# 一种用户维护系统及方法

## 交叉引用

本申请要求 2014 年 12 月 9 日提交的编号为 201410747783.X 的中国申请、2014 年 12 月 9 日提交的编号为 201410748736.7 的中国申请、2015 年 2 月 11 日提交的编号为 201510073140.6 的中国申请、2015 年 2 月 12 日提交的编号为 201510075387.1 的中国申请、2015 年 2 月 13 日提交的编号为 201510079224.0 的中国申请、2015 年 4 月 28 日提交的编号为 201510209565.5 的中国申请以及 2015 年 6 月 30 日提交的编号为 201510373596.4 的中国申请的优先权，其内容以引用方式被包含于此。

## 技术领域

本申请涉及用户维护的系统及方法，尤其是涉及一种应用移动互联网技术和数据处理技术的用户维护系统及方法。

## 背景技术

随着城市的快速发展，打车需求已成为社会各阶层人士的普遍需求。同时，移动互联网的高速发展，以及智能设备特别智能导航与智能手机的普及，打车系统平台的使用已经越来越普遍，对人们的出行带来了极大的便利。越来越多的用户会同时使用不同公司的打车应用软件，因此，对各个公司来说，用户的留存情况也越来越受到重视，需求一种改进的方案来维护用户，进一步提升用户体验，吸引并留住更多的用户群体。

## 简述

根据本申请的一个方面，提供了一种订单价值预测方法，该方法包括获取信息，所述信息包括历史订单信息；根据所述信息确定历史订单的属性特征；以及根据所述历史订单的属性特征预测目标订单价

值。

根据本申请的另一个方面，提供了一种订单价值预测系统，该系统包括一种计算机可读的存储媒介，被配置为存储可执行模块，所述存储可执行模块包括接收模块，被配置为接收信息，所述信息包括历史订单信息；处理模块，被配置为确定历史订单的属性特征；其中，所述处理模块还被配置为预测目标订单价值；一个处理器，所述处理器能够执行所述计算机可读的存储媒介存储的可执行模块。

根据本申请的一个实施例，所述历史订单属性特征包括以下至少一个属性特征：历史订单价值、订单活跃度或订单关联特征。

根据本申请的一个实施例，所述历史订单的属性特征的确定方法包括获取针对所述历史订单提交订单申请的多个用户；获取预定时间内所述多个用户中每个用户提交订单申请的数目；以及基于所述每个用户提交订单申请的数目，确定所述历史订单价值。

根据本申请的一个实施例，所述历史订单属性特征的确定方法包括基于所述订单活跃度确定多个历史订单中每个订单的初始订单价值；基于所述初始订单价值和所述属性特征，确定所述每个订单的最终订单价值；以及基于所述每个订单的最终订单价值，确定所述用户的历史订单价值。

根据本申请的一个实施例，所述每个历史订单的初始订单价值的确定方法包括对对所述每个历史订单的订单活跃度进行权重赋值；对权重较大的所述订单活跃度进行平滑化处理；以及根据平滑化处理后的所述活跃度特征，确定每个订单的初始订单价值。

根据本申请的一个实施例，所述每个历史订单的最终订单价值的确定方法包括对所述每个历史订单的属性特征进行权重赋值；对权重较大的所述属性特征进行平滑化处理；以及基于所述初始订单价值和平滑化处理后的所述属性特征，确定所述每个订单的最终订单价值。

根据本申请的一个实施例，所述预测订单价值方法包括获取与目标订单相关的所述历史订单；基于针对所述历史订单提交订单申请的多个用户中每个用户在预定时间内提交订单申请的数目，确定历史订

单价值；以及基于所述历史订单价值，预测所述目标订单价值。

根据本申请的一个实施例，所述预测订单价值方法包括基于所述订单关联特征与所述订单价值生成的映射模型。

根据本申请的一个实施例，所述预测订单价值方法包括获取目标订单数据；以及基于所述映射模型以及所述目标订单的数据，预测所述目标订单的订单价值。

**附图描述**

在此所述的附图用来提供对本申请的进一步理解，构成本申请的一部分，本申请的示意性实施例及其说明用于解释本申请，并不构成对本申请的限定。

图 1 是根据本申请一些实施例所示的一种用户维护系统的配置示意图；

图 2 是根据本申请一些实施例所示的一种用户维护的流程图；

图 3 是根据本申请一些实施例所示的一种用户维护系统的模块配置示意图；

图 4 是根据本申请一些实施例所示的一种确定订单价值的流程图；

图 5A 是根据本申请一些实施例所示的一种确定历史订单价值的流程图；

图 5B 是根据本申请一些实施例所示的一种确定目标订单价值的流程图；

图 5C 是根据本申请一些实施例所示的一种确定订单价值的系统的结构示意图；

图 6A 是根据本申请一些实施例所示的一种确定历史订单价值的流程图；

图 6B 是根据本申请一些实施例所示的一种确定历史订单价值的系统的结构示意图；

图 7A 是根据本申请一些实施例所示的一种预测订单价值的流程

图；

图 7B 是根据本申请一些实施例所示的一种预测订单价值的系统的结构示意图；

图 8 是根据本申请一些实施例所示的一种确定用户稳定性的流程图；

图 9A 是根据本申请一些实施例所示的一种确定用户稳定性的流程图；

图 9B 是根据本申请一些实施例所示的一种确定用户稳定性的系统的结构示意图；

图 10A 是根据本申请一些实施例所示的一种确定用户流失边界的流程图；

图 10B 是根据本申请一些实施例所示的一种确定用户流失边界的系统结构示意图；

图 11 是根据本申请一些实施例所示的一种用户生命周期判断与维护的流程图；

图 12A 是根据本申请一些实施例所示的一种用户好友关系分类方法的流程图；

图 12B 是根据本申请一些实施例所示的一种用户好友关系分类系统的结构示意图；

图 13A 是根据本申请一些实施例所示的一种用户识别的流程图；

图 13B 是根据本申请一些实施例所示的一种用户识别的流程图；

图 13C 是根据本申请一些实施例所示的一种用户识别系统的结构示意图。

## 具体描述

为了更清楚地说明本申请的实施例的技术方案，下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单的介绍。显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本申请的一些示例或实施例，对于本领域的普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据这些附图将本申请

应用于其它类似情景。除非从语言环境中显而易见或另做说明，图中相同标号代表相同结构或操作。

如本申请和权利要求书中所示，除非上下文明确提示例外情形，“一”、“一个”、“一种”和/或“该”等词并非特指单数，也可包括复数。一般说来，术语“包括”与“包含”仅提示包括已明确标识的步骤和元素，而这些步骤和元素不构成一个排它性的罗列，方法或者设备也可能包含其它的步骤或元素。

虽然本申请对根据本申请的实施例的系统中的某些模块做出了各种引用，然而，任何数量的不同模块可以被使用并运行在客户端和/或服务器上。所述模块仅是说明性的，并且所述系统和方法的不同方面可以使用不同模块。

本申请中使用了流程图用来说明根据本申请的实施例的系统所执行的操作。应当理解的是，前面或下面操作不一定按照顺序来精确地执行。相反，可以按照倒序或同时处理各种步骤。同时，也可以将其他操作添加到这些过程中，或从这些过程移除某一步或数步操作。

本申请的实施例可以应用于不同的运输系统，不同的运输系统包括但不限于陆地、海洋、航空、航天等中的一种或几种的组合。例如，出租车、专车、顺风车、巴士、代驾、火车、动车、高铁、船舶、飞机、热气球、无人驾驶的交通工具、收/送快递等应用了管理和/或分配的运输系统。本申请的不同实施例应用场景包括但不限于网页、浏览器插件、客户端、定制系统、企业内部分析系统、人工智能机器人等中的一种或几种的组合。应当理解的是，本申请的系统及方法的应用场景仅仅是本申请的一些示例或实施例，对于本领域的普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据这些附图将本申请应用于其它类似情景。例如，其他类似的用户维护系统。

本申请描述的“乘客”、“顾客”、“需求者”、“服务需求者”、“消费者”、“消费方”、“使用需求者”等是可以互换的，是指需要或者订购服务的一方，可以是个人，也可以是工具。同样地，本申请描述的“司机”、“提供者”、“供应者”、“服务提供者”、“服务者”、“服务方”

等也是可以互换的，是指提供服务或者协助提供服务的个人、工具或者其他实体等。另外，本申请描述的“用户”可以是需要或者订购服务的一方，也可以是提供服务或者协助提供服务的一方。

根据本申请的一些实施例，图 1 所示的是用户维护系统的一种示例系统配置示意图。示例系统配置 100 可以包括一个或多个用户维护系统 101、一个或多个消费方 102、一个或多个数据库 103、一个或多个服务方 104、一个或多个网络 105。在一些实施例中，用户维护系统 101 可以用于对收集的信息进行分析加工以生成分析结果的系统。用户维护系统 101 可以是一个服务器，也可以是一个服务器群组。一个服务器群组可以是集中式的，例如数据中心。一个服务器群组也可以是分布式的，例如一个分布式系统。用户维护系统 101 可以是本地的，也可以是远程的。消费方 102 是指服务订单可以通过各种形式形成的个人、工具或者其他实体。消费方 102 包括但不限于台式电脑 102-1、笔记本电脑 102-2、机动车的内置设备 102-3、移动设备 104-4 等中的一种或几种的组合。用户维护系统 101 可以直接访问存取储存在数据库 103 的数据信息，也可以直接通过网络 105 访问存取用户 102/104 的信息。

在一些实施例中，数据库 103 可以泛指具有存储功能的设备。数据库 103 主要用于存储从消费方 102 和/或服务方 104 收集的数据和用户维护系统 101 工作中产生的各种数据。数据库 103 可以是本地的，也可以是远程的。系统数据库与系统其他模块间的连接或通信可以是有线的，也可以是无线的。网络 105 可以提供信息交换的渠道。网络 105 可以是单一网络，也可以是多种网络组合的。网络 105 可以包括但不限于局域网、广域网、公用网络、专用网络、无线局域网、虚拟网络、都市城域网、公用开关电话网络等中的一种或几种的组合。网络 105 可以包括多种网络接入点，如有线或无线接入点、基站或网络交换点，通过以上接入点使数据源连接网络 105 并通过网络发送信息。

根据本申请的一些实施例，图 2 所示的是用户维护的一种示例性流程图。订单信息在步骤 201 从用户 102/104（详见图 1）中被接收。

用户 102/104 可以包括但不限于服务器、通信终端。进一步地，服务器可以是 web 服务器、文件服务器、数据库服务器、FTP 服务器、应用程序服务器、代理服务器器等，或者上述服务器的任意组合。通信终端可以是手机、个人电脑、可穿戴设备、平板电脑、智能电视、交通工具内置设备等，或者上述通信终端的任意组合。进一步地，在步骤 201，订单信息通过各种通信终端都可以被接收。更进一步地，在步骤 201，也可以接收其他信息源 306（详见图 3）的信息。订单信息的形式可以包括但不限于文字、图片、音频、视频等中的一种或多种。订单信息可以是历史订单信息，也可以是即时订单信息。订单信息可以包括但不限于出发地、目的地、出发时间、到达时间、里程、价格、消费方加价、服务方调价、系统调价、红包使用情况、订单完成情况、服务方选择订单情况、消费方发送订单情况等，或者上述信息的任意组合。一个实施例中，订单信息的部分内容是实时信息。实时信息可以是在某个时刻或在某个时间段的订单信息，时间段可以是几秒、几分、几小时或者根据喜好自定义的时间段，也可以是特定的时间，例如工作日、休息日、节假日、高峰时段、非高峰时段等。历史订单信息可以包括过去的相关信息，例如，完成订单量、请求订单量、接受订单量、订单完成率等中的一种或几种的组合。某时刻的订单同时被服务方抢单情况是订单信息的一个实施例。抢单指在同一个市场中的不同分销机构或同一分销机构的业务人员之间抢夺同一单业务。根据本申请的一些实施例，市场可以包括但不限于出租车市场、快车市场、专车市场等中的一种或几种的组合。在另一个实施例中，某个时间段用户邀请好友或者分享订单信息给好友。历史订单信息可以用于预测和/或获取过去的同一时刻或时段的信息情况，或者与历史信息发生相关联的事件等。用户信息是指消费方/服务方的相关信息。用户信息包括但不限于姓名、昵称、性别、年龄、联系电话、职业、评价等级、使用时间、驾龄、车龄、车型、车牌号、驾驶证号、认证情况、用户习惯/喜好、额外服务能力（如车的后备箱大小、全景天窗等额外特性）、订单编号、位置信息等中的一种或几种的组合。其他信息是指不受消

费方、服务方控制的信息，或者是指暂时性/突发性的信息。其他信息可以包括但不限于天气情况、环境情况、道路状况（如因安全性或者道路作业等原因封闭道路）、交通条件等，或者上述信息的任意组合。步骤 201 可以通过用户维护系统 101 的接收模块 301 执行完成。

在步骤 202 中，基于接收的信息可以确定用户的价值，可以确定订单价值。接收的信息包括但不限于历史信息、用户信息、其他信息等中的一种或几种的组合。用户的价值可以通过历史订单的价值来确定，也可以通过用户信息来确定。用户的价值可以分为一个或多个等级，比如两个等级、三个等级、或任意其它数量的等级。在一些实施例中，用户的价值可分为三个等级，例如高、正常和低。在一些实施例中，用户的价值可分为五个等级，例如极高、高、正常、低和极低。在一个实施例中，用户的价值以及其对应的等级可以根据与历史订单相关的信息确定。与历史订单相关的信息可以包括但不限于历史订单的价值，历史订单的特征信息，与历史订单相关的用户信息，等其它与历史订单相关的信息。在一些实施例中，某用户的价值以及其对应的等级可以通过构建一个或多个模型来确定。例如，方法 200 可识别与该用户相关的多个历史订单，并提取出一段时间内的所有历史订单的部分相关特征，并基于提取的相关特征和权重的综合模型考虑，最终得出历史订单的平均价值。上述相关特征包括但不限于消费方下单次数、服务方抢单数、抢单时间、平台收益、订单距离、订单费用、小费、订单距离当前天数、订单完成评价等中的一种或几种的组合。上述综合模型可以通过包括但不限于对数化处理、平滑化处理、权重调整、归一化处理、最小二乘法、局部平均法、k 近邻平均法、中值法等一种或多种数据处理分析方法组合。另一个实施例中，用户的价值可以通过用户信息来确定，用户信息可以包括但不限于驾龄、评价等级、使用时间、车龄、车型、车牌号、驾驶证号、认证情况、用户习惯/喜好、额外服务能力（如车的后备箱大小、全景天窗等额外特性）等中的一种或几种的组合，根据用户信息的模型来确定用户价值。例如，用户多次需求的订单是高价值订单，则用户的价值也可以映射为

高价值用户。另一个实施例中，用户的好友分类中，一个或多个好友为高价值用户，通过好友分类及模型，也可以间接确定该用户是高价值用户。订单的价值可以通过历史订单的价值来确定，也可以通过用户价值来确定。订单价值可以分为两个等级、三个等级、四个等级、五个等级、六个等级等。例如，订单价值分为三个等级，可以是好、正常和差。在一些实施例中，订单价值分为五个等级，可以是极好、好、正常、差和极差。订单价值确定的特征包括但不限于乘客下单次数、司机抢单数、抢单时间、平台收益、订单距离、订单费用、小费、订单距离当前天数、订单完成评价等中的一种或几种的组合。一个实施例中，同一时刻/时段的历史订单价值，通过预测模型可以判断实时的订单价值。另一个实施例中，实时的同订单被司机抢单越多，预测该订单价值越高。另一个实施例中，实时的同订单被司机抢单越多，同时抢单的司机在预定时间内抢单完成率越高，根据模型可以预测该订单价值越高。另一个实施例中，用户价值越高，该用户需求/接受的订单价值也越高。步骤202可以通过用户维护系统101的分析模块302和/或处理模块303执行完成。

