优惠分配额度小于或等于第一预设值;S个聚类簇中每个簇的总优惠分配额度小于或等于对应的第二预设值;N个第一商户和M个第二商户中的总商户数量小于或等于第三预设值,大于或等于第四预设值;每个簇中的单个商户参与优惠类别的数量小于或等于第五预设值,大于或等于第六预设值。

[0108] 假设有Y个商户,分为S类,属于第i类的第j个商户记为 $y_{i,j}$  ( $0 < i < S+1, 0 < j < k+1, k$ 为第i类商户的数量)。对于每一个 $y_{i,j}$ ,若其属于第二商户,则提取其商户特征向量,并获得分配历史特征向量,根据收益率预测模型,计算其预测收益率。若其属于第一商户,则直接获得其历史收益率。此时,假设每个商户分配到的优惠额为 $m_{i,j}$ ,对于上述问题而言,受限于活动规模和优惠分配范围,其约束条件如下所示。

$$[0109] \quad \sum m_{i,j} \leq M$$

$$[0110] \quad \sum_j m_{i,j} \leq M_i (0 < i < k + 1)$$

$$[0111] \quad L_1 \leq \sum \text{NotZero}(m_{i,j}) \leq L_2$$

$$[0112] \quad L_{i,1} \leq \sum_j \text{NotZero}(m_{i,j}) \leq L_{i,2} (0 < i < k + 1)$$

[0113] 其中,M为本次活动的总优惠分配额度(第一预设值), $M_i$ 为分配给第i类(第i个簇)商户的最大优惠额度(第二预设值), $L_1, L_2$ 为可以参与优惠活动的总商户数量的下限(第四预设值)和上限(第三预设值), $L_{i,1}, L_{i,2}$ 为第i类中单个商户可以参与优惠的数量下限(第六预设值)和上限(第五预设值)。 $\text{NotZero}$ 函数如下所示。

$$[0114] \quad \text{NotZero}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

[0115] 根据本公开的实施例,对N个第一商户和M个第二商户进行商户优惠分配包括:在N个第一商户和M个第二商户的总收益金额最大的情况下,确定N个第一商户和M个第二商户中每个商户的优惠分配额度;其中,总收益金额根据每个商户的收益率和优惠分配额度计算获得,每个商户的收益率包括预测收益率或历史收益率。

[0116] 示例性地,商户优惠分配问题的最终目标如式5)所示。

$$[0117] \quad E = \max(\sum \text{rec}_{i,j} * m_{i,j}) \quad \text{式5) 其中, } E \text{ 表征总收益金额, } \text{rec}_{i,j} \text{ 表征第 } i \text{ 类的第 } j \text{ 个商户的收益率。}$$

[0118] 示例性地,优化算法可以包括遗传算法、模拟退火算法、粒子群优化算法、蚁群算法或蒙塔卡罗算法等。

[0119] 参照以下步骤1~步骤5,以遗传算法举例,进一步说明获得总收益金额的最大值

的过程。

[0120] 步骤1,第一代染色体生成。随机生成一批染色体作为初始种群 $P = \{p_a\}$ ,假设其数量为 $v$ 。

[0121] 步骤2,适应度计算。对初始种群 $P$ 中的每一个染色体 $p_a$ ,计算其是否符合上述约束条件,不符合条件染色体被淘汰,剩下的染色体为合格染色体,其集合为 $P_q = \{p_{bq}\}$ 。

[0122] 对每一个合格染色体 $p_{bq}$ ,计算其最终产生的收益 $E_b$ 如式6)所示。

[0123]  $E_b = rec_{i,j} * m_{i,j}$  式6)

[0124] 步骤3,自然选择。计算初始种群 $P$ 的总收益 $E$ 如式7)。

[0125]  $E = \sum E_b$  式7)

[0126] 则每个染色体被选择的概率 $probability_b$ 计算方式如式8)所示。

[0127]  $Probability_b = E_b / E$  式8)

[0128] 步骤4,新一代染色体生成。根据 $probability_b$ 按比例从 $P_q$ 中挑选 $z$ 个染色体,并将其中的染色体两两配对,对配对的两个染色体 $p_1$ 和 $p_2$ 而言,产生其后代 $p_3$ 和 $p_4$ ,产生方式为随机在 $p_1$ 或 $p_2$ 中选择一半(上取整)位置的基因(即 $m_{i,j}$ ),与另一个染色体中其他位置的基因进行组合,获得新的染色体。新染色体的组合为 $P_n$ 。