步骤 203 确定用户的稳定性。某一用户的稳定性可以根据步骤202确定的用户价值，步骤201接收的订单信息，订单历史信息，用户的行为变量，以及其它可用来确定该用户稳定性的信息来确定。在一些实施例中，用户的稳定性可根据一个或多个模型来确定，这些模型可以包括但不限于逻辑回归、决策树、Rocchio、朴素贝叶斯、神经网络、支持向量机、线性最小平方拟合、最邻近算法kNN、遗传算法、最大熵等方法，或其中的任意一种或几种的组合。稳定性确定的模型可以是固定的，也可以是自适应的。用户的稳定性确定可以是针对所有用户的，也可以是针对高价值用户的，也可以是针对低价值用户的。一个实施例中，高价值用户在步骤202被确定后，通过对该用户的一个或多个行为变量分析处理，最终根据模型来确定该用户的稳定性。某用户的稳定性可表征或被用来预测该用户的流失可能性。例如，用户的稳定性评价可以是易流失、不易流失、较不易流失或其它

与该用户流失可能性相关的评价。用户的行为变量运行数据可以包括但不限于最近使用时间、使用间隔平滑值、使用间隔波动值的平滑值、当前时间、未使用时间间隔等，或者上述数据任意一种或多种组合。

步骤204维护用户，可以根据203确定的用户稳定性来维护用户。一个实施例中，确定用户是易流失用户，维护用户中会针对易流失用户提供更多的维护服务。维护服务可以包括但不限于红包、小费、打折券、平台补助、推送更高等级的用户、提供更多额外的服务（如车型更好、空间更大）等，或者上述任意一种或几种组合的服务。其中，红包可以指在人际关系中用于表达某种情感的酬谢。根据本申请的一些实施例，红包在乘客端以实际金额的形式呈现。在一些实施例中，对于乘客来说，在支付一次订单费用时，可以使用红包的金额来减免部分订单费用。小费指在服务行业中消费方感谢服务方的一种报酬形式。根据本申请的一些实施例，小费是乘客愿意提供给司机的订单价值以外的费用。在一些实施例中，对于乘客来说，在多次订单申请后均未有司机接单时，可以通过提供小费，来提高司机接单的意愿。例如，系统平台可判断乘客的订单是非高峰时段去偏远地区且该乘客是易流失用户。如果司机接受订单情况少，系统平台会给予补助，提供返程空载补助来维护乘客及乘客的订单等。另一个实施例中，系统平台可确定用户是不易流失用户，可以不进行维护，也可以维护用户，避免未来流失。另一个实施例中，维护用户中若用户标识过多，则需要识别用户标识后确定唯一标识，根据确定的唯一标识维护用户。步骤204可以通过用户维护系统101的分析模块302和/或处理模块303执行完成。

步骤205发送信息给一个或多个服务方，一个或多个消费方，一个或多个第三方平台等。发送的信息可以包括但不限于用户价值、订单价值、维护服务信息、好友信息分享等中的一种或几种的组合。好友信息分享可以根据系统的好友关系分类方法，挖掘分析好友关系，进一步地对好友关系进行分类。好友的关系可以是潜在的关系，也可以是显而易见的关系。好友信息分享的可以是公开信息，也可以是选

择性公开信息。分享好友的信息可以包括但不限于用户信息、订单信息、优惠信息、位置信息、运载能力信息、交通拥堵信息、路况信息、共享优惠券、好友帮付款、好友帮接单等，或者上述可分享信息的一种或多种组合。例如，乘客 A 和乘客 B 是恋人关系，约会在西单，乘客 A 从东三环出发，乘客 B 从北四环出发，西单附近的实时路况和/或交通拥堵信息，乘客 A 和乘客 B 可以分享，也可以单方分享，另外，实时位置关系可以实时分享，付款时也可以乘客 A 为乘客 B 付款等。步骤 205 可以通过用户维护系统 101 的输出模块 304 执行完成。

显然，对于本领域的专业人员来说，在了解本申请内容和原理后，都可能在不背离本技术原理、结构的情况下，对此流程进行形式和细节上的各种修正和改变，但是这些修正和改变仍在本申请的权利要求保护范围之内。例如，步骤 201 接收信息后，先进行步骤 203 确定用户稳定性，再进行步骤 202 确定用户价值。需要注意的是，上述对信息分析系统流程的描述只是为了便于理解，不应被视为是本申请唯一可行的实施例。每个步骤可以由系统的一个模块执行，也可以由多个模块执行。例如，步骤 202 可以同时实现步骤 201 接收信息的功能，在步骤 202 时接收信息并确定用户价值。又例如，步骤 201 接收的信息已经确定用户价值，可以直接进入步骤 203 确定用户稳定性，或者进入步骤 205 直接发送用户价值信息。

根据本申请的一些实施例，图 3 所示的是用户维护系统的模块配置示意图。用户维护系统 101 可以包括一个或多个接收模块 301、一个或多个分析模块 302、一个或多个处理模块 303、一个或多个输出模块 304、一个或多个系统数据库 305。用户维护系统 101 的模块中部分或全部可以与网络 105 连接。用户维护系统 101 的模块可以是集中式的也可以是分布式的。用户维护系统 101 的模块模块中的一个或多个模块可以是本地的也可以是远程的。接收模块 301 可以用于各种方式接收信息，接收信息的方式可以是直接的(例如直接通过网络 105 从一个或多个用户 102/104 获取信息，也可以是从其他信息源 306 接

收信息），也可以是间接的（例如通过接收模块 301、分析模块 302、处理模块 303、输出模块 304 或者系统数据库 305 来接收信息）。接收模块 301 可以通过向一个或多个用户 102/103 和/或一个或多个其他信息源 306 发送请求，以获取需要的信息。其他信息可以包括但不限于天气情况、道路状况、交通条件、司乘比、订单成功率等，或者上述信息的任意组合。接收模块 301 可以通过网络 105 和/或数据库 103 接收信息。接收模块 301 在接收到需要的信息后，可以将该信息进行下一步处理或者存储在系统数据库 305 中。接收模块 301 也可以向系统数据库 305 发送请求，以获取存储在系统数据库 305 中的信息。可选择地，系统数据库 305 也可以直接向用户 102/104 发送请求，获取的信息可以被存储在系统数据库 205 中。用户 102/104 可以是服务器、通信终端等。进一步地，服务器可以是 web 服务器、文件服务器、数据库服务器、FTP 服务器、应用程序服务器、代理服务器等，或者上述服务器的任意一个或多个组合。通信终端可以是手机、个人电脑、可穿戴设备、平板电脑、机载设备、智能电视等，或者上述通信终端的各种组合。一个实施例中，接收模块 301 可以将接收的信息输出到分析模块 302。另一个实施例中，接收模块 301 可以将接收的信息直接输出到处理模块 303。另一个实施例中，接收模块 301 可以直接将接收的信息输出到输出模块 304。分析模块 302 可以用于信息的分析，信息的分析可以是人工的，也可以是自动的。信息的分析可以包括但不限于特征提取、特征处理、模型选取、模型更新、价值判断等中的一种或几种的组合。分析模块 302 可以根据订单信息、用户信息、其他信息等中的一种或几种的组合分析得出订单价值、用户价值或维护信息等。一个实施例中，分析模块 302 可以直接将分析后的信息输出到输出模块 304。另一个实施例中，处理模块 303 可以接收分析模块 302 分析后的信息。处理模块 303 可以用于相关信息的处理，处理模块 303 可以反馈处理后的信息给分析模块 302。信息处理可以包括但不限于模型训练、计算分析、模型更新、好友分类、用户识别、用户维护等中的一种或几种的组合。输出模块 304 可以用于输出分析处理

后的信息，输出的信息包括但不限于广告、声明、公告、用户分享信息、用户价值信息、订单价值信息、维护用户信息等中的一种或几种的组合。输出的信息可以发送给用户和/或第三方平台，也可以不发送。不发送的输出信息可以存储在系统数据库 305，也可以存储在输出模块 304，还可以通过网络 105 存储在数据库 103 中。相关的信息反馈可以发送到分析模块 302、处理模块 303、系统数据库 305 和/或其他备份的数据库或存储设备等。

系统数据库 305 可以泛指具有存储功能的设备。系统数据库 305 主要用于存储从用户 102/104 和/或其他信息源 306 收集的数据和用户维护系统 101 工作中产生的各种数据。系统数据库 305 可以是本地的，也可以是远程的。系统数据库与系统其他模块间的连接或通信可以是有线的，也可以是无线的。系统数据库 305 或系统内的其他存储设备泛指所有可以具有读/写功能的媒介。系统数据库 305 或系统内其他存储设备可以是系统内部的，也可以是系统的外接设备。系统数据库 305 或系统内其他存储设备的连接方式可以是有线的，也可以是无线的。系统数据库 305 或系统内其他存储设备可以包括但不限于层次式数据库、网络式数据库和关系式数据库等其中一种或多种组合。系统数据库 305 或系统内其他存储设备可以将信息数字化后再以利用电、磁或光学等方式的存储设备加以存储。系统数据库 305 或系统内其他存储设备可以用来存放各种信息例如程序和数据等。系统数据库 305 或系统内其他存储设备可以是利用电能方式存储信息的设备，例如各种存储器、随机存取存储器（Random Access Memory, RAM）、只读存储器（Read Only Memory, ROM）等。系统数据库 305 或系统内其他存储设备可以是利用磁能方式存储信息的设备，例如硬盘、软盘、磁带、磁芯存储器、磁泡存储器、U 盘、闪存等。系统数据库 305 或系统内其他存储设备可以是利用光学方式存储信息的设备，例如 CD 或 DVD 等。系统数据库 305 或系统内其他存储设备可以是利用磁光方式存储信息的设备，例如磁光盘等。系统数据库 305 或系统内其他存储设备的存取方式可以是随机存储、串行访问存储、只读存储等中的一种或

几种的组合。系统数据库 305 或系统内其他存储设备可以是非永久记忆存储器，也可以是永久记忆存储器。以上提及的存储设备是列举了一些例子，该系统可以使用的存储设备并不局限于此。系统数据库 305 或系统内其他存储设备可以是本地的，也可以是远程的，也可以是云服务器上的。

显然，对于本领域的专业人员来说，在了解用户维护系统及方法的原理后，可能在不背离这一原理的情况下，对各个模块进行任意组合，或者构成子系统与其它模块连接，对实施上述方法和系统的应用领域形式和细节上的各种修正和改变，但是这些修正和改变仍在以上描述的范围之内。例如，接收模块 301、分析模块 302、处理模块 303、输出模块 304 和系统数据库 305 可以是体现在一个系统中的不同模块，也可以是一个模块实现上述的两个或两个以上模块的功能，如分析模块 302 可以接收信息并分析接收的信息，该分析模块同时实现了接收模块 301 和分析模块 302 的功能，类似的变形仍在本申请的权利要求保护范围之内。

图 4 是根据本申请一些实施例的一种确定订单价值的流程图。在步骤 401，获取订单信息。其中，订单信息包括但不限于历史订单信息、与该历史订单相关联的用户信息、目标订单信、与该目标订单相关联的用户信息、其他信息等中的一种或多种的组合。

在步骤 402，确定历史订单价值。其中，历史订单包括但不限于成功完成的订单、未完成的订单等中的一种或多种组合。根据本申请的一个实施例，历史订单价值的确定可以基于该历史订单的订单信息。根据本申请的另一个实施例，历史订单价值的确定可以基于该历史订单相关联的用户信息建立模型，用于确定历史订单价值。在一些实施例中，历史订单的价值可以根据图 5A 以及 5B 来确定。

在步骤 403，确定目标订单价值。其中，目标订单包括但不限于实时需求的新订单、预约需求的新订单等中的一种或多种组合。根据本申请的一个实施例，目标订单价值的确定可以基于与该目标订单相关联的历史订单价值。根据本申请的另一个实施例，目标订单价值可

以基于获取与订单价值相关联的特征建立模型来确定。

需要注意的是，以上关于确定用户价值的描述，仅为理解方便，并不能把本申请限制在所举实施例范围之内。可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这一原理的情况下，对确定订单价值的方法作出改变。例如，对于建立模型来说，其模型可以是数学模型，也可以是物理模型。其中，数学模型包括但不限于代数方程、微分方程、差分方程、积分方程和统计学方程等中的一种或几种的组合，以及代数、几何、拓扑和数学逻辑等中的一种或几种的组合所描述的模型。物理模型可以是类比模型，基于在不同的物理学领域（包括但不限于力学、电学、热学、流体力学等中的一种或几种的组合）的系统中各自的变量服从的共同规律，用于建立物理意义相同或相似或完全不同的比拟和类推的模型。

根据本申请的一些实施例，图 5A 是一种示例性的确定历史订单价值的流程图。在步骤 511，获取针对历史订单而提交订单申请的多个用户（在一个实施例中，这些用户可以是司机）。当乘客发布历史订单时，该多个用户都可以通过例如“抢单”功能而针对该历史订单提交订单申请，然而该多个用户中的仅仅一个用户最终被选择为该乘客提供服务，从而完成历史订单。本申请的一个实施例可关注于该多个用户，而非被选择为该乘客提供服务的仅仅一个用户，从而能够借助于该历史订单对该多个用户的吸引程度来准确确定该历史订单的价值。

在步骤 512，获取在预定时间内该多个用户中的每个用户提交订单申请的数目。由于该多个用户各自情况不同，因此其提交订单申请所依据的主观标准也不同。例如，有的用户倾向于通过大量抢单来获得订单，特别是在早晚高峰时段，由于额外奖励较多，因此该用户不管订单实际性价比如何而针对每个订单都进行“抢单”。因此，在确定历史订单价值的过程中，为了避免该大量抢单用户所造成的订单价值虚高，本申请的实施例还关注于该多个用户中的每个用户在预定时间内（例如每日内）提交订单申请的数目，从而能够借助于该多个用

户中的每个用户对该历史订单的关注程度来准确确定该历史订单的价值。

在步骤 513，基于每个用户提交订单申请的数目，确定该历史订单的订单价值。本申请的一个实施例可以基于该数目的倒数而确定该历史订单的订单价值。本申请的另一个实施例可以基于该数目与预定阈值的比较结果来调整该多个用户中的每个用户的权重值，从而准确确定该历史订单的价值。

为了理解方便，以下对步骤 513 作出详细说明。根据本申请的一个实施例，基于每个用户提交订单申请的数目的倒数之和，确定该历史订单的订单价值。例如，如果希望获取历史订单的价值，可首先获取针对该历史订单进行抢单的多个用户，假设所获得的多个用户是用户 1、用户 2 和用户 3。进而，获取该历史订单分别针对该用户 1、用户 2 和用户 3 所体现的价值，例如，假设该用户 1 在该历史订单所发布当天进行抢单的总数目是 50，则该历史订单对该用户 1 所体现的价值可以是 1/50。类似地，假设该用户 2 和用户 3 在该历史订单所发布当天进行抢单的总数目分别是 100 和 200，则该历史订单针对该用户 2 和用户 3 所体现的价值分别可以是 1/100 和 1/200。因此，该历史订单的订单价值可以被确定为其分别针对该用户 1、用户 2 和用户 3 的价值之和，例如等于 7/200。该历史订单的价值还可以借助于其他参数而确定。例如，对于上述历史订单，还可以获取该用户 1、用户 2 和用户 3 的信用值，其中该信用值可以基于该用户 1、用户 2 和用户 3 已经成功完成的订单数目，也可以基于该用户 1、用户 2 和用户 3 的从业年限以及所获得的评分等而预先确定。然后，该历史订单的订单价值可以被确定为其分别针对该用户 1、用户 2 和用户 3 的价值与该信用值的乘积之和。

在一些实施例中，从乘客发布该历史订单至该多个用户中的每个用户针对该历史订单而提交订单申请的时间差也可以作为确定该历史订单的价值的参考。在一些实施例中，对于一些用户来说，触发抢单功能的时间差越短，则该订单对于该用户越重要、价值越高。因此，