[0129] 随机选择 $P_n$ 中的 $g$ 个染色体( $g = 0.01 * g_p$ , $g_p$ 为 $P_n$ 中染色体的数量),进行变异操作,即随机改变其某个基因的值。

[0130] 另外,选择 $P_q$ 中收益最高的( $v - z$ )个染色体,直接加入 $P_n$ 中,从而得到新一代染色体种群 $P_n$ (若数量不足 $v$ ,则随机生成染色体补足)。

[0131] 步骤5,迭代繁衍。令 $P = P_n$ ,重复步骤2~步骤5,直到 $E$ 满足要求(如变化值较小),结束迭代,最终得到的 $P_n$ 中的染色体即为合格的解,亦即为优化后的商户优惠分配方案,可以提升该次优惠分配的收益回报。

[0132] 图7示意性示出了根据本公开的另一实施例的商户优惠分配方法的流程图。

[0133] 如图7所示,该实施例的商户优惠分配方法包括操作S701~操作S710。

[0134] 在操作S701,进行特征筛选。可以参照操作S310~操作S330和操作S410~操作S430,在此不做赘述。

[0135] 在操作S702,基于特征筛选结果,选择参加过活动商户,并获得每个商户的特征向量 $F(F1 | F'2)$ 。 $F1$ 为商户特征, $F'2$ 为历史特征。

[0136] 在操作S703,通过时间衰减,确定历史收益率。可以参照操作S510~操作S530,在此不做赘述。

[0137] 在操作S704,利用参加过活动商户的 $F(F1 | F'2)$ 集合和历史收益率集合,训练获得收益率预测模型。可以参照操作S610~操作S630,在此不做赘述。

[0138] 在操作S705,基于特征筛选结果,选择未参加过活动商户,并获得每个商户的特征向量 $F(F1)$ 。

[0139] 在操作S706,对于参加过活动商户和未参加过活动商户,利用每个商户的 $F1$ ,进行K-means聚类。参照操作S210,在此不做赘述。

[0140] 需要说明的是,在聚类时,也可以使用特征筛选之前的全部商户特征。

[0141] 在操作S707,根据聚类结果,计算未参加过活动商户的 $F2$ ,即分配历史特征。参照操作S220,在此不做赘述。

[0142] 在操作S708,将每个未参加过活动商户的特征向量 $F(F1|F2)$ 输入至收益率预测模型,得到预测收益率。参照操作S230,在此不做赘述。

[0143] 因此,通过聚类补充未参加过活动商户的历史特征,利用模型得到未参与过活动商户的收益率,整合得到所有候选商户的收益率集合。

[0144] 在操作S709,根据参加过活动商户的历史收益率,和未参加过活动商户的预测收益率,利用优化算法确定总收益金额的最大值。如通过遗传算法对分配方案在约束条件内进行优化。参照操作S240,在此不做赘述。

[0145] 在操作S710,输出分配方案。该方案是在总收益金额取最大值的情况下,包括每个商户所得到的优惠分配金额。

[0146] 根据本公开的实施例,相较于主流直接基于当前特征进行优惠收益预测模型来说,加入了历史表现并将所训练的模型扩展到没有参加过优惠活动的商户。将该模型应用于银行等金融机构,在对优惠进行分配之前进行精准预测,利用模型预测结果进行商户筛选和优惠分配,提升开展优惠活动的回报。

[0147] 需要说明的是,虽然以先后顺序描述了操作S701~操作S710,但是在实现各个步骤的技术目的基础上,上述各个操作的执行先后顺序并不进行限定,例如操作S702和操作S705可以同时执行,操作S704和操作S706可以同时执行。

[0148] 基于上述商户优惠分配方法,本公开还提供了一种商户优惠分配装置。以下将结合图8对该装置进行详细描述。

[0149] 图8示意性示出了根据本公开实施例的商户优惠分配装置的结构框图。

[0150] 如图8所示,该实施例的商户优惠分配装置800包括商户聚类模块810、特征分配模块820、预测收益率模块830和优惠分配模块840。

[0151] 商户距离模块810可以执行操作S210,用于对N个第一商户和M个第二商户进行商户特征聚类,获得S个聚类簇,其中,商户特征根据商户固有的属性数据获得,N个第一商户包括已参加历史优惠活动的商户,M个第二商户包括未参加历史优惠活动的商户,N、M和S分别为大于或等于1的整数;

[0152] 特征分配模块820可以执行操作S220,用于根据第一聚类簇中至少一个第一商户的历史特征,获得第一聚类簇中每个第二商户的分配历史特征,其中,第一聚类簇为S个聚类簇中的任一个簇,历史特征根据至少一个第一商户参加历史优惠活动过程中的数据来获得;

[0153] 预测收益率模块830可以执行操作S230,用于将每个第二商户的分配历史特征和商户特征输入至预先训练的收益率预测模型,获得每个第二商户的预测收益率,其中,收益率预测模型根据N个第一商户的商户特征集合、历史特征集合和历史收益率集合训练获得;

[0154] 优惠分配模块840可以执行操作S240,用于根据M个第二商户的预测收益率集合和/或历史收益率集合,进行商户优惠分配。

[0155] 根据本公开的实施例,商户优惠分配装置800可以包括特征筛选模块,该模块可以执行操作S310~操作S330和操作S410~操作S430,在此不做赘述。

[0156] 根据本公开的实施例,商户优惠分配装置800可以包括时间衰减模块,该模块可以执行操作S510~操作S530,在此不做赘述。

[0157] 根据本公开的实施例,商户优惠分配装置800可以包括模型训练模块,该模块可以

执行操作S610~操作S630,在此不做赘述。

[0158] 需要说明的是,装置部分实施例各模块/单元/子单元等的实施方式、解决的技术问题、实现的功能、以及达到的技术效果分别与方法部分实施例各对应的步骤的实施方式、解决的技术问题、实现的功能、以及达到的技术效果相同或类似,在此不再赘述。

[0159] 根据本公开的实施例,商户聚类模块810、特征分配模块820、预测收益率模块830和优惠分配模块840中的任意多个模块可以合并在一个模块中实现,或者其中的任意一个模块可以被拆分成多个模块。或者,这些模块中的一个或多个模块的至少部分功能可以与其他模块的至少部分功能相结合,并在一个模块中实现。

[0160] 根据本公开的实施例,商户聚类模块810、特征分配模块820、预测收益率模块830和优惠分配模块840中的至少一个可以至少被部分地实现为硬件电路,例如现场可编程门阵列(FPGA)、可编程逻辑阵列(PLA)、片上系统、基板上的系统、封装上的系统、专用集成电路(ASIC),或可以通过对电路进行集成或封装的任何其他的合理方式等硬件或固件来实现,或以软件、硬件以及固件三种实现方式中任意一种或以其中任意几种的适当组合来实现。或者,商户聚类模块810、特征分配模块820、预测收益率模块830和优惠分配模块840中的至少一个可以至少被部分地实现为计算机程序模块,当该计算机程序模块被运行时,可以执行相应的功能。

[0161] 图9示意性示出了根据本公开实施例的适于实现商户优惠分配方法的电子设备的方框图。

[0162] 如图9所示,根据本公开实施例的电子设备900包括处理器901,其可以根据存储在只读存储器(ROM)902中的程序或者从存储部分908加载到随机访问存储器(RAM)903中的程序而执行各种适当的动作和处理。处理器901例如可以包括通用微处理器(例如CPU)、指令集处理器和/或相关芯片组和/或专用微处理器(例如,专用集成电路(ASIC))等等。处理器901还可以包括用于缓存用途的板载存储器。处理器901可以包括用于执行根据本公开实施例的方法流程的不同动作的单一处理单元或者是多个处理单元。

[0163] 在RAM 903中,存储有电子设备900操作所需的各种程序和数据。处理器901、ROM 902以及RAM 903通过总线904彼此相连。处理器901通过执行ROM 902和/或RAM 903中的程序来执行根据本公开实施例的方法流程的各种操作。需要注意,程序也可以存储在除ROM 902和RAM 903以外的一个或多个存储器中。处理器901也可以通过执行存储在一个或多个存储器中的程序来执行根据本公开实施例的方法流程的各种操作。

[0164] 根据本公开的实施例,电子设备900还可以包括输入/输出(I/O)接口905,输入/输出(I/O)接口905也连接至总线904。电子设备900还可以包括连接至I/O接口905的以下部件中的一项或多项:包括键盘、鼠标等的输入部分906;包括诸如阴极射线管(CRT)、液晶显示器(LCD)等以及扬声器等的输出部分907;包括硬盘等的存储部分908;以及包括诸如LAN卡、调制解调器等的网络接口卡的通信部分909。通信部分909经由诸如因特网的网络执行通信处理。驱动器910也根据需要连接至I/O接口905。可拆卸介质911,诸如磁盘、光盘、磁光盘、半导体存储器等等,根据需要安装在驱动器910上,以便于从其上读出的计算机程序根据需要被安装入存储部分908。