为了更准确确定历史订单的价值，该历史订单的订单价值可以被确定为例如其分别针对该用户 1、用户 2 和用户 3 的价值与该时间差的倒数的乘积之和。

在一些实施例中，该多个用户的数目与发布该历史订单时联线的用户数目的比值也可以作为确定该历史订单的价值的参考。不同时段内联线的用户数目可以不同也可以相同，例如早晚高峰时段内联线的用户数目较多，而深夜时段内联线的用户数目较少。因此，为了更准确确定历史订单的价值，该历史订单的订单价值可以被确定为例如其分别针对该用户 1、用户 2 和用户 3 的价值与该比值的乘积之和。

根据本申请的一个实施例，用于确定历史订单价值的系统可以由图 3 所示的用户维护系统中的接收模块和分析模块组成。为讨论方便，下文将参考图 3 所示的用户维护系统用户维护系统 101 来描述该系统。其中，图 3 中的接收模块 301 可以是获取模块 531，分析模块 302 可以是确定模块 532。该系统包括获取模块 531 中的第一获取子模块和第二获取子模块，以及确定模块 532 中的第一确定子模块。其中，第一获取子模块用于获取针对历史订单而提交订单申请的多个用户；第二获取子模块用于获取在预定时间内该多个用户中的每个用户提交订单申请的数目；以及第一确定子模块基于每个用户提交订单申请的数目，用于确定该历史订单的订单价值。

根据本申请的另一个实施例，第一确定子模块，包括第一确定单元，基于每个用户提交订单申请的数目的倒数，用于确定该历史订单的订单价值。根据本申请的另一个实施例，第一确定子模块，包括第二确定单元，基于每个用户提交订单申请的数目的倒数之和，用于确定所述历史订单的订单价值。根据本申请的另一个实施例，第一获取子模块，包括第一获取单元，用于获取从发布该历史订单至该多个用户中的每个用户针对该历史订单而提交订单申请的时间差；第一确定子模块，包括第三确定单元，基于该时间差与每个用户提交申请的数目的乘积的倒数之和，用于确定该历史订单的订单价值。根据本申请的另一个实施例，第一获取子模块，包括第二获取单元，用于获取该

多个用户中的每个用户的信用值；第一确定子模块，包括第四确定单元，基于该信用值与该每个用户提交订单申请的数目的商之和，用于确定该历史订单的订单价值。根据本申请的另一个实施例，第一获取子模块，包括第三获取单元，用于获取该多个用户的数目与发布该历史订单时联线的用户的数目的比值；第一确定子模块，包括第五确定单元，基于该比值与每个用户提交订单申请的数目的商之和，用于确定该历史订单的订单价值。

需要注意的是，以上关于确定用户价值系统的描述，仅为理解方便，并不能把本申请限制在所举实施例范围之内。可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这一原理的情况下，对确定用户价值的方法作出改变。例如，对于获取模块来说，可以通过将模块中的多个子模块制作成单个集成电路模块来实现。对于确定模块来说，可以通过将模块中的多个子模块制作成单个集成电路模块来实现。

根据本申请的一些实施例，图 5B 是一种确定目标订单价值的流程图。在步骤 521，获取与目标订单相关的历史订单。例如，基于该目标订单的始发地和目的地，获取该历史订单。也就是说，对于本申请背景技术中所描述的问题，本申请实施例更关注于始发地和目的地，从而可以避免将目的地偏僻的订单错误确定为高价值订单。另外，还可以基于乘客发布该目标订单的时段，获取该历史订单。例如，在晚高峰之后，家住郊区的用户大多选择在回家同时顺路完成一个较远距离订单，也就是说，在此时段内，部分目的地偏僻的订单可能价值更高。因此基于该时段而获得的历史订单的价值，能够更准确地确定该目标订单的价值。在步骤 522，获取该历史订单的订单价值。

在步骤 523，基于该历史订单的订单价值，确定该目标订单的订单价值。该目标订单的订单价值可根据一个或多个历史订单价值来获取。例如，在一个实施例中，该目标订单的订单价值可基于多个历史订单价值的平均值，加权平均值，以及任意其它适合表征目标订单价值的数值。在另一个实施例中，该目标订单的订单价值可通过某一历

史订单价值来确定。例如，该目标订单的订单价值可为多个订单价值的中值，某一时段最高的订单价值，某一时段的最低订单价值，或任意其它适合表征目标订单价值的历史订单价值。

需要注意的是，以上关于确定用户价值的描述，仅为理解方便，并不能把本申请限制在所举实施例范围之内。可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这一原理的情况下，对确定用户价值的方法作出改变。一个实施例中，与目标订单相关的历史订单以及该历史订单的订单价值可以同时获取，用于确定目标订单的价值。另一个实施例中，基于目标订单的特征，可以建立与订单价值相关联的历史订单特征的模型，用于确定目标订单的价值。对于历史订单的订单价值来说，可以包括但不限于订单价值的加权平均值来确定。对于目标订单的订单价值来说，可以包括但不限于用户附加的订单价值来确定。

根据本申请的一些实施例，用于确定目标订单价值的系统可以由图 3 所示的用户维护系统 101 中的接收模块 301 和分析模块 302 所构成。图 5C 是根据本申请一些实施例的一种确定订单价值的系统的结构示意图。为讨论方便，下文将参考图 3 所示的用户维护系统 101 来描述该系统。其中，图 3 中的接收模块 301 可以是获取模块 531，分析模块 302 可以是确定模块 532。该系统包括获取模块 531 中的第三获取子模块和第四获取子模块，以及确定模块 532 中的第二确定子模块。其中，第三获取子模块用于获取与目标订单相关的历史订单；第四获取子模块用于获取该历史订单的订单价值，基于针对该历史订单而提交订单申请的多个用户中的每个用户在预定时间内分别提交订单申请的数目，确定该历史订单的订单价值；以及第二确定子模块基于该历史订单的订单价值，用于确定该目标订单的订单价值。

根据本申请的一个实施例，基于每个用户提交订单申请的数目的倒数，确定该历史订单的订单价值。根据本申请的另一个实施例，该历史订单的订单价值可基于每个用户提交订单申请的数目的倒数之和而确定。根据本申请的另一个实施例，该历史订单的订单价值可基

于从发布该历史订单至该多个用户中的每个用户针对该历史订单而分别提交订单申请的时间差与每个用户提交订单申请的数目的乘积的倒数之和而确定。根据本申请的另一个实施例，基于该多个用户中的每个用户的信用值与每个用户提交订单申请的数目的商之和，确定该历史订单的价值。根据本申请的另一个实施例，基于该多个用户的数目与发布该历史订单时联线的用户的数目的比值与每个用户提交订单申请的数目的商，确定该历史订单的订单价值。根据本申请的另一个实施例，第三获取子模块，包括第四获取单元，基于该目标订单的始发地和目的地，用于获取该历史订单。根据本申请的实施例，第二确定子模块，包括第六确定单元，基于该历史订单的订单价值的平均值，用于确定该目标订单的订单价值。

需要注意的是，以上关于确定用户价值的描述，仅为理解方便，并不能把本申请限制在所举实施例范围之内。可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这一原理的情况下，对确定用户价值的方法作出改变。例如，所述的本申请的各模块或各步骤可以用通用的计算装置来实现，它们可以集中在单个的计算装置上，或者分布在多个计算装置所组成的网络上，可选地，它们可以用计算装置可执行的程序代码来实现，从而可以将它们存储在存储装置中由计算装置来执行，或者将它们分别制作成各个集成电路模块，或者将它们中的多个模块或步骤制作成单个集成电路模块来实现。这样，本申请不限制于任何特定的硬件和软件结合。以上所述仅为本申请的优选实施例，并不用于限制本申请，对于本领域的技术人员来说，本申请可以有各种更改和变化。凡在本申请的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本申请的保护范围之内。

根据本申请的一些实施例，图 6A 是确定用户历史订单价值的流程图。在步骤 611，获取所有历史订单的活跃度特征和属性特征。活跃度特征包括但不限于用户下单次数、司机最短抢单时间、抢单次数等中的一种或几种的组合。属性特征包括但不限于订单是否成功、平

台收益、订单距离、订单费用以及订单发生时距离当前的天数等中的一种或几种的组合。在步骤 612，基于所述步骤 611 中获得的活跃度特征，确定每个订单的初始订单价值。在步骤 613，基于所述初始订单价值和所述属性特征，确定所述每个订单的最终订单价值。在步骤 614，基于每个订单的最终订单价值，确定所述用户的历史订单的价值。

为了理解方便，以下对步骤 611 作出详细说明。根据本申请的一个实施例，该步骤包括基于每个历史订单生成一个对应的表，可选地为 hive 表。该步骤进一步包括，分别将对应于所有历史订单的多个 hive 表关联生成一张总表。该步骤进一步包括，从生成总表中获得所需的用户历史订单的活跃度特征和属性特征。应当注意到，在生成的总表中可能存在缺失的属性特征，因此，一些情况下，需要在生成的总表中基于与历史订单相关的信息，将缺失的属性特征补全。其中与历史订单相关的信息包括但不限于始发地、目的地、出发时间、到达时间和行驶轨迹等中的一种或多种的组合。例如，由于语音输入或者系统遗漏，使得用户订单中的部分订单缺乏目的地，因此系统可以通过司机的轨迹或者用户付款时的地点来确定用户目的地，从而通过起始点与目的地来进一步计算缺失的订单距离（例如，曼哈度距离）。又例如，由于用户订单中的部分订单没有使用微信支付功能，使得不能获取订单费用，因此，系统使用历史出发地和目的地以及出发时间来确定订单费用。另外，当用户一次下单没有成功时，用户可能多次重复下单。这种情况下，需要在该步骤中对实际上内容相同的重复订单进行去重操作。

为了理解方便，以下对步骤 612 作出详细说明。根据本申请的一个实施例，该步骤包括对权重较大的属性特征进行平滑化处理，以使得权重较大的活跃度特征对每个订单的初始价值的影响不会过于激烈。其中，可选地使用对数化处理，并更为可选使用以 2 为底数的对数化处理。该步骤进一步包括，根据平滑化处理后的活跃度特征，确定每个订单的初始订单价值。现选取本申请的一个具体示例对该步骤

以及后面的多个步骤进行详细地阐述：例如，某用户在过去的一段时间内共有 2 次打车行为，第一次订单成功，其中，抢单司机数为 2 人，抢单时间为 10 秒，平台收益为 50 滴米，订单距离为 12 公里，订单费用为 30 元，用户提供 5 元小费，该订单距离当前天数为 5 天。第二次订单未成功，其中，用户共 3 次下单，但均未有司机应答，平台付出 100 滴米，订单距离为 5 公里，订单费用为 20 元，用户没有提供小费，该订单距离当前天数为 15 天。为清楚起见，在下面的表格中示出了与该用户的上述两个订单的部分相关特征。

表 1:某用户过去一段时间内的所有历史订单的部分相关特征

| 订单编号 | 用户下单次数 | 抢单司机人数 | 抢单时间（秒） | 平台收益（滴米） | 订单距离（公里） | 订单费用（元） | 小费（元） | 订单距离当前天数 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 1 | 2 | 10 | 50 | 12 | 30 | 5 | 5 |
| 2 | 3 | 0 | / | -100 | 5 | 20 | 0 | 15 |

在该步骤中，首先对步骤 611 中获得的部分活跃度特征进行必要的调整。具体来说，对于第一个订单，将抢单时间调整为最低成交时间 18 秒；将抢单司机人数限制为最多 30 人，并且对有更多司机抢单的情况不再区分。针对第一个订单的初始订单价值($V_{i1}$)可通过如下式 1 计算：

$$V_{i1}=\log_2(T)\times\log_2(N+1) \quad \text{（式 1）}$$

其中，T 为抢单时间，N 为抢单司机数。对于第一个订单，由于已经将抢单时间 T 调整为最低成交时间 18 秒，且抢单司机数为 2 人（N=2），因此，第一个订单的初始订单价值 $V_{i1}=4.170\times1.585=6.61$。对于第二个订单，由于该次订单未成功，且用户多次下单，因此针对第二次订单的初始订单价值($V_{i2}$)为负值，并且第二个订单的初始价值可通过如下式 2 计算：

$$V_{i2}=-\log_2(R+1) \quad \text{（式 2）}$$

其中，R 为用户下单次数。对于第二个订单，由于用户下单 3 次（R=3），因此，第二个订单的初始价值 $V_{i2}=-\log_2(3+1)=-2$。应当注意到，在上述两个公式以及在下面将要出现的部分公式中，需要将某些

属性特征通过添加一个常数部分来避免可能出现的数值为 0 的情况。

为了理解方便，以下对步骤 613 作出详细说明。根据本申请的一个实施例，该步骤包括对历史订单对应的属性特征进行权重赋值，并对权重较大的属性特征进行平滑化处理，以使权重较大的属性特征对每个订单的最终价值的影响不至于过于激烈。其中，同样可选地使用对数化处理，并更为可选使用以 2 为底数的对数化处理。该步骤进一步包括，基于所述初始订单价值和平滑化处理后的属性特征，确定所述每个订单的最终订单价值。根据属性特征，对步骤 612 中计算得到的每个初始订单价值进行调整的具体方法如下：首先，根据订单距离和订单费用对订单价值进行调整以获得第一调权参数，为了避免二者引起订单价值激烈变化，可选地采用以 2 为底的对数化处理，使得订单的最终价值随着订单距离和订单费用平滑地（或温和地）上升。具体来说，对于第一个订单的第一调权参数 $P_{11}$ 可通过如下式进行计算：

$$P_{11}=\log_2((D/D_0)+1)\times\log_2((C/C_0)+1) \quad \text{（式 3）}$$

其中，D 为订单距离，$D_0$ 为单位订单距离（或最短订单距离），C 为订单费用，$C_0$ 为所有用户的平均订单费用。应当指出，当本申请中以 $P_{mn}$ 的形式命名调权参数时，m 表示调权参数编号，且 n 表示订单编号（m，n 均为大于 1 的整数）。在该示例中，将单位订单距离 $D_0$ 设定为 10 公里，且将所有用户的平均订单费用 $C_0$ 设定为 20 元。因此，当使用第一个订单中的具体参数进行计算时，例如 D=12，C=30，那么第一个订单的第一调权参数可以为 $P_{11}=\log_2((12/10)+1)\times\log_2((30/20)+1)=1.137\times1.322=1.50$。对于第二个订单，由于订单未成功，因此无法获得诸如订单距离或订单费用的属性特征，进而无法获得第二个订单的第一调权参数 $P_{12}$（或 $P_{12}$ 这种情况下不存在）。随后，根据订单是否成功来获得第二调权参数。具体来说，如果订单成功，则只要平台付出的成本（例如，包括加价、滴米、红包或代金券等的平台补贴方式）不过高，订单价值就是“正向”的，否则会根据平台付出的成本而确定出“负向”的订单价值。其中，滴米指一种积分奖励系统，该系统是通过对大数据的分析而推出的一种

新的调度方式。根据本申请的一些实施例，滴米在司机端以虚拟积分的形式呈现。在一些实施例中，对于司机来说，行驶里程多、道路状况好的优质订单需要支付滴米，或由系统扣除滴米；行驶里程少、道路状况拥堵的非优质订单可以获得奖励的滴米。

如果订单失败，则随着平台付出的成本的增加，负向价值也变得越大。具体来说，对于第一个订单，由于平台收益了 50 滴米（“正向”收益），则第二调权参数 $P_{21}$ 可通过如下式 4 计算：

$$P_{21}=1+G/100 \quad \text{（式 4）}$$

其中：G 为平台收益，且使用常数 100 对“正向”平台收益进行了归一化处理。在该示例中，对于第一个订单，由于 G=50，因此 $P_{21}=1+50/100=1.5$。对于第二个订单，用户多次下单且在平台允诺付出 100 滴米（收益为负）的情况下，仍然未能成交。这说明第二个订单价值非常低，且有负向作用，因此，第二个订单的第二调权参数 $P_{22}$ 可通过如下式 5 计算：

$$P_{22}=G/V_0 \quad \text{（式 5）}$$

其中，G 为平台收益，$V_0$ 为单位滴米价值（或最小滴米价值）。在本申请的具体实施例中，使用单位滴米价值 $V_0$ 对“负向”单位收益进行归一化处理，在该示例中，单位滴米价值 $V_0$ 被设定为常数 50，且由于 G=-100，因此第二个订单的第二调权参数 $P_{22}=-100/50=-2$。随后，根据订单发生时距当前的天数获得第三调权参数，以快速响应用户最近的状态变化。第三调权参数 $P_{3n}$ 可通过如下式 6 计算：

$$P_{3n}=1-d/H \quad \text{（式 6）}$$

其中，n 为订单编号，d 为订单发生时距离当前的天数，H 为历史天数，在该示例中，历史天数 H 被设定为 150 天，这意味着在本实施例中只统计了该用户在过去 150 天内的所有订单。具体来说，对于第一个订单，由于订单发生距当前时间为 5 天，因此，第一个订单的第三调权参数 $P_{31}=1-5/150=0.967$。对于第二个订单，由于订单发生距当前时间为 15 天，因此，第二个订单的第三调权参数 $P_{32}=1-15/150=0.9$。最后，根据本步骤中获得的所有调权参数 $P_{mn}$，对

步骤 802 中确定的订单初始价值进行调整，以获得最终订单价值，具体来说，第一个订单的最终价值($V_{f1}$)可通过如下式 7 计算：

$$V_{f1}=V_{i1}\times P_{11}\times P_{21}\times P_{31} \quad (式\ 7)$$

在本示例中，Vf1=6.61×1.5×1.5×0.967=14.38，并由于第一个订单为成功订单，且使得平台获得收益，因此将第一个订单记录为一个好订单；第二个订单的最终价值(Vf2)可通过如下式 8 计算：

$$V_{f2}=(V_{i2}+P_{22})\times P_{32} \quad (式\ 8)$$

在本示例中，$V_{f2}$=(-2-2)×0.9 =-3.6，并由于第二个订单为失败订单，且消耗了平台资源（即，平台付出了 100 滴米），因此将第二个订单记录为一个极差订单。

为了理解方便，以下对步骤 614 作出详细说明。根据本申请的实施例，该步骤包括，将每个订单的最终订单价值依次进行累加以获得累加值。该步骤进一步包括，确定所有历史订单的质量系数和消费系数。该步骤进一步包括，基于所述累加值、所述质量系数以及所述消费系数，确定所述用户的历史订单的价值。根据本申请的实施例，其中根据订单级别确定所述用户质量系数；以及根据用户平均订单费用、给予小费的金额和占比，以及用户使用诸如红包、滴米或代金券之类的平台补贴的金额的总和与占比，确定所述消费系数。其中所述订单级别包括但不限于极好、好、正常、差和极差。继续通过上面的示例对该步骤进行具体地描述：首先，将每个订单的最终订单价值根据下面式 9 依次进行累加以获得累加值 Sum：

$$Sum=V_{f1}+V_{f2}+\cdots+V_{fn} \quad (式\ 9)$$

因此，在本示例中，累加值 $Sum=V_{f1}+V_{f2}$=14.38+(-3.6)=10.78。随后，根据订单级别确定所述用户质量系数确定质量系数 Q，且质量系数可通过如下式 10 被计算：

$$Q=1+(L_A/Tot)\times 0.9 \quad (式\ 10)$$

其中，$L_A$ 平均订单等级因子，Tot 为订单总数。由于用户的第一个订单为好订单且第二个订单为极差订单，因此将两者综合等价为一次差订单。其中，每个平均订单等级对应于一个平均订单等级因子，

在该实施例中，平均订单等级为差，其对应的平均订单等级因子为-1。因此，质量系数 Q=1+(-1/2)×0.9=0.55。随后，根据该用户平均的订单费用和/或给予小费的金额与占比和/或使用诸如红包、滴米或代金券之类的平台补贴的金额总和与占比，确定所述消费系数。根据该用户平均订单消费确定的第一消费系数($S_1$)可通过如下式 11 计算：

$$S_1=\log_2(C_A/C_0+2) \quad (式\ 11)$$

其中，$C_A$ 为该用户平均订单费用，$C_0$ 为所有用户平均订单费用。由于该用户的平均每个订单消费为 25 元，且所有用户的平均订单消费水平为 20 元，因此，第一消费系数 $S_1=\log_2(25/20+2)=1.7$。根据该用户提供的小费金额与占比确定的第二消费系数($S_2$)可通过如下式 12 计算为：

$$S_2=1+\log_2(N_t/Tot+2)\times\log_2(t_A+2)\times\log_2(Tot/10+1) \quad (式\ 12)$$

其中，$N_t$ 为提供小费次数，Tot 为订单总数，$t_A$ 该用户的平均小费。由于该用户在两次订单中共提供一次小费（5 元），故平均小费为 2.5 元，因此第二消费系数 $S_2=\log_2(2.5)\times\log_2(4.5)\times\log_2(1.2)=1.754$，最后，将考虑到该用户所有订单的最终价值、质量系数以及消费系数的历史订单的价值 $V_H$ 通过如下式 13 确定：

$$V_H=Sum\times Q\times(S_1\times S_2\cdots\times S_N) \quad (式\ 13)$$

其中，N 为大于 1 的整数，因此，本示例中，该用户的历史订单的价值 $V_H=10.78\times0.55\times1.7\times1.754=17.68$。

需要注意的是，以上描述仅仅是关于一个特定实施例的确定用户价值 202。本领域技术人员可以理解，该历史订单价值的确定方法可以进一步包括目标订单价值的确定方法，这一方法已经在上文通过图 5B 而详细描述，因此不再赘述。

根据本申请的实施例，用于确定用户的历史订单价值的系统可以由图 3 所示的用户维护系统中的接收模块和分析模块所构成。图 6B 是根据本申请一些实施例的一种确定用户的历史订单价值的系统的结构示意图。为理解方便，下文将参考图 3 所示的用户维护系统 101 来描述该系统。其中，图 3 中的接收模块 301 可以是获取模块 621，

分析模块 302 可以是确定模块 622、623 和/或 624。该系统包括获取模块 621，以及确定模块中的初始订单价值确定子模块 622、最终订单价值确定子模块 623 和历史订单价值确定子模块 624。其中，获取模块 621 用于获取所有历史订单的活跃度特征和属性特征；初始订单价值确定子模块 622 基于所述活跃度特征，用于确定每个订单的初始订单价值；最终订单确定子模块 623 基于初始订单价值和属性特征，用于确定所述每个订单的最终订单价值；历史订单价值确定子模块 624 基于每个订单的最终订单价值，用于确定所述用户的历史订单的价值。

根据本申请的一个实施例，活跃度特征包括但不限于用户下单次数、司机最短抢单时间和抢单次数等中的一种或几种的组合。根据本申请的另一个实施例，属性特征包括但不限于订单是否成功、平台收益、订单距离、订单费用和订单发生时距离当前的天数等中的一种或几种的组合。根据本申请的另一个实施例，获取模块包括但不限于表生成单元，基于每个历史订单，用于生成一个对应的表；总表生成单元，用于获得与所有历史订单对应的总表；特征提取单元，用于从所述总表中获取所有历史订单的活跃度特征和属性特征；属性特征补全单元，用于在所述总表中补全缺失的属性特征，以获取所有历史订单的属性特征。根据本申请的另一个实施例，其中缺失的属性特征包括订单距离特征和订单费用特征。根据本申请的另一个实施例，属性特征补全单元包括但不限于：订单距离确定子单元，基于每个历史订单的行驶轨迹或始发地和目的地，用于确定所述订单距离特征；订单费用确定子单元，基于每个历史订单的始发地、目的地以及出发时间，用于确定所述订单费用特征。根据本申请的另一个实施例，初始订单价值确定子模块包括但不限于：活跃度处理单元，用于对权重较大的活跃度特征进行平滑化处理；初始订单价值确定单元，基于平滑化处理后的活跃度特征，用于确定所述每个订单的初始订单价值。根据本申请的另一个实施例，最终订单价值确定子模块包括但不限于：属性处理单元，用于对权重较大的属性特征进行平滑化处理；最终订单价

值确定单元，基于初始订单价值和平滑化处理后的属性特征，用于确定所述每个订单的初始订单价值。根据本申请的另一个实施例，历史订单价值确定子模块包括但不限于：累加单元，用于将每个订单的最终订单价值依次进行累加以获得累加值；系数确定单元，用于确定所有历史订单的质量系数和消费系数；历史订单价值确定单元，基于所述累加值、所述质量系数以及所述消费系数，用于确定所述用户的历史订单的价值。

需要注意的是，以上关于确定用户价值的描述，仅为理解方便，并不能把本申请限制在所举实施例范围之内。可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这一原理的情况下，对确定用户价值的方法作出改变。例如，所述的本申请的各模块或各步骤可以用通用的计算装置来实现，它们可以集中在单个的计算装置上，或者分布在多个计算装置所组成的网络上，可选地，它们可以用计算装置可执行的程序代码来实现，从而可以将它们存储在存储装置中由计算装置来执行，或者将它们分别制作成各个集成电路模块，或者将它们中的多个模块或步骤制作成单个集成电路模块来实现。这样，本申请不限制于任何特定的硬件和软件结合。以上所述仅为本申请的优选实施例，并不用于限制本申请，对于本领域的技术人员来说，本申请可以有各种更改和变化。凡在本申请的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本申请的保护范围之内。

根据本申请的一些实施例，图 7A 是一种预测订单价值的流程图。根据图 7A，在步骤 711，获取历史订单中的与订单价值相关联的特征。在步骤 712，生成所述特征与所述订单价值的映射模型。而且，在步骤 713，基于所述映射模型以及目标订单的数据，预测所述目标订单的订单价值。在一个实例中，订单价值包括里程和价格信息。在现有的出租车平台系统中，由于使用用户的数量日益增多，出租车平台系统累计了大量的订单信息。订单信息中包括但不限于出发地、目的地、出发时间、里程、价格等各种信息。因此，出租车平台系统能够通过

获得的历史订单数据建立数学模型。

为了理解方便，以下对步骤 711 作出详细说明。根据本申请的实施例，与订单价值相关联的特征包括但不限于用户订单起点经度、用户订单起点纬度、用户订单终点经度、用户订单终点纬度以及用户订单开始时间等中的一种或几种的组合。订单特征的集合可以用下式来表示：

$$O_i=\{sx_i, sy_i, ex_i, ey_i, t_i\} \quad (式\ 14)$$

其中，i=1, 2, 3, …n。$O_i$ 表示第 i 个订单的特征集合；sx 表示订单起点经度；sy 表示订单起点纬度；ex 表示订单终点经度；ey 表示订单终点纬度以及 t 表示订单开始时间。在步骤 711 处，在获取大量的订单的特征之后，建立特征与所述订单价值的映射模型，例如分别建立该订单的里程与该订单的特征之间的映射关系 $\{D_i, O_i\}$，以及订单价格与该订单的特征之间的映射关系 $\{P_i, O_i\}$，其中 $D_i$ 表示第 i 个订单的里程，$P_i$ 表示第 i 个订单的价格，$O_i$ 表示第 i 个订单的特征。而且，该方法还可以利用目标订单的数据对映射模型进行更新。在一个实施例中，步骤 711 和 712 对历史数据的处理可以离线进行。

为了理解方便，以下对步骤 713 作出详细说明。根据本申请的实施例，目标订单输入至出租车平台系统，出租车系统需要对目标订单的价值进行预测。其中基于映射模型以及目标订单的数据预测目标订单的价值包括但不限于提取所述目标订单的与订单价值相关联的特征；以及基于所述目标订单的特征以及所述映射模型，确定所述目标订单的订单价值。在一个示例中，用户发送的目标订单的特征提取为：

$$O_p=\{sx_p, sy_p, ex_p, ey_p, t_p\} \quad (式\ 15)$$

$O_p$ 表示目标订单的特征集合；sx 表示订单起点经度；sy 表示订单起点纬度；ex 表示订单终点经度；ey 表示订单终点纬度以及 t 表示订单开始时间。在一个实施例中，基于映射模型以及目标订单的数据，预测所述目标订单的订单价值包括但不限于将所述目标订单的订单价值确定为与所述目标订单相关联的历史订单的订单价值的平均值。例如，目标订单的里程和价格分别如下式所示：

$$D_p=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\rho(O_p,O_j)D_j \quad (式\ 16)$$

$$P_p=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\rho(O_p,O_j)P_j \quad (式\ 17)$$

$$\rho(O_p, O_j)=\begin{cases}1, & \omega(O_p,O_j)\le W\\ 0, & \omega(O_p,O_j)>W\end{cases} \quad (式\ 18)$$

其中 $D_p$ 表示目标订单的里程，$P_p$ 表示目标订单的价格，$O_p$ 表示目标订单的特征，$O_j$ 表示第 j 个订单的特征，$D_j$ 表示第 j 个订单的里程，$P_j$ 表示第 j 个订单的价格，$\omega(O_p, O_j)$表示距离度量，其中距离度量可以包括马氏距离和欧式距离，W 为常数值。欧氏距离为通常采用的距离定义，指在 m 维空间中两个点之间的真实距离，或者向量的自然长度（即该点到原点的距离）。在二维和三维空间中的欧氏距离就是两点之间的实际距离。马氏距离是表示数据的协方差距离。它是一种有效的计算两个未知样本集的相似度的方法。与欧氏距离不同的是它考虑到各种特性之间的联系（例如：订单的起点信息会带来用户时间有关的信息，因为两者是有关联的）并且是尺度无关的(scale-invariant)，即独立于测量尺度。通过式 18 可以看出，当目标订单与历史订单的特征之间的距离度量小于设定阈值时，判定所述历史订单与所述目标订单相关联，即通过这些相关联的订单计算目标订单的价值。其中式 18 中的 W 值可以通过高斯分布设定，即判定上述马氏距离或欧氏距离最大概率分布的数据值来设定 W。通过式 16-18 可以看出在该实施例中，对于与目标订单相关联的订单数据均取值为 1，采用其平均值计算目标订单的里程和价格。在一些情况下，由于历史订单与目标订单的关联程度相差较大，因此考虑加权值会使该预测更准确。例如在判定当目标订单与历史订单的特征之间的马氏距离或欧氏距离小于设定阈值之后，可以设定在其马氏距离或欧氏距离为不同值时，取不同的权重值，例如在历史订单起点和终点与目标订单相同时，使其权重值为最大。考虑不同的权重值可以使订单预测更准确。因此，在一个实施例中，订单价值确定为与所述目标订单相关联的历

史订单的里程和价格的加权平均值。

需要注意的是，以上描述仅仅是关于一个特定实施例的确定用户价值 202。本领域技术人员可以理解，该目标订单价值的确定方法可以包括历史订单价值的确定方法，这一方法已经在上文通过图 5A 而详细描述，因此不再赘述。

根据本申请的实施例，用于预测订单价值的系统可以由图 3 所示的服务器中的接收模块、分析模块、处理模块和输出模块所构成。图 7B 是根据本申请一些实施例的一种预测订单价值的系统的结构示意图。为理解方便，下文将参考图 3 所示的用户维护系统 101 来描述该系统。其中，图 3 中的接收模块 301 可以是获取模块 721，分析模块 302 可以是生成模块 722，处理模块可以是预测模块 723 和更新模块。该系统包括获取模块 721，生成模块 722 以及预测模块 723。其中，获取模块 721 用于获取历史订单中的与订单价值相关联的特征；生成模块 722 用于生成所述特征与所述订单价值的映射模型；预测模块 723 基于所述映射模型以及新订单的数据，用于预测所述新订单的订单价值。根据本申请的实施例，该系统还包括更新模块，基于新订单的数据，用于对所述映射模型进行更新。该系统结合历史订单数据以及新订单数据对新订单的里程和价格进行预测，预测过程包括但不限于：获取历史订单中的与订单价值相关联的特征；生成所述特征与所述订单价值的映射模型；基于所述映射模型以及新订单的数据，预测所述新订单的订单价值。随后通过输出模块 304 将新订单预测的里程和价格反馈至用户。

根据本申请的一个实施例，与订单价值相关联的特征包括但不限于用户订单起点经度、用户订单起点纬度、用户订单终点经度、用户订单终点纬度以及用户订单开始时间等中的一种或几种的组合。根据本申请的另一个实施例，预测模块包括但不限于：提取子模块，用于提取所述新订单的与订单价值相关联的特征；确定子模块，基于所述新订单的特征以及所述映射模型，用于确定所述新订单的订单价值。根据本申请的另一个实施例，预测模块进一步用于将所述新订单的订