[0165] 本公开还提供了一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质可以是上述实施例中描述的设备/装置/系统中所包含的;也可以是单独存在,而未装配入该设备/装置/



系统中。上述计算机可读存储介质承载有一个或者多个程序，当上述一个或者多个程序被执行时，实现根据本公开实施例的方法。

[0166] 根据本公开的实施例，计算机可读存储介质可以是非易失性的计算机可读存储介质，例如可以包括但不限于：便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器 (RAM)、只读存储器 (ROM)、可擦式可编程只读存储器 (EPROM或闪存)、便携式紧凑磁盘只读存储器 (CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本公开中，计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质，该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。例如，根据本公开的实施例，计算机可读存储介质可以包括上文描述的 ROM 902和/或RAM 903和/或ROM 902和RAM 903以外的一个或多个存储器。

[0167] 本公开的实施例还包括一种计算机程序产品，其包括计算机程序，该计算机程序包含用于执行流程图所示的方法的程序代码。当计算机程序产品在计算机系统中运行时，该程序代码用于使计算机系统实现本公开实施例所提供的方法。

[0168] 在该计算机程序被处理器901执行时执行本公开实施例的系统/装置中限定的上述功能。根据本公开的实施例，上文描述的系统、装置、模块、单元等可以通过计算机程序模块来实现。

[0169] 在一种实施例中，该计算机程序可以依托于光存储器件、磁存储器件等有形存储介质。在另一种实施例中，该计算机程序也可以在网络介质上以信号的形式进行传输、分发，并通过通信部分909被下载和安装，和/或从可拆卸介质911被安装。该计算机程序包含的程序代码可以用任何适当的网络介质传输，包括但不限于：无线、有线等等，或者上述的任意合适的组合。

[0170] 在这样的实施例中，该计算机程序可以通过通信部分909从网络上被下载和安装，和/或从可拆卸介质911被安装。在该计算机程序被处理器901执行时，执行本公开实施例的系统中限定的上述功能。根据本公开的实施例，上文描述的系统、设备、装置、模块、单元等可以通过计算机程序模块来实现。

[0171] 根据本公开的实施例，可以以一种或多种程序设计语言的任意组合来编写用于执行本公开实施例提供的计算机程序的程序代码，具体地，可以利用高级过程和/或面向对象的编程语言、和/或汇编/机器语言来实施这些计算程序。程序设计语言包括但不限于诸如 Java, C++, python, “C” 语言或类似的程序设计语言。程序代码可以完全地在用户计算设备上执行、部分地在用户设备上执行、部分在远程计算设备上执行、或者完全在远程计算设备或服务器上执行。在涉及远程计算设备的情形中，远程计算设备可以通过任意种类的网络，包括局域网 (LAN) 或广域网 (WAN)，连接到用户计算设备，或者，可以连接到外部计算设备 (例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。

[0172] 附图中的流程图和框图，图示了按照本公开各种实施例的系统、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、或代码的一部分，上述模块、程序段、或代码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。也应当注意，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，两个接连地表示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，框图或流程图中的每个方框、以及框图或流程图中的方框的组合，可以用执行规

定的功能或操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。

[0173] 本领域技术人员可以理解,本公开的各个实施例和/或权利要求中记载的特征可以进行多种组合和/或结合,即使这样的组合或结合没有明确记载于本公开中。特别地,在不脱离本公开精神和教导的情况下,本公开的各个实施例和/或权利要求中记载的特征可以进行多种组合和/或结合。所有这些组合和/或结合均落入本公开的范围。

[0174] 以上对本公开的实施例进行了描述。但是,这些实施例仅仅是为了说明的目的,而并非为了限制本公开的范围。尽管在以上分别描述了各实施例,但是这并不意味着各个实施例中的措施不能有利地结合使用。本公开的范围由所附权利要求及其等同物限定。不脱离本公开的范围,本领域技术人员可以做出多种替代和修改,这些替代和修改都应落在本公开的范围之内。