单价值确定为所述新订单相关联的历史订单的订单价值的平均值。根据本申请的另一个实施例，预测模块进一步用于将所述新订单的订单价值确定为所述新订单相关联的历史订单的订单价值的加权平均值。根据本申请的另一个实施例，预测模块进一步基于所述新订单与历史订单的特征之间的距离度量小于阈值时，用于确定所述历史订单与所述新订单相关联。其中，所述距离度量包括马氏距离和欧式距离。根据本申请的实施例，预测模块进一步包括根据高斯分布设定所述阈值。

需要注意的是，以上关于确定用户价值的描述，仅为理解方便，并不能把本申请限制在所举实施例范围之内。可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这一原理的情况下，对确定用户价值的方法作出改变。例如，所述的本申请的各模块或各步骤可以用通用的计算装置来实现，它们可以集中在单个的计算装置上，或者分布在多个计算装置所组成的网络上，可选地，它们可以用计算装置可执行的程序代码来实现，从而可以将它们存储在存储装置中由计算装置来执行，或者将它们分别制作成各个集成电路模块，或者将它们中的多个模块或步骤制作成单个集成电路模块来实现。这样，本申请不限制于任何特定的硬件和软件结合。以上所述仅为本申请的优选实施例，并不用于限制本申请，对于本领域的技术人员来说，本申请可以有各种更改和变化。凡在本申请的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本申请的保护范围之内

图 8 是根据本申请一些实施例的一种确定用户稳定性的流程图。据图所示，在步骤 801 可以接收用户信息。其中，用户可以是任一产品的使用者。在一些实施例中，产品可以是有形产品或无形产品。对于实物产品，它可以是任何有形状大小或的实物，例如食品、药品、日用品、化工产品、电器、衣物、汽车、房产、奢侈品等中的一种或几种的组合。对于无形产品，包括但不限于服务性产品、金融性产品、知识性产品、互联网产品等中的一种或几种的组合。对于互联网产品，

它可以是任一满足用户对信息、娱乐、沟通或商务需要的产品。互联网产品有很多分类方法，以其承载平台分类为例，包括但不限于个人主机产品、Web 产品、移动互联网产品、商用主机平台产品、嵌入式产品等中的一种或几种的组合。其中的移动互联网产品可以是用在移动终端的软件、程序或系统。其中的移动终端包括但不限于笔记本、平板电脑、手机、POS 机、车载电脑、电视机等中的一种或几种的组合。例如，在电脑或手机上使用的各类社交、购物、出行、娱乐、学习、投资等软件。其中的出行软件又可以是旅行软件、交通工具预定软件、地图软件等。其中的交通预定软件是指可以用来预约汽车（如出租车、公交车等）、火车、地铁、船只（轮船等）、飞行器（飞机、航天飞机、火箭）、热气球等中的一种或几种的组合。

在交通工具软件的实施例中，其中的用户可以是乘客、司机或者其他人员。用户信息可以包括用户身份信息、订单信息或其他信息。其中，用户身份信息包括但不限于用户的用户名、密码、头像、性别、备注信息、认证信息等中的一种或几种的组合。其中认证信息包括但不限于用户的国籍、身份证、驾驶证、护照、手机号、邮箱、用户名（例如一个或多个社交网络用户名）等中的一种或几种的组合。用户的订单信息包括但不限于订单的起始时间、终止时间、起始位置、终止位置、下单时间、车型、乘客人数、单双程、付款（或收款）金额、红包金额、小费金额、取消订单与否、成交率、评分、建议等中的一种或几种的组合。用户的其他信息可以与其他与用户相关的任何信息，包括但不限于用户的软件设置信息、移动设备类型、好友推荐记录、软件版本更新记录等。

需要注意的是，以上关于用户信息的描述，仅为理解方便，并不能把本申请限制在所举实施例范围之内。可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这一原理的情况下，对用户信息作出改变。例如，对于交通工具软件中的飞行器软件来说，其用户信息可以根据飞行器的使用场景进行修正。例如飞行器的用户订单信息，可以包括出行天气、是否跨国、是否延误、是

否托运行李等中的一种或几种的组合。对于其他有形产品或有形产品，可以根据该产品的惯常交易习惯，对其用户信息进行修正。例如，对于有形产品来说，其用户认证信息可以进一步包括是否有合同或协议，其订单信息可以进包括标的数目、标的价格、订货时间、订货地点、订货周期、还款方式（一次性还款、分期付款等）、违约处理方法、履约情况、买方或卖方信用、经营状况等中的一种或几种的组合。诸如此类的变形，均在本申请的保护范围之内。

在步骤 802，依据上述用户信息，预测用户稳定性的模型可以被确定。在一些实施例中，用户稳定性可以是用来表明用户使用某种产品的稳定情况。用户稳定性的预测模型是通过建立模型的方法用已知信息来预测未知信息的公式、函数、算法或程序等。在一些实施例中，这些预测模型可以是定性的，也可以是定量的。对于定量的预测模型，它可以基于时序预测法，也可以基于因果分析法。时间预测法进一步可以包括平均平滑法、趋势外推法、季节变动预测法和马尔可夫时序预测法等中的一种或几种的组合。因果分析法进一步可以包括一元回归法、多元回归法和投入产出法。在一些实施例中，预测模型包括但不限于加权算术平均模型、趋势平均预测模型、指数平滑模型、平均发展速度模型、一元线性回归模型、高低点模型中的一种或几种的组合。在一些实施例中，这些预测模型也可以具备学习能力，即根据结果回馈不断优化算法，详见本申请其他处的叙述。

在步骤 803，根据上述预测模型，可以获得用户的稳定性特征。用户的稳定性特征可以是用来表示用户稳定性的一个参数，例如用来表示用户的分级、用户的忠诚度、用户是否流失、用户的回头率、用户的满意度等。为理解方便，下面对用户的分级进行说明。例如，根据预测模型对用户信息的处理与分析，可以依据用户使用产品的情况，对用户进行分级。在一些实施例中，用户可以按照重要用户、主要用户、普通客户、小客户等的层次进行分级。在另一些实施例中，用户可以按照现实客户、潜在客户、目标客户、流失客户等的层次进行分级。表示用户稳定性的参数，可以是一个等级、一个概率、一个

判断、一段描述、一个预警、一个维护方案等中的一种或几种的组合，可以依据具体的使用场景进行变化。

在一些实施例中，步骤 803 结束后，根据所预测的用户稳定特征和实际的用户稳定特征，步骤 802 中的预测模型还可以进行机器学习，不断优化。对于机器学习的方法，根据学习方式的不同可以是监督式学习、非监督式学习、半监督式学习或强化学习；根据算法的不同，机器学习的算法可以是回归算法学习、基于实例的学习、正规化学习、决策树学习、贝叶斯学习、聚类算法学习、关联规则学习、神经网络学习、深度学习、降低维度算法学习等。

为了理解方便，以下用预测交通工具预定软件的用户稳定性的流程为例进行说明，如图 9A。根据本申请的一些实施例，图 9A 需要解决的预测问题是，根据叫车平台的已知的关于用户使用叫车平台的使用数据来预测该用户未来还是否会继续使用该叫车平台。

在步骤 911，基于用户信息来获得预定的预测模型的输入变量。此处的用户信息如本申请其他相关描述中所披露。本领域的技术人员可以理解，在预测叫车平台的用户是否继续使用该叫车平台的问题中，预测问题可以是一个概率问题，也可以是一个二分类问题。为了理解方便，图 9A 所举实施例都建立在二分类问题的基础上，即流失或者不流失。但是这些实施例仅为理解方便，并不能限制本申请的范围。对于该样一个二分类的预测问题，可以基于各种算法来建立预测模型，该些算法包括但不限于回归算法学习、基于实例的学习、正规化学习、决策树学习、贝叶斯学习、聚类算法学习、关联规则学习、神经网络学习、深度学习、降低维度算法学习等中的一种或几种的组合。具体来说，对于回归算法模型，可以是最小二乘法（Ordinary Least Square）、逻辑回归（Logistic Regression）、逐步式回归（Stepwise Regression）、多元自适应回归样条（Multivariate Adaptive Regression Splines）或者本地散点平滑估计（Locally Estimated Scatterplot Smoothing）；对于基于实例的模型，可以是 k-Nearest Neighbor(KNN)、学习矢量量化（Learning Vector Quantization， LVQ）或者自组织映

射算法（Self-Organizing Map ， SOM）等；对于正规化算法模型，可以是 RIDge Regression、Least Absolute Shrinkage and Selection Operator（LASSO）或者弹性网络（Elastic Net）；对于决策树模型，可以是分类及回归树（Classification And Regression Tree， CART）、ID3 (Iterative Dichotomiser 3)、C4.5、Chi-squared Automatic Interaction Detection(CHAID)、Decision Stump、随机森林（Random Forest）、多元自适应回归样条（MARS）或梯度推进机（Gradient Boosting Machine， GBM）等；对于贝叶斯模型，可以是朴素贝叶斯算法、平均单依赖估计（Averaged One-Dependence Estimators， AODE）或Bayesian Belief Network（BBN）等；对于基于核的算法模型，可以是支持向量机（Support Vector Machine， SVM）、径向基函数（Radial Basis Function ，RBF)或线性判别分析(Linear Discriminate Analysis ，LDA)等；对于聚类算法模型，可以是 k-Means 算法或期望最大化算法（Expectation Maximization， EM）等；对于关联规则模型，可以是 Apriori 算法或 Eclat 算法等；对于神经网络模型，可以是感知器神经网络（Perceptron Neural Network）、反向传递（Back Propagation）、Hopfield 网络、自组织映射（Self-Organizing Map, SOM）或学习矢量量化（Learning Vector Quantization， LVQ）等；对于深度学习模型，可以是受限波尔兹曼机（Restricted Boltzmann Machine， RBN）、Deep Belief Networks（DBN）、卷积网络（Convolutional Network）或堆栈式自动编码器（Stacked Auto-encoders）等；对于降低维度算法模型，可以是主成份分析（Principle Component Analysis， PCA）、偏最小二乘回归（Partial Least Square Regression，PLS）、Sammon 映射，多维尺度（Multi-Dimensional Scaling, MDS）或投影追踪（Projection Pursuit）等。需要注意的是，本领域的技术人员还可以根据具体的应用环境以及其他的相关背景来选取本文中没有提到的其他预测模型，本申请的实施并不限于特定的预测模型。

根据本申请的一些实施例，在步骤 911 中，基于用户的行为变量可以获得预定的预测模型的输入变量。用户的行为变量可以来自于用

户信息，用户身份信息包括但不限于用户的用户名、密码、头像、性别、备注信息、认证信息等中的一种或几种的组合。其中认证信息包括但不限于用户的国籍、身份证、驾驶证、护照、手机号、邮箱、用户名（例如一个或多个社交网络用户名）等中的一种或几种的组合。用户的订单信息包括但不限于订单的起始时间、终止时间、起始位置、终止位置、下单时间、车型、乘客人数、单双程、付款（或收款）金额、红包金额、小费金额、取消订单与否、成交率、评分、建议等中的一种或几种的组合。用户的其他信息可以与其他与用户相关的任何信息，包括但不限于用户的软件设置信息、移动设备类型、好友推荐记录、软件版本更新记录等。如此，用户使用该叫车平台的历史行为特征被考虑在该预定的预测模型中，从而实现了基于用户的历史使用行为特征来预测用户未来是否会流失的预测方案。

为理解方便，以下以基于用户的多个行为变量中的每个用户行为变量在不同时间段中的取值来获得多个输入变量为例进行说明。例如，如果预测模型需要 N 个输入变量，而被考虑的行为变量包括两个行为变量，即行为变量 A 和行为变量 B，则可以根据行为变量 A 在上个月的上旬的取值 A1、行为变量 A 在上个月的中旬的取值 A2、行为变量 A 在上个月的下旬的取值 A3 以及行为变量 B 在上个月的上旬的取值 B1、行为变量 B 在上个月的中旬的取值 B2、行为变量 B 在上个月的下旬的取值 B3 来获得该 N 个输入变量，具体的方法可以是对行为变量在不同时间段中的取值进行预定的运算，从而可以得到比一个更多的输入变量值。

根据本申请的一些实施例，在步骤 911 可以通过用户的所述多个行为变量中的每个用户行为变量在不同时间段中的取值、该些取值之间的差值、该些取值之间的比值、该些取值的平均值、W 及该些取值的方差值中的至少一项，来获得多个所述输入变量。例如，还是接着采用上面提到的示例，步骤 911 可以使用 A1、A2、A3 和 B1、B2、B3 本身，以及类似(A1-A2)、(B1-B2)、(A1-B2)等差值，类似 A1/A2、B1/B3、A1/B1 等的比值，A1 至 A3 和 B1 至 B3 的平均值和方差等来

形成 N 个输入变量。应当理解，本领域的技术人员还可以采用本申请的实施例中未提到的其他运算来从每个用户行为变量在不同时间段中的取值获得多个输入变量。在一些实施例中，对行为变量还可以有一个预处理过程，例如去除一些失真的数据。在一些实施例中，失真数据去除方法包括但不限于判别法、剔除法、平均值法、拉平法、比例法、移动平均法、指数平滑法、差分法等中的一种或几种的组合。

本领域的技术人员应当理解，上面的实施例仅是用于解释和说明本申请。本申请的范围并不限于该具体的实施例，可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这一原理的情况下，对输入变量的确定方式作出改变。例如，本申请的输入变量的个数 N 可以根据具体的预测要求或者预测结构的好坏进行适应性地设置。此外，用户行为变量的个数也不限于两个，可以根据实际的应用情况来选择更多或者更少个数的行为变量来产生 N 个输入变量。对于多个用户行为变量，可以不加区分地对待，也可以对这些用户行为变量赋予特定的权重。例如，步骤 911 中所采用的用户行为变量还可以包括接单次数、在线时长、未使用的天数。由于将流失的用户在流失前的使用行为会下降，即用户行为变量的取值通常会下降，因此可以首选接单次数、在线时长、未使用的天数等使用行为变量来进行步骤 911。另外，上面实施例中的“上个月”、“上旬”、“中旬”、“下旬”也都是对于步骤中的“不同时间段”的具体示例，在实际的应用中，本领域的技术人员可以根据实际情况进行其他选取，例如，“一天”、“一周”、“一月”或者更长或更短的时间范围。诸如此类的变形，均在本申请的保护范围之内。

在步骤 912，将判断用户是否将会流失的变量确定为预测模型的输出变量。如上面实施例所提到的，预测叫车平台的用户是否流失的问题中，可以是一个二分类问题，即流失或者不流失。因此，预测模型的输出变量应当是一个只有两种可能取值的变量，并且该两种可能取值分别对应于用户将会流失和用户将不会流失。可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这

一原理的情况下，对输出变量进行变形。例如，输出变量可以是一个等级、一个概率、一个判断、一段描述、一个预警、一个维护方案等中的一种或几种的组合，可以依据具体的使用场景进行变化。

根据本申请的一些实施例，在步骤912中，还可以对输入变量和输出变量进行相关性分析或数据分布分析，来进一步筛选预定的预测模型的输入变量。可以对输入变量、输出变量进行相关性、数据分布等基础分析，意在剔除输入参数之间相关性大的、输入变量与输出变量相关性较小的、数据分布趋于集中的等的变量，并进行不规则数据的清洗。

在步骤913，将输入变量和输出变量作为历史数据，对预测模型进行训练。为理解方便，以下给出本申请中训练方法的一些实施例，但本申请的范围并不限制在这些实施例中。例如，一种训练方法可以包括如下的步骤：将输入变量输入预测模型，计算得出输出变量的取值；将计算得出输出变量的取值与输出变量的已知值相比较而得到误差；根据该误差来调整预测模型；以及迭代进行计算、比较和调整，直到该误差为零或者迭代次数达到预定最大次数。本领域的技术人员可以理解，该最大次数可以由技术人员根据具体的应用环境来设置。

根据本申请的一些实施例，如果预测模型是基于神经网络算法的模型，则根据该误差来调整预测模型包括：根据该误差来调整基于神经网络算法的模型的输入变量的数量、隐层的数量、隐层神经元的数量、隐层的传递函数、以及输出层的传递函数中的至少一项。其中，调整隐层的传递函数还包括调整各个神经元的权系数。

在步骤914，基于经训练的所述预测模型，来预测用户是否将会流失。根据本申请的一些实施例，根据用户最近使用叫车平台而新产生的行为变量来得到N个输入变量的值，将输入变量的值输入到经训练预测模型，经过经训练预测模型的计算，可以得出用户是否将会流失的预测结果。

根据本申请的一些实施例，在得到了经训练的预测模型，可以使用经训练的预测模型来进行预测的预测结果之后，还可以对该预测模

型进行模型的评估和调优。例如，可以使用以下各项中至少一项作为评价指标来评价预测模型的预测结果：准确率、覆盖率、在所有实际为流失的样本中被正确判断为流失之比率、或者在所有实际为流失的样本中被错误判断为流失之比率；并且基于该评价来调整优化预测模型，或者从多个经训练的预测模型中选出最优的预测模型。

需要注意的是，以上关于用户稳定性确定流程的描述，仅为理解方便，并不能把本申请限制在所举实施例范围之内。可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这一原理的情况下，对用户稳定性确定的流程作出改变、调整或修正。例如，在获得预测模型的输入变量之前，可以先对用户的行为变量进行预处理。预处理时可以采用通常意义上的数学方法，例如判别法、剔除法、平均值法、拉平法、比例法、移动平均法、指数平滑法、差分法等中的一种或几种的组合，也可以根据步骤 912 中输出变量的回馈，对不规则数据进行清洗。再例如，在得到用户的稳定性预测后，还可以根据该预测对相应用户制定维护方案，例如发送提醒、优惠券、代金券、红包、平台补助、推送更高等级的用户、提供更多额外的服务等，用于挽回将流失的客户。诸如此类的变形，均在本申请的保护范围之内。

根据本申请的一些实施例，为实施图 9A 所述的确定用户稳定性的方法，本申请也给出了用户维护系统 101 用于确定用户稳定性的实施例，即用户稳定性确定系统。在一些实施例中，用户稳定性确定系统可以包括输入变量确定模块 921，输出变量确定模块 922、训练模块 923 和预测模块 924。

根据本申请的一些实施例，输入变量确定模块 921 可以被配置为，基于用户的行为变量来获得预定的预测模型的输入变量；输出变量确定模块 922 可以被配置为，将判断用户是否将会流失的变量确定为预测模型的输出变量；训练模块 923 可以被配置为，将输入变量和输出变量作为历史数据，对预测模型进行训练；预测模块 924 被配置为，基于经训练的预测模型，来预测用户是否将会流失。

根据本申请的一些实施例，预定的预测模型包括但不限于基于回归算法、基于实例、正规化、决策树、贝叶斯、聚类算法、关联规则、神经网络、深度学习、降低维度算法等算法中的一种或几种的组合。

根据本申请的一些实施例，输入变量确定模块 921 可以进一步被配置为，基于用户的多个行为变量中的每个用户行为变量在不同时间段中的取值来获得多个输入变量。根据本申请的一些实施例，输入变量确定模块 921 可以进一步被配置为，通过用户的多个行为变量中的每个用户行为变量在不同时间段中的取值、该些取值之间的差值、该些取值之间的比值、该些取值的平均值、以及该些取值的方差值中的至少一项，来获得多个输入变量。

根据本申请的一些实施例，用户的行为变量可以包括；接单次数和在线时长。根据本申请的一些实施例，输出变量确定子模块可以进一步被配置为，将只有两种可能取值的变量作为输出变量，两种可能取值分别对应于用户将会流失和用户将不会流失。

根据本申请的一些实施例，输入变量确定模块 921 可以进一步被配置为，基于对输入变量和输出变量所进行的相关性分析或数据分布分析，来进一步筛选预定的预测模型的输入变量。

根据本申请的一些实施例，训练模块 923 可以进一步被配置为，将输入变量输入所述预测模型，计算得出输出变量的取值；将计算得出输出变量的取值与输出变量的已知值相比较而得到误差；根据误差来调整预测模型；以及迭代进行计算、比较和调整，直到误差为零或者迭代次数达到预定最大次数。

根据本申请的一些实施例，如果预测模型是基于神经网络算法的模型，则训练模块 923 可以进一步被配置为：根据误差来调整基于神经网络算法的模型的输入变量的数量、隐层的数量、隐层神经元的数量、隐层的传递函数、以及输出层的传递函数中的至少一项。

根据本申请的一些实施例，用户稳定性确定系统可以进一步包括评价模块，该评价模块可以被配置为对预测模型进行评价。

根据本申请的一些实施例，可以使用以下各项中至少一项作为评

价指标来评价预测模型的预测结果：准确率、覆盖率、在所有实际为流失的样本中被正确判断为流失之比率或者在所有实际为流失的样本中被错误判断为流失之比率；可以基于所述评价来调整优化所述预测模型，或者从多个经训练的预测模型中选出最优的预测模型。根据本申请的一些实施例，可以使用 ROC 空间的方法来评价预测模型的预测结果。

需要注意的是，以上关于用户稳定性确定系统的描述，仅为理解方便，并不能把本申请限制在所举实施例范围之内。可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这一原理的情况下，对用户稳定性确定系统作出改变、调整或修正。例如，该用户稳定性确定系统可以隶属于或独立于图 3 的用户维护系统。在隶属于用户维护系统的情况下，上述的输入变量确定单元、输出变量确定单元、训练单元和/或预测单元可以单独地、成对地或成组地集成在用户维护系统中。诸如此类的变形，均在本申请的保护范围之内。

图 10A 是根据本申请一些实施例的另一种确定用户稳定性的流程图。为理解方便，此处稳定性预测可以流失预测为例，但本申请并不限制在这些实施例之内。如图所示，在步骤 1011 可以接收历史信息。其中历史信息可以是本申请其他处所述的用户信息，包含但不限于用户身份信息、订单信息或其他信息。其中，用户身份信息包括但不限于用户的用户名、密码、头像、性别、备注信息、认证信息等中的一种或几种的组合。其中认证信息包括但不限于用户的国籍、身份证、驾驶证、护照、手机号、邮箱、用户名（例如一个或多个社交网络用户名）等中的一种或几种的组合。用户的订单信息包括但不限于订单的起始时间、终止时间、起始位置、终止位置、下单时间、车型、乘客人数、单双程、付款（或收款）金额、红包金额、小费金额、取消订单与否、成交率、评分、建议等中的一种或几种的组合。用户的其他信息可以与其他与用户相关的任何信息，包括但不限于用户的软件设置信息、移动设备类型、好友推荐记录、软件版本更新记录等。

在步骤 1012，基于上述历史信息，针对每个用户确定对应的流失预测模型。在一些实施例中，流失预测模型包括但不限于加权算术平均模型、趋势平均预测模型、指数平滑模型、平均发展速度模型、一元线性回归模型、高低点模型中的一种或几种的组合。在一些实施例中，这些预测模型也可以具备学习能力，即根据结果回馈不断优化算法，包括但不限于回归算法模型、基于实例的模型、正规化学习模型、决策树模型、贝叶斯模型、聚类算法模型、关联规则模型、神经网络模型、深度学习模型、降低维度算法模型等中的一种或几种的组合。

在步骤 1013，可以基于上述确定的流失预测模型，确定每个用户的流失边界。

在步骤 1014，可以基于用户发起新订单的时间间隔，来更新对应的流失预测模型以及对应的流失边界。在一些实施例中，在用户发起新订单的时间间隔超过对应的流失边界时，可以确定用户流失。

在一些应用中，步骤 1012 和步骤 1013 中基于历史数据针对每个用户确定对应的流失预测模型以及基于所述确定的流失预测模型确定每个用户的流失边界可以在线进行，也可以离线进行。

在步骤 1014，可以利用在线系统加载步骤 1012 中所确定的流失预测模型，并且基于用户发起新订单的时间间隔，来更新对应的流失预测模型以及对应的流失边界。

在一些实施例中，流失边界可以用用户的使用间隔值来指示。该使用间隔值可以为该用户的历史使用时间间隔的平滑值、平均值等。

在利用用户的使用间隔作为指示用户是否流失的指标的实施例中，可以基于历史数据，针对每个用户确定对应的流失预测模型，包括：确定用户发起订单的时间间隔；确定所述用户发起订单的时间间隔的时间波动值；基于所述时间间隔以及所述时间间隔的时间波动值，确定所述用户的流失预测模型。

在一个实施例中，用户的发起订单的时间间隔如下式所示：

$$SUSE_L = \alpha \times SUSE_L + (1-\alpha) \times USE_{sample} \qquad (式\ 19)$$

其中 $SUSE_L$ 表示预测该用户的使用间隔，$USE_{sample}$ 表示用户发起

新订单的时间间隔，α 为固定常数。在不同实施例中，α 可以取不同的值，例如在一些实施例中，α 为 7/8，即式 19 可以表示为 $SUSE_L = 7/8 \times SUSE_L + 1/8 \times USE_{sample}$。

由式 19 所示，可以基于所述用户新发起订单的时间间隔以及前一次预测的时间间隔，确定流失预测模型中的时间间隔。由式 19 表示的迭代算法的初始值可以根据实际应用选取固定值，例如可以 0 或 1 为初始值。

在一些实施例中，用户发起订单的时间间隔的时间波动值模型如下所示：

$$SDELTA_L = \beta \times SDELTA_L + (1-\beta) \times \left| USE_{sample} - SUSE_L \right| \quad (式\ 20)$$

其中 $SDELTA_L$ 表示预测的用户发起订单的时间间隔的时间波动值，β 为固定常数。在不同实施例中，β 可以去不同的值，例如在一些实施例中，β 为 3/4，即式 20 可以表示为 $SDELTA_L = 3/4 \times SDELTA_L + 1/4 \times \left| USE_{sample} - SUSE_L \right|$。

如式 20 所示，可以基于所述用户新发起订单的时间间隔、所述流失预测模型中的时间间隔以及前一次预测的时间间隔的波动值，确定所述流失预测模型中的时间间隔的波动值。由式 20 表示的迭代算法的初始值可以根据实际应用选取固定值，例如以 0 或 1 为初始值。

需要注意的是，以上关于式 19 和式 20 的描述，仅为理解方便，并不能把本申请限制在所举实施例范围之内。可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这一原理的情况下，对预测模型进行改变、调整或修正。例如，针对式 19 和式 20，其具体形式可以更改，例如增加一些项或减少一些项，增加一些参数或减少一些参数。另外，预测模型也不限定在式 19 和式 20 的形式内，本领域的技术人员，完全可以根据具体稳定特征的需要，选取其他函数、公式或算法。诸如此类的变形，均在本申请的保护范围之内。

如上所示，针对每个用户确定对应的流失预测模型会，并且基于该用户的历史数据，根据式 19 和式 20 不断进行迭代计算。基于对历

史数据的学习，不断更新预测的该用户的使用间隔 $SUSE_L$ 以及用户发起订单的时间间隔的时间波动值 $SDELTA_L$。

在一些实施例中，可以利用每个用户发起订单的时间间隔以及对应的时间间隔的波动值，确定每个用户的流失边界。例如，在一些实施例中，流失边界被定义为 $SUSE_L+4\times SDELTA_L$。即如果用户使用间隔值大于 $SUSE_L+4\times SDELTA_L$ 则判定用户已经流失。在不同的实施例中，流失边界的定义可以根据具体应用场景改变。

需要注意的是，以上关于用户流失边界预测流程的描述，仅为理解方便，并不能把本申请限制在所举实施例范围之内。可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这一原理的情况下，对用户流失边界预测流程作出改变、调整或修正。例如，该流程并不局限于用户流失边界预测，关于用户稳定性的其他特征，例如忠诚度、流失概率、回头率等的判断，均可直接或经过适当修正后应用。再例如，在步骤 1014 对预测模型和流失边界的更新，也可以采用本申请中其他处所述的训练模型或机器学习模型。再例如，在得到用户的流失边界后，如果用户在快到流失边界后，还未再次使用打车软件，还可以对相应用户制定维护方案，例如发送提醒、优惠券、代金券、红包、平台补助、推送更高等级的用户、提供更多额外的服务等，用于挽回将流失的客户诸如此类的变形，均在本申请的保护范围之内。

根据申请的一些实施例，为实施图 10A 所述的确定用户流失边界的方法，本申请也给出了用户维护系统 101 实施该方法的实施例。在一些实施例中，该用户流失边界确定系统可以包含第一确定模块 1021、第二确定模块 1022 和更新模块 1023。其中，第一确定模块 1021 被配置为，基于历史信息，针对每个用户确定对应的流失预测模型；第二确定模块 1022 被配置为，基于确定的流失预测模型，确定每个用户的流失边界；更新模块 1023 被配置为，基于用户发起新订单的时间间隔，来更新对应的流失预测模型以及对应的流失边界。在一些实施例中，第一确定模块 1021、第二确定模块 1022 和/或更新模块 1023

可以在用户维护系统 101 中单独存在，也可以单个/成对/成组地集成在分析模块 302 和/或处理模块 303 中。

在一些实施例中，用户维护系统还可以进一步包括第三确定模块，被配置为在用户发起新订单的时间间隔超过对应的流失边界时，确定所述用户流失。

在一些实施例中，所述第一确定模块 1021 可以进一步包括：第一确定子模块，被配置为确定用户发起订单的时间间隔；第二确定子模块，被配置为确定用户发起订单的时间间隔的时间波动值；第三确定子模块，被配置为基于时间间隔以及时间间隔的时间波动值，确定用户的流失预测模型。

在一些实施例中，所述第一确定子模块可以被配置为基于用户新发起订单的时间间隔以及前一次预测的时间间隔，确定所述流失预测模型中的时间间隔。在一些实施例中，第二确定子模块可以被配置为基于用户新发起订单的时间间隔、流失预测模型中的时间间隔以及前一次预测的时间间隔的波动值，确定流失预测模型中的时间间隔的波动值。

在一些实施例中，第二确定模块 1022 可以进一步被配置为，利用每个用户发起订单的时间间隔以及对应的时间间隔的波动值，确定每个用户的流失边界。

需要注意的是，以上关于用户流失边界确定系统的描述，仅为理解方便，并不能把本申请限制在所举实施例范围之内。可以理解，对于本领域的技术人员来说，在了解本申请的基本原理后，可以在不背离这一原理的情况下，对用户流失边界确定系统作出改变、调整或修正。例如，该用户流失边界确定系统可以隶属于或独立于图 3 的用户维护系统。在隶属于用户维护系统的情况下，上述的第一确定模块 1021、第二确定模块 1022 和/或更新模块 1023 可以单独地、成对地或成组地集成在用户维护系统的模块中。诸如此类的变形，均在本申请的保护范围之内。

根据本申请所述的用户维护方法，可以包括一种用户好友关系的

分类方法，下面将结合本申请实施例中的附图，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。基于本申请中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动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。

根据本申请的一些实施例，图 11 为一种示例性用户生命周期判断与维护流程。据图所示，在步骤 1101 接收用户信息。在交通工具预约平台的实施例中，用户可以为司机也可以为乘客。其中，用户信息包括但不限于用户身份信息、订单信息或其他信息。用户身份信息包括但不限于用户的用户名、密码、头像、性别、备注信息、认证信息等中的一种或几种的组合。认证信息包括但不限于用户的国籍、身份证、驾驶证、护照、手机号、邮箱、用户名（例如一个或多个社交网络用户名）等中的一种或几种的组合。用户的订单信息包括但不限于订单的起始时间、终止时间、起始位置、终止位置、下单时间、车型、乘客人数、单双程、付款（或收款）金额、红包金额、小费金额、取消订单与否、抢单量、接单量、成交率、评分、建议等中的一种或几种的组合。用户的其他信息可以与其他与用户相关的任何信息，包括但不限于用户的软件设置信息、移动设备类型、好友推荐记录、软件版本更新记录等。