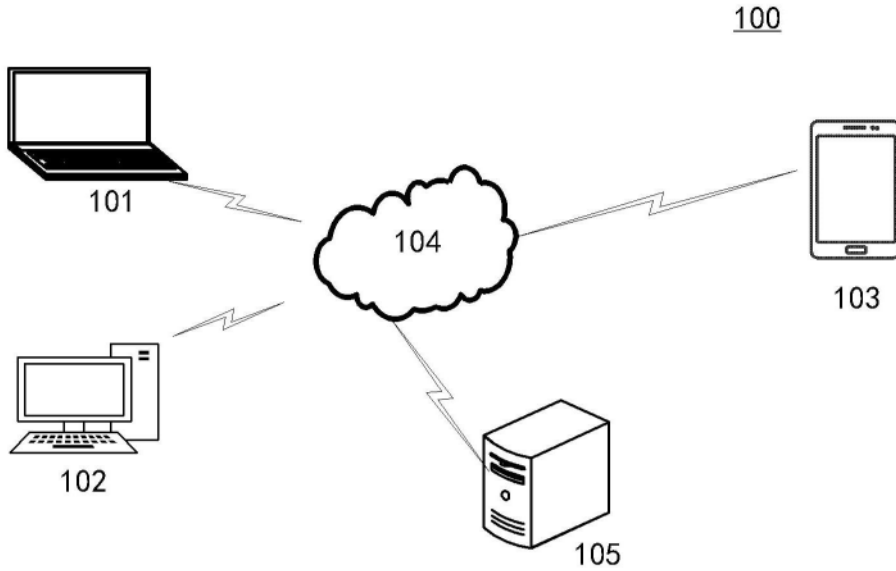


图1

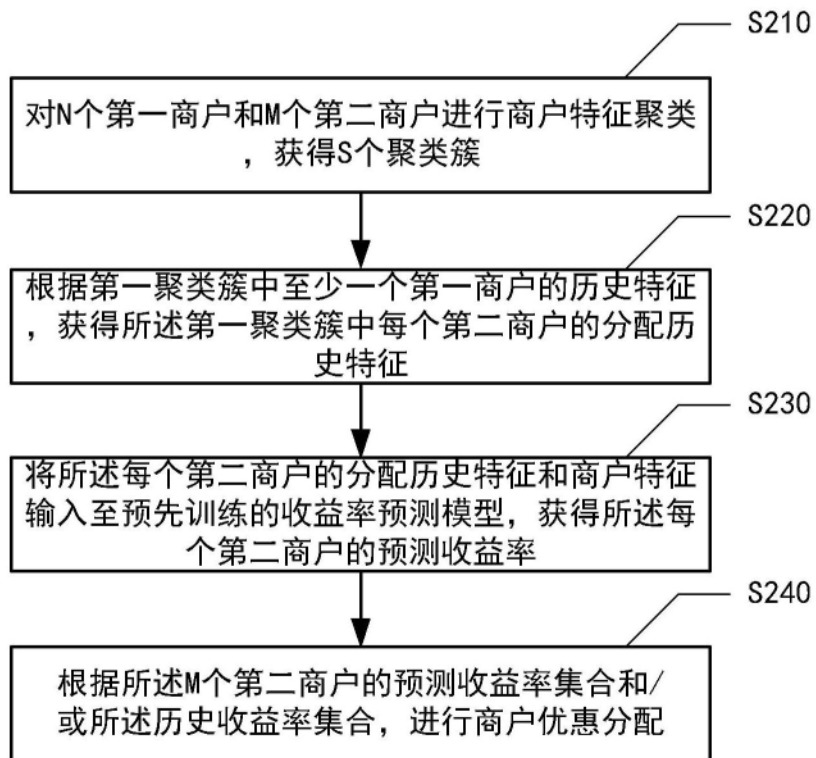


图2

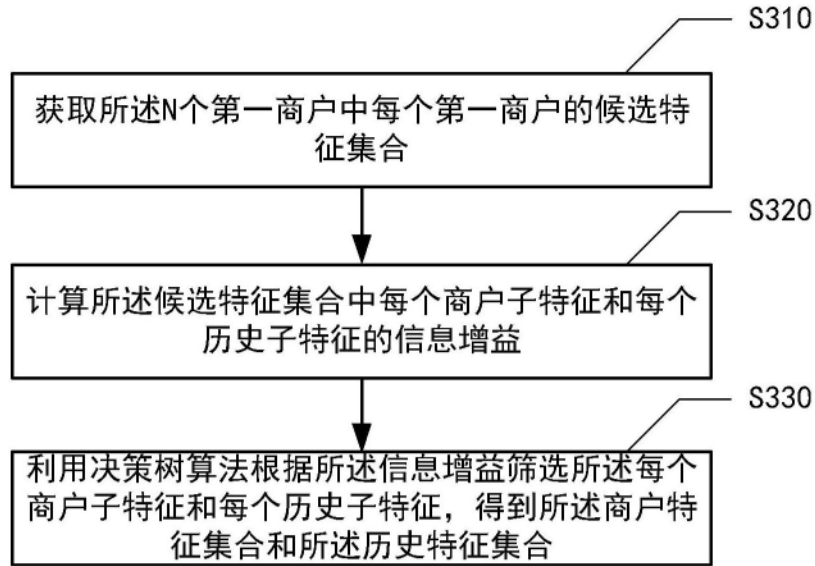


图3

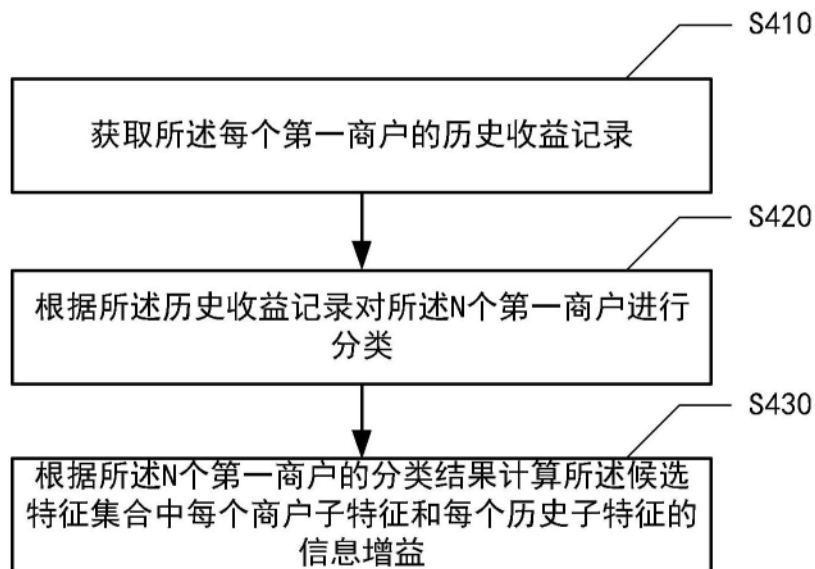


图4

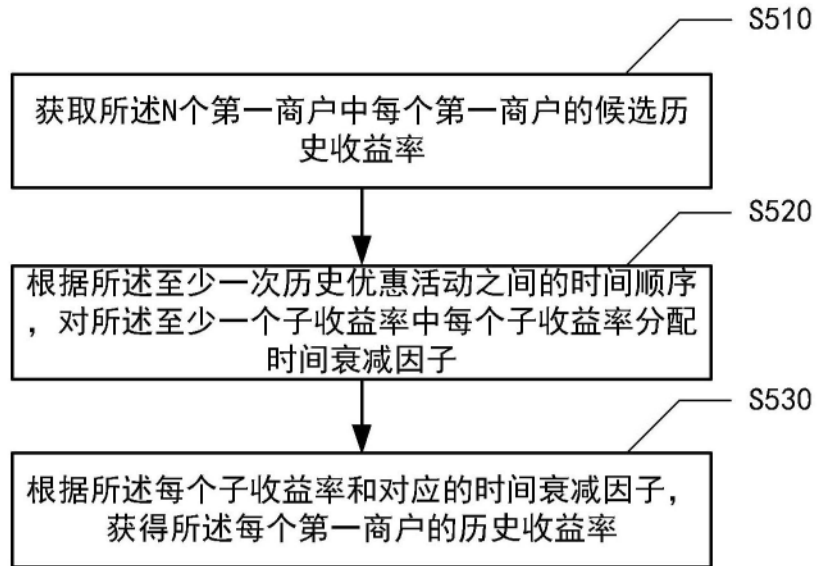