在步骤 1102，依据上述用户信息，可以确定一个判断用户生命周期的模型。在一些实施例中，上述所有的用户信息均可以作为用户生命周期判断模型的输入参数，具体可根据实际需要进行选择。为了理解方便，以下可用判断司机生命周期的实施例进行说明。在此类实施例中，生命周期判断模型的输入参数可以主要参考司机的接单量与抢单量。在一些实施例中，两个参数可以独立使用，也可以对它们赋予不同的权重计算得出一个综合指标，来表示司机的参与度。例如，在一些实施例中，在一个时间单位内的司机参与度可以通过下式计算：

$$\theta=\alpha*accept+strive \quad （式 21）$$

其中，θ 表示该时间单位内的司机参与度，accept 是该时间单位

内司机的接单量，strive 为该时间单位内司机的抢单量，α 为改时间单位内全部司机平均抢单量和平均接单量之比。其中，上述的一个时间单位，可以根据实际需要任意选择，例如一个小时、一天、一周、一月、一年等。

在一些实施例中，司机在一个时间单位内的参与度 θ 可以作为单独的数据进行使用，也可以与司机在其他时间内的参与度同时使用，形成一组特征数据，例如以一个特征向量的形式表示。特征向量的维数可以根据实际需要进行确定，例如在一些实施例中，若要考虑 N 个连续时间单位内的参与度，则其特征向量的维数为 N。为理解方便，以下用一个 4 维特征向量为例说明。在该实施例中，其时间单位为一周，即司机的参与度 θ 表明的是一周内的统计数据。以连续四周作为一个生命周期考察单元，那么司机在当前时刻 i 的特征数据 $f_x^i$ 可以用一个 4 维的特征向量表示，如下式：

$$f_x^i = (\theta_0, \theta_1, \theta_2, \theta_3) \qquad (式\ 22)$$

在一些实施例中，上述特征数据 $f_x^i$ 也可以进行归一化处理。

根据本申请的一些实施例，在生命周期判断模型中，还可以包括一些生命周期不同阶段的模式。这些模式可以来自于历史数据、专家经验、常识判断、模型计算或者系统不断的学习。为理解方便，以下以一个包含 5 种模式的生命周期进行说明。例如，这 5 种模式可以分为：新生期，即连续的四周数据中，前两周的参与度为 0，从第三周开始出现参与数据；成长期，连续的四周的参数度呈上升趋势；稳定期，连续四周的参与度保持平稳波动趋势；衰退期，连续四周的参与度呈下降趋势；流失期，连续四周都没有参与度。需要注意的是，以上实施例仅为了理解本申请，在实际应用中，本领域的技术人员完全可以在无创造性的情况下，对一个生命周期中模式的数量、内容或者特点进行改变、调整或修正。诸如此类的变形，均在本申请的保护范围之内。

在一些实施例中，对于不同时期的判断，采用的规则可以不同。例如，对于新生期和流失期的判断，可以采用固定的方式：即定义流

失期为连续四周没有参与的情况，定义新生期为前两周或前三周没有数据，从第三周开始才有参与数据的情况。

对于成长期，稳定期和衰退期而言，可以定义一些具有代表性的模式向量 $p_i$，通过计算司机的特征向量与模式向量的相关性来判断司机处于一个生命周期的哪个阶段。这些具有代表性的模式向量可以通过不同模式分别到上述三种典型的生命周期模式向量的相关性映射得到：

$$p_j = arg\max_{0 \le i \le 2} sim(p_j - p_i) \qquad (式\ 23)$$

其中 i 分别表示成长期,稳定期和衰退期的三个典型的模式向量，$p_j$ 为待定义的模式向量。以上自动获得的模式映射关系经过一次人工校验，从何获得更为可靠的司机生命周期模式分类

需要注意的是，以上是实施例是用司机为例进行说明的，显然本领域的技术人员，可以基于上述描述用在乘客的生命周期判断上。例如，针对乘客的生命周期判断模型，其输入参数可以是订单量、毁约量、打车软件点击量、打车软件更新次数、对司机的评分等中的一种或几种的组合。另外，上述实施例中所提及的特征向量公式以及待定义模式向量的公式，仅为示例所用，在达到相同或相似功能的前提下，完全可以对上述公式进行修正或替换成其他公式。诸如此类的变形，均在本申请的保护范围之内。

根据用户生命周期预测模型，在步骤 1103 处确定用户的生命周期，根据上述定义说明：用户当前时刻的特征向量为 $f_i$，不同时期的模式向量为 $p_i$

$$f_i = (\theta_0, \theta_1, \theta_2, \theta_3) \qquad (式\ 24)$$

则用户生命周期的判定方法为：

新生期：$\theta_0 = \theta_1 = 0;\ \theta_2 != 0$

流失期：$\theta_0 = \theta_1 = \theta_2 = \theta_3 = 0$

其他：$f_j = \underset{0<k<2}{arg\max}\, \mathrm{sim}(f_j - p_k)\begin{cases} p_k \in \text{成长期} \\ p_k \in \text{稳定期} \\ p_k \in \text{衰退期} \end{cases}$ （式 25）

根据用户在平台的参与记录，每天会生成一个新的用户生命周期描述，随着时间的推移，可以看到有的用户从新生期到成长期，稳定期，再到衰退期，最后流失的全过程；也可以发现有的用户从新生期，直接到衰退期，最后流失；还有些用户流失后很长一段时间会再回到平台，又变成了活跃用户。

为了理解的方便，以及对业务更好的支持，在此基础上，可对不同时期做一个更细致的划分，如下表。

表 2：用户生命周期类型

| 生命周期 | 生命周期类型 | 描述 |
|---|---|---|
| 新生期 | 新生用户 | 处于新生期状态，历史没有用户记录 |
| | 激活用户 | 处于新生期状态，历史有过用户记录 |
| 成长期 | 显性成长 | 后连续三天有进入稳定期的成长阶段 |
| | 隐形成长 | 后连续三天有进入流失期的成长阶段 |
| 稳定期 | 低平稳期 | 处于平稳期阶段，参与度低于 1/3 分位数 |
| | 中平稳期 | 处于平稳期阶段，参与度介于 1/3 到 2/3 分位数之间 |
| | 高平稳期 | 处于平稳期阶段，参与度高于 2/3 分位数 |
| 衰退期 | 轻度衰退期 | 之前连续三天为成长期或稳定期的衰退期 |
| | 重度衰退期 | 之前连续三天为衰退期的衰退期 |
| 流失期 | 新流失期 | 刚进入流失期用户 |
| | 长期流失 | 长期流失用户 |

确认用户生命周期后，执行步骤 1104 制定用户维护方案，针对处于不同生命周期状态的用户可以采取如下运营策略：一、新生期用户：推送功能介绍及小额红包；二、低平稳期用户：推送红包，开展线下活动；三、轻度衰退期用户：平台预警，推送红包；四：重度衰退期用户：推送红包，随机电话回访；五、新流失期用户：随机电话回访。以上所说的红包形式包括但不限于小费、现金券、代金券、打折券、平台补助等一种或多种的组合。为取得更优的用户维护效果，以上对应的运营策略可在细节上进行各种修正和相应的组合，而这些修正和改变仍在本申请的权利要求保护范围之内。

上文所描述的流程，对于本领域的专业人员来说，在了解本申请内容和原理后，都可能在不背离本技术原理的情况下，对该流程进行顺序上的调整和细节上的各种修正，各个流程的顺序可以筛选和相应的组合，而这些修正和改变仍在本申请的权利要求保护范围之内。

根据本申请的一些实施例，图 12A 是一种用户好友关系的分类方法的流程图。据图所示，在步骤 1211，获取分享记录和领取记录。在一些实施例中，分享记录和领取记录的获取可以在第一预设时间段内。其中，分享记录为至少一个终端分享可分享信息的记录，领取记录为至少一个终端领取可分享信息的记录。其中，终端指安装有社交类 app 的终端，包括但不限于手机、笔记本、平板电脑、POS 机以及其他设备等。其中，可分享信息包括但不限于文字、数字、图片、音频、视频，以及网络游戏中的装备、宠物、虚拟货币等中的一种或几种的组合。优选地，可使用“红包”作为载体来发送可分享信息，封装于红包内的可分享信息包括但不限于优惠券、代金券、贺卡、礼金、积分、奖品等中的一种或几种的组合，用户再将红包发送分享给其他好友。例如现有的打车系统中，很多用户使用打车红包以获得相应的优惠。随着用户越来越多，打车系统中可以积累大量分享、领取红包的数据。

在步骤 1212，用户好友关系被生成。在一些实施例中，用户好友关系可以根据每个可分享信息的分享记录和领取记录生成。具体来说，对于每一个可分享信息，可以将分享该可分享信息的终端和领取该可分享信息的终端关联。其中，一个关联可以代表一个好友关系。统计多条关联记录，可得到每个终端的好友关系列表。优选地，可分享信息可以为红包，红包数据可以包括分享记录和领取记录。其中，红包分享记录和红包领取记录中均包括红包 ID，则可以根据红包 ID 相同的红包分享记录和红包领取记录相关联，得到红包分享者和红包领取者的关联记录。得到多条关联记录后，统计得到每个终端对应的好友关系列表。需要理解的是，基于红包获得好友关系列表的描述，仅为理解方便，本申请并不局限于此类实施例。本领域的技术人员，

可以将其应用在其他分享信息的实施场景中。

在一些实施例中，分享记录包括但不限于可分享信息的标识及分享该可分享信息的第一终端的标识；领取记录包括但不限于可分享信息的标识及领取该可分享信息的第二终端的标识。在一些实施例中，执行步骤 1212 具体可以包括：首先获取可分享信息的标识相同的分享记录和领取记录。其中，可分享信息的标识包括 ID 等。第一终端和第二终端的标识包括但不限于手机号码、IP、MAC 地址等；然后将分享记录中的第一终端与领取记录中的第二终端进行关联；最后根据多条关联记录，生成每个终端对应的用户好友关系列表。在步骤 1213，上述用户好友关系可以被分类。在一些实施例中，可以根据用户好友关系，以及用户好友关系中每一终端的常用位置数据，对用户好友关系进行分类。其中，每一终端的常用位置数据可以为预先获取的第二预设时间段内使用频率大于第一预设阈值的位置数据。具体来说，可以将存在好友关系的两个终端的常用位置进行比较，可以对好友关系进行分类。其中，好友关系的类别包括但不限于邻居、同事、家人、朋友、恋人、客户、上下级等。

在一些实施例中，执行步骤 1213 具体包括：首先可以根据用户好友关系，获得用户好友关系中每个终端的常用位置数据。其中，常用位置数据包括但不限于预设的家的坐标信息、公司的坐标信息及其他常出入位置的坐标信息。优选地，在打车系统中，可根据每个终端的历史订单记录，分析可得到每个终端的位置信息。其中，位置信息包括但不限于家的坐标信息、公司的坐标信息及其他常出入位置的坐标信息。第二，根据上述常用位置数据，得到存在好友关系的每两个终端之间的家的距离、每两个终端之间的公司的距离、每两个终端之间的其他常出入位置的距离。若两个终端之间的家的距离小于第一预设阈值，则判定所述两个终端对应的用户为邻居关系。需要说明的是，若两个终端之间的家的距离小于第三预设阈值，则这两个终端对应的用户为家人关系。其中，第三预设阈值小于第一预设阈值。若两个终端之间的公司的距离小于第二预设阈值，则判定所述两个终端对应的

用户为同事关系。若两个终端之间的其他常出入位置的距离小于第二预设阈值，则判定所述两个终端对应的用户为朋友关系。

更进一步地，步骤 1213 的具体执行步骤还可以是，首先根据所述用户好友关系，获取存在好友关系的每两个终端间的互动数据和共同好友覆盖率。在一些实施例中，终端 A 和终端 B（终端 A 和终端 B 为好友关系)的互动数据可以包括：终端 A/B 分享的可分享信息的数目，终端 A/B 领取的可分享信息的数目、终端 A 领取的终端 B 分享的可分享信息的数目、终端 B 领取的终端 A 分享的可分享信息的数目等。在一些实施例中，共同好友覆盖率可以是：终端 A 和终端 B 的共同好友数目占终端 A 或 B 的好友数目的比例。优选地，可分享信息为红包数据，则本步骤中得到的互动数据包括但不限于终端发红包数目、终端抢红包数目、终端抢好友的红包数目及好友抢终端的红包数目。第二，根据每两个终端间的互动数据和共同好友覆盖率，确定两个终端的好友关系亲密度。第三，根据确定的好友关系亲密度，以及用户好友关系中每一终端的常用位置数据，对用户好友关系进行分类。

在一些实施例中，计算亲密度的具体过程可以为：根据所述互动数据及共同好友覆盖率，采用式 26 计算得到存在好友关系的终端 A 对于终端 B 的好友关系亲密度 f(ab):

$$f(ab)=a*\left(a1*\frac{Q_{ab}+Q_{ab}}{F_b+T_a}+a2*\frac{Q_{ba}+Q_{ba}}{F_a+T_b}\right)+b*\left(a1*\frac{Com_{ab}+1}{Fri_a}+a2*\frac{Com_{ab}+1}{Fri_b}\right)$$

（式 26）

其中，a、a1、a2 均表示互动数据的权重，b 表示共同好友覆盖率的权重；$F_a$ 表示终端 A 分享的可分享信息数目，$T_a$ 表示终端 A 领取的可分享信息数目；$F_b$ 表示终端 B 分享的可分享信息数目；$T_b$ 表示终端 B 领取的可分享信息数目；$Q_{ab}$ 表示终端 A 领取终端 B 发出的可分享信息的数目；$Q_{ba}$ 表示终端 B 领取终端 A 发出的可分享信息的数目；$Com_{ab}$ 表示终端 A 和终端 B 共同好友的数目，$Fri_a$ 表示终端 A 的

好友数目，$Fri_b$表示终端B的好友数目。

其中$\frac{Q_{ab}}{F_b}$表示终端A对终端B的关注度；$\frac{Q_{ab}}{T_a}$表示终端B对终端A的贡献度；$\frac{Q_{ba}}{F_a}$表示终端B对终端A的关注度；$\frac{Q_{ba}}{T_b}$表示终端A对终端B的贡献度；$\frac{Com_{ab}+1}{Fri_a}$表示终端A和终端B共同好友的数目占终端A好友数目的比例；$\frac{Com_{ab}+1}{Fri_b}$表示终端A和终端B共同好友的数目占终端B好友数目的比例。

上文所描述的流程，对于本领域的专业人员来说，在了解本申请内容和原理后，都可能在不背离本技术原理的情况下，对该流程进行顺序上的调整和细节上的各种修正，各个流程的顺序可以筛选和相应的组合，而这些修正和改变仍在本申请的权利要求保护范围之内。

根据本申请的一些实施例，12B为本申请的用户维护系统用于种用户好友关系分类的结构示意图。据图所示，该系统可以包括：获取模块1221、好友关系生成模块1222及分类模块1223。本实施例所描述的系统是基于本申请的用户维护系统的。其中：获取模块1221，被配置为获取第一预设时间段内的每个可分享信息的分享记录和领取记录；其中的分享记录为至少一个终端分享可分享信息的记录，其中的领取记录为至少一个终端领取可分享信息的记录；好友关系生成模块1222，被配置为根据每个可分享信息的分享记录和领取记录，生成与该可分享信息对应的用户好友关系；分类模块1223，被配置为根据上述用户好友关系，以及用户好友关系中每一终端的常用位置数据，对用户好友关系进行分类；其中，每一终端的常用位置数据为预先获取的第二预设时间段内使用频率大于第一预设阈值的位置数据。

在一些实施例中，该用户好友关系分类系统还包括亲密度计算模块，被配置为根据所述用户好友关系，获取存在好友关系的每两个终端间的互动数据和共同好友覆盖率；根据每两个终端间的互动数据和