图5

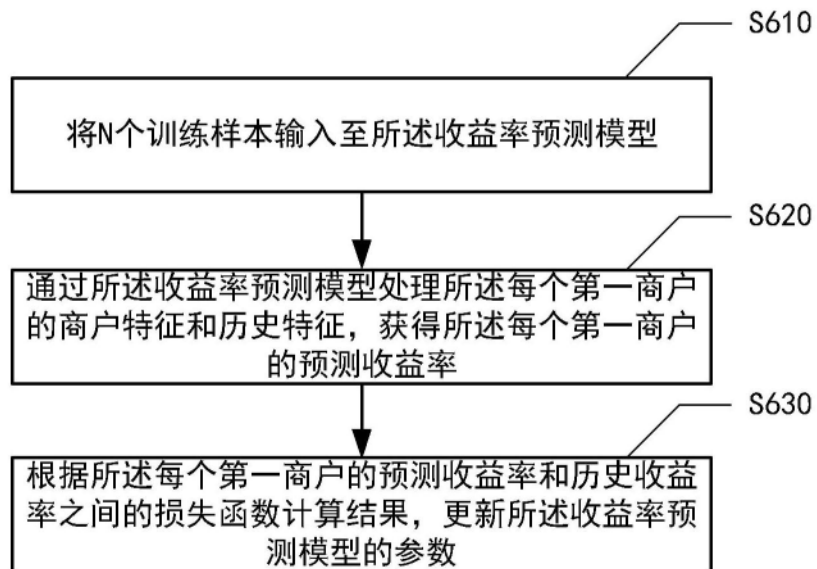


图6

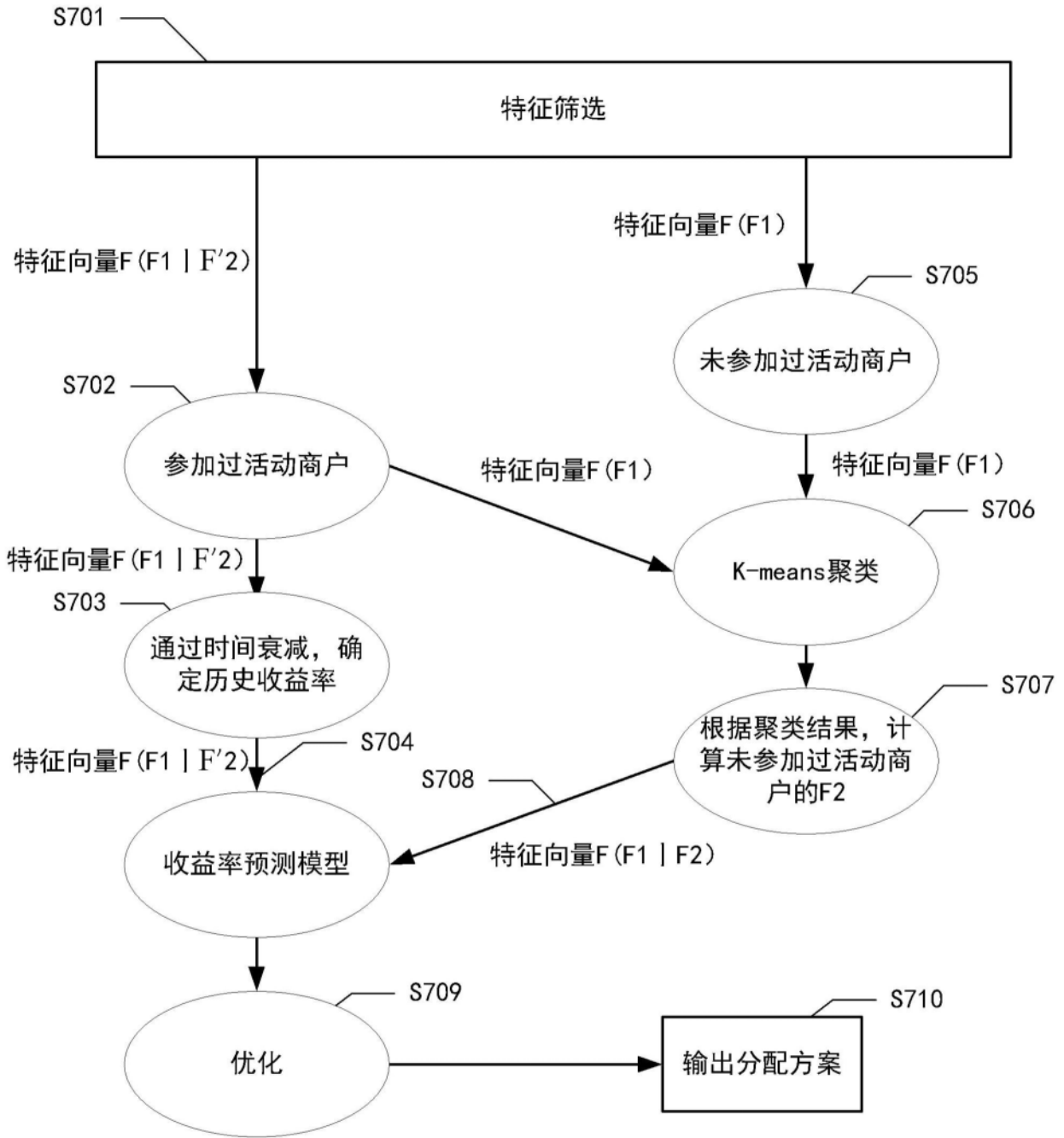


图7

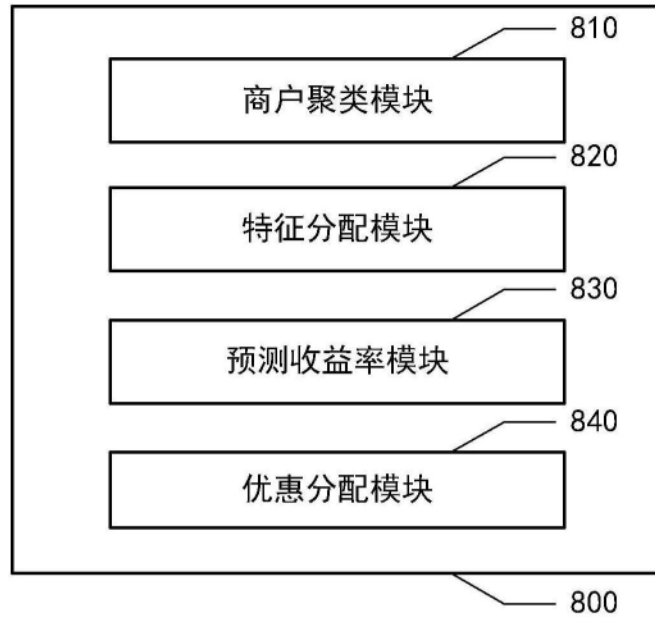


图8

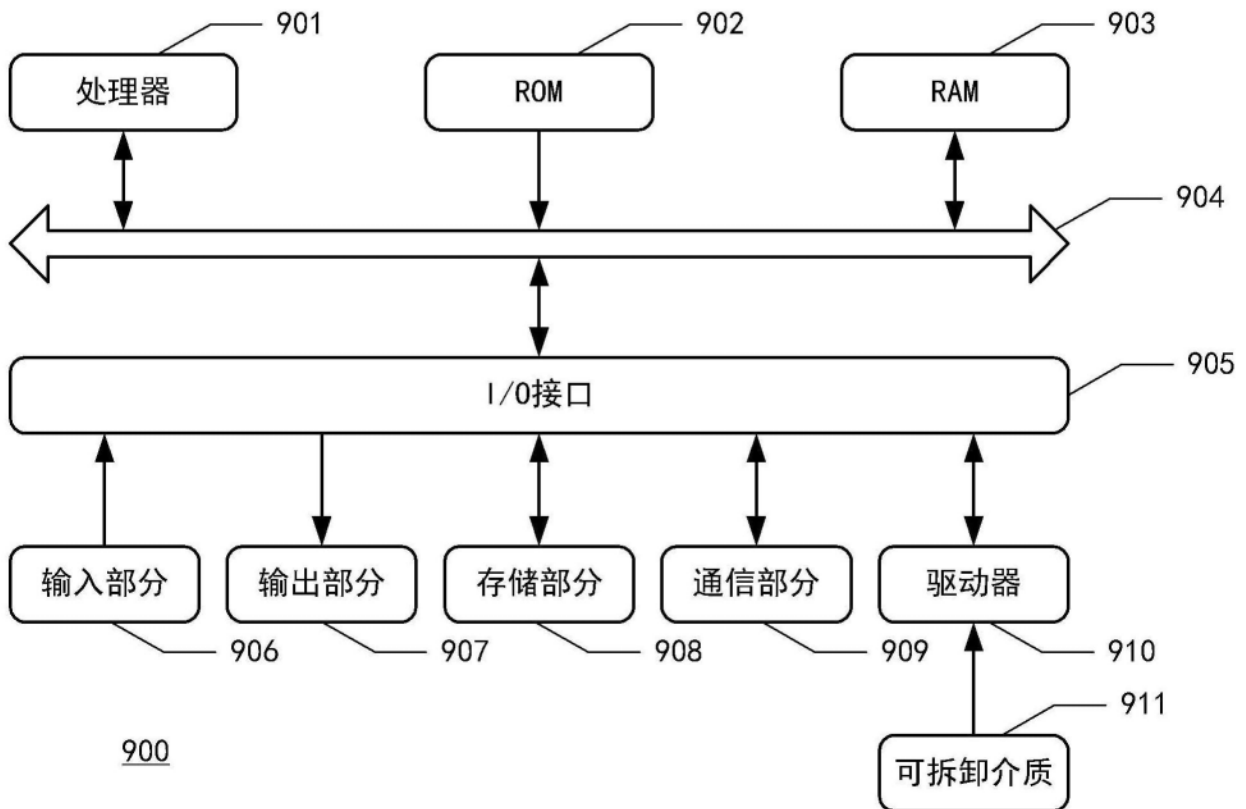


图9