共同好友覆盖率，确定两个终端的好友关系亲密度；根据确定的好友关系亲密度，以及用户好友关系中每一终端的常用位置数据，对用户好友关系进行分类。在一些实施例中，分享记录包括但不限于可分享信息的标识及分享该可分享信息的第一终端的标识；领取记录包括但不限于可分享信息的标识及领取该可分享信息的第二终端的标识；在一些实施例中，该好友关系分类系统还可以进一步包括好友关系生成模块 1222，被配置为：获取可分享信息的标识相同的分享记录和领取记录；将分享记录中的第一终端与所述领取记录中的第二终端进行关联；根据多条关联记录，生成每个终端对应的用户好友关系列表。分类模块 1223，用于：根据用户好友关系，获得用户好友关系中每个终端的常用位置数据；其中，常用位置数据包括但不限于预设的家的坐标信息、公司的坐标信息及其他常出入位置的坐标信息；根据常用位置数据，得到存在好友关系的每两个终端之间的家的距离、每两个终端之间的公司的距离、每两个终端之间的其他常出入位置的距离；若两个终端之间的家的距离小于第一预设阈值，则判定所述两个终端对应的用户为邻居关系；若两个终端之间的公司的距离小于第二预设阈值，则判定两个终端对应的用户为同事关系；若两个终端之间的其他常出入位置的距离小于第二预设阈值，则判定所述两个终端对应的用户为朋友关系。

对于该系统实施例而言，由于其与方法实施例基本相似，所以描述的比较简单，相关之处参见方法实施例的部分说明即可。应当注意的是，在本申请的系统的各个部件中，根据其要实现的功能而对其中的部件进行了逻辑划分，但是，本申请不受限于此，可以根据需要对各个部件进行重新划分或者组合，例如，可以将一些部件组合为单个部件，或者可以将一些部件进一步分解为更多的子部件。另外，也可以在达到同样效果的情况下，添加或减少一些模块。例如为了存储用户分享信息，该系统可以添加一个标识模块、关联模块、存储模块，诸如此类的变形，均在本申请的保护范围之内。

根据本申请所述的用户维护方法，还可以包括一种用户识别方

法，下面将结合本申请实施例中的附图，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。基于本申请中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动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。

根据本申请的一些实施例，图 13A 是一种用户识别的流程图。据图所示，在步骤 1311 可以获取多个用户信息，应用的服务器可以获取针对该应用的所有用户的用户 ID，也可以从其数据库中存储的用户注册信息中获取当前所有用户的用户标识。用户 ID 可以是用户在向应用注册时使用的身份标识符，包括但不限于手机号码、用户名、邮箱地址、用户名（例如一个或多个社交网络用户名）、其他社交类 app 账号等中的一种或几种的组合。在步骤 1312 根据在步骤 1311 处获取的用户标识，进一步获取与用户标识对应的移动设备的唯一标识，即与用户对应的移动设备的唯一标识。移动设备的唯一标识包括但不限于国际移动设备标识（IMEI)、移动设备的媒体访问控制(MAC)地址等一种或几种的组合。这里需要说明的是，移动设备的唯一标识并不限于此，而是可以包括本领域已知或未来开发的任何其它合适的标识方式，包括但不限于移动设备识别码（MEID）、电子序列号（ESN）、国际移动用户识别码（IMSI）等。优选地，当用户 ID 为手机号码时，服务器可以根据该手机号码，从包括通过移动设备与用户的交互历史信息的日志数据中，获取到与该手机号码对应的移动设备的唯一标识。例如，在这些交互历史信息中通常会附带移动设备自身的一些信息，例如 IMEI、MAC 地址等等。更优选地，当用户 ID 为诸如昵称之类的用户名时，服务器可以根据用户的注册信息等，获取到与该用户名相对应的注册手机号码。然后可以如前述实施例那样，根据该注册手机号码，从包括通过移动设备与用户的交互历史信息的日志数据中，获取到与该注册手机号码对应的移动设备的唯一标识。在步骤 1313，根据移动设备的唯一标识，识别所述多个用户中的重复用户。优选地，服务器可以根据在步骤 1312 中获取到的与用户/用户

标识对应的移动设备的唯一标识，将具有相同移动设备的唯一标识的用户找出来，这些用户即可识别为重复用户。

值得注意的是，在获取移动设备的唯一标识时可能会存在一些问题，导致获取到的移动设备的唯一标识可能不是正常的标识(在本文中，所谓正常的标识是指能够唯一标识移动设备的标识)，无法唯一地标识移动设备，从而也无法用于唯一地识别用户。例如，由于不同移动设备的管理设置的不同，有些移动设备的设备信息可能是不允许被获取的，这样移动设备的唯一标识就可能是获取不到的，或者获取到的是为空或 O 这样的不能标识唯一用户的字符串。另外，有些移动设备可能被执行了刷机等操作，在这种情况下，被使用相同刷机包进行刷机的移动设备的唯一标识都将为诸如 01234567890123 这样的一串固定但无意义的字符串，这同样也不能唯一地标识用户。因此，本申请实施例的构思可以获取移动设备的唯一标识并将其划分成可用于用户唯一性识别的一类（正常的标识）和不可用于用户唯一性识别的一类（不正常的标识），然后辅助用于标识或识别用户，进而提高对用户的唯一性识别的准确度。下面将结合图 13B 对此进行更具体的描述。

根据本申请的一些实施例，图 13B 是另一种用户识别的流程图，该图中步骤 1321 和步骤 1322 的处理类似于前述的步骤 1311 和步骤 1312，接下来在步骤 1323 处确定移动设备的唯一标识是否正常，若确定移动设备的唯一标识正常，则进入步骤 1324，将与移动设备的唯一标识对应的所有用户标识所对应的用户识别为重复用户；若确定移动设备的唯一标识不正常，则进入步骤 1325，将与移动设备的唯一标识对应的所有用户标识所对应的用户识别为非重复用户。

根据本申请的实施例，可以根据与移动设备的唯一标识对应的用户标识的数目和/或根据与移动设备的唯一标识对应的用户标识所对应的用户所在地的数目，确定移动设备的唯一标识是否正常。具体而言，首先，服务器可以查看所有活跃用户的用户 ID 例如手机号码，统计与获取到的例如 IMEI 的对应的所有手机号码的数目，然后，判

断所统计的用户 ID 的数目是否大于第一阈值。可以根据对较为亲密的亲戚朋友数目的预估，预先定义第一阈值的取值，也可以根据其它任意合适方式来预定该第一阈值的取值。第一阈值可以为任意正整数，例如可以取值为 3、4、5 或任意其它合适数目。如果所统计的用户 ID 的数目不大于(小于或等于)该第一阈值，确定移动设备的唯一标识正常。此时可以认为该移动设备的唯一标识为正常的标识，并将所有具有相同移动设备的唯一标识的用户认为是重复用户，即同一用户。如果所统计的用户 ID 的数目大于该第一阈值，则统计与移动设备的唯一标识对应的用户标识所对应的用户所在地的数目。这里需要统计与例如 IMEI 对应的所有用户手机号码所对应的移动设备的所在地(即，用户所在地)的数目。例如，可以统计与 IMEI 对应的所有手机号码所在城市的数目。优选地，服务器可以请求各移动设备上传相应的 GPS 定位信息，从而获取到移动设备的所在地信息，进而可以统计出与移动设备的唯一标识对应的用户标识所对应的所有用户所在地的数目。当然，本领域技术人员可以理解到，服务器也可以通过任何其它合适方式获取移动设备的所在地信息。然后判断所统计的用户所在地的数目是否大于第二阈值。可以根据对一个用户一天内可能跨越的城市数目的预估，预先定义第二阈值的取值。当然，也可以根据其它任意合适方式来预定该第二阈值的取值。第二阈值可以为任意正整数，例如可以取值为 3 或更大的正整数。如果所统计的用户所在地的数目不大于(小于或等于)该第二阈值，则确定移动设备的唯一标识正常；如果所统计的用户所在地的数目大于该第二阈值，则确定移动设备的唯一标识不正常。

以上描述了移动设备的唯一标识是否正常的处理过程，可以理解到的是，以上只是实例，可以通过本领域已知的或未来开发的其他任意合适方式来确定移动设备的唯一标识是否正常。例如，还可以根据在设定的某一时间段内，与移动设备的唯一标识对应的用户标识的数目，确定移动设备的唯一标识是否正常。

与前述用户识别方法相对应，本申请实施例还提供一种用户识别

系统。如图 13C 所示的一种用户识别系统的结构示意图。该子系统可以包括第一获取子模块 1331、第二获取子模块 1332 和识别模块 1333。具体而言，第一获取子模块 1331 可以用于获取多个用户的用户标识。第二获取子模块 1332 可以用于获取与用户标识对应的移动设备的唯一标识。识别模块 1333 可以用于根据移动设备的唯一标识，识别所述多个用户中的重复用户。在一些实施例中，识别模块 1333 可以包括：确定单元，用于确定移动设备的唯一标识是否正常；以及识别单元，用于在移动设备的唯一标识正常时，将与移动设备的唯一标识对应的所有用户标识所对应的用户识别为重复用户，并且在移动设备的唯一标识不正常时，将与移动设备的唯一标识对应的所有用户标识所对应的用户识别为非重复用户。在一些实施例中，确定单元可以包括：第一确定单元，用于根据与所述移动设备的唯一标识对应的用户标识的数目，确定所述移动设备的唯一标识是否正常。在一些实施例中，第一确定单元还可以进一步包括:第一统计子单元,用于统计与所述移动设备的唯一标识对应的用户标识的数目；以及第一确定子单元，用于在所述用户标识的数目小于或等于第一阈值时，确定所述移动设备的唯一标识正常，并且在所述用户标识的数目大于所述第一阈值时，确定所述移动设备的唯一标识不正常。在一些实施例中，确定单元可以进一步包括:第二确定部分,用于根据与所述移动设备的唯一标识对应的用户标识所对应的用户所在地的数目，确定所述移动设备的唯一标识是否正常。在一些实施例中，第二确定单元可以进一步包括:第二统计子单元，用于统计与所述移动设备的唯一标识对应的用户标识所对应的用户所在地的数目；以及第二确定子单元，用于在所述用户所在地的数目小于或等于第二阈值时，确定所述移动设备的唯一标识正常，并且在所述用户所在地的数目大于所述第二阈值时，确定所述移动设备的唯一标识不正常。需要注意的是，用户标识包括但不限于手机号码、用户名、邮箱地址等一项或多项的组合。移动设备的唯一标识包括但不限于国际移动设备标识(MEI)、移动设备的 MAC 地址等一项或多项的组合。

上文所描述的各个模块和单元并不是必须的，对于本领域的专业人员来说，在了解本申请内容和原理后，都可能在不背离本技术原理、结构的情况下，对该系统进行形式和细节上的各种修正和改变，各个模块可以任意组合，或者构成子系统与其它模块连接，而这些修正和改变仍在本申请的权利要求保护范围之内。

本领域技术人员应明白，本申请的实施例可提供为方法、系统或计算机程序产品。因此，本申请可采用完全硬件实施例、完全软件实施例或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且，本申请可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

以上所述为本申请的基本构思，仅以实施例形式呈现，显而易见地，本领域的技术人员依据本申请作出相应变化、改进或修正。这些变化、改进和修正已被本申请所暗示或间接提出，均包含在本申请实施例的精神或范围之内。

对于描述本申请的术语，例如“一个实施例”、“一些实施例”或“某些实施例”，表示与它们相关的至少一个特征、结构或特点是包含在本申请的实施例之中的。

另外，对于本领域的技术人员来说，本申请中的实施例可能涉及到一些新的流程、方法、机器、产品或者与它们相关的改进。因此，本申请的实施例可以在纯硬件或纯软件中实施，其中软件包括但不限于操作系统、常驻软件或微代码等；也可以在同时包含硬件和软件的“系统”、“模块”、“子模块”、“单元”等中实施。另外，本申请的实施例可以以计算机程序的形式存在，它们可以承载在计算机可读取的媒介中。

# 权 利 要 求 书

1. 一种订单价值预测方法，包括：

获取信息，所述信息包括历史订单信息；

根据所述信息确定历史订单的属性特征；以及

根据所述历史订单的属性特征预测目标订单价值。

2. 根据权利要求 1 所述的订单价值预测方法，其特征在于，所述历史订单的属性特征包括以下至少一个属性特征：历史订单价值、订单活跃度或订单关联特征。

3. 根据权利要求 2 所述的订单价值预测方法，其特征在于，确定所述历史订单的属性特征包括：

获取针对所述历史订单提交订单申请的多个用户；

获取预定时间内所述多个用户中每个用户提交订单申请的数目；以及

基于所述每个用户提交订单申请的数目，确定所述历史订单价值。

4. 根据权利要求 2 所述的订单价值预测方法，其特征在于，确定所述历史订单的属性特征包括：

基于所述订单活跃度确定多个历史订单中每个历史订单的初始订单价值；

基于所述初始订单价值和所述属性特征，确定所述每个历史订单的最终订单价值；以及

基于所述每个历史订单的最终订单价值，确定所述历史订单价值。

5. 根据权利要求 4 所述的订单价值预测方法，其特征在于，确定所述每个历史订单的初始订单价值包括：

对所述每个历史订单的订单活跃度进行权重赋值；

对权重较大的所述订单活跃度进行平滑化处理；以及

根据平滑化处理后的所述活跃度特征，确定每个订单的初始订单价值。

6. 根据权利要求 4 所述的订单价值预测方法，其特征在于，确定

所述每个历史订单的最终订单价值包括：

对所述每个历史订单的属性特征进行权重赋值；

对权重较大的所述属性特征进行平滑化处理；以及

基于所述初始订单价值和平滑化处理后的所述属性特征，确定所述每个历史订单的最终订单价值。

7. 根据权利要求 1 所述的订单价值预测方法，其特征在于，所述预测订单价值方法包括：

获取与目标订单相关的所述历史订单；

基于针对所述历史订单提交订单申请的多个用户中每个用户在预定时间内提交订单申请的数目，确定历史订单价值；以及

基于所述历史订单价值，预测所述目标订单价值。

8. 根据权利要求 2 所述的订单价值预测方法，其特征在于，所述预测订单价值方法包括基于所述订单关联特征与所述订单价值生成映射模型。

9. 根据权利要求 8 所述的订单价值预测方法，其特征在于，所述预测订单价值方法包括：

获取目标订单数据；以及

基于所述映射模型以及所述目标订单数据，预测所述目标订单的订单价值。

10. 根据权利要求 1 所述的订单价值预测方法，其特征在于，所述信息包括目标订单信息。

11. 一种订单价值预测系统，包括：

一种计算机可读的存储媒介，被配置为存储可执行模块，包括：

接收模块，被配置为接收信息，所述信息包括历史订单信息；

处理模块，被配置为确定历史订单的属性特征；

其中，所述处理模块还被配置为预测目标订单价值；

一个处理器，所述处理器能够执行所述计算机可读的存储媒介存储的可执行模块。

12. 根据权利要求 11 所述的订单价值预测系统，其特征在于，所述历史订单的属性特征包括以下至少一个属性特征：历史订单价值、订单活跃度或订单关联特征。

13. 根据权利要求 12 所述的订单价值预测系统，其特征在于，所述处理模块确定所述历史订单的属性特征包括：

获取针对所述历史订单提交订单申请的多个用户；

获取预定时间内所述多个用户中每个用户提交订单申请的数目；以及

基于所述每个用户提交订单申请的数目，确定所述历史订单价值。

14. 根据权利要求 12 所述的订单价值预测系统，其特征在于，所述处理模块确定所述历史订单的属性特征包括：

基于所述订单活跃度确定多个历史订单中每个历史订单的初始订单价值；

基于所述初始订单价值和所述属性特征，确定所述每个历史订单的最终订单价值；以及

基于所述每个历史订单的最终订单价值，确定所述历史订单价值。

15. 根据权利要求 14 所述的订单价值预测系统，其特征在于，所述处理模块确定所述每个历史订单的初始订单价值包括：

对所述每个历史订单的订单活跃度进行权重赋值；

对权重较大的所述订单活跃度进行平滑化处理；以及

根据平滑化处理后的所述活跃度特征，确定每个订单的初始订单价值。

16. 根据权利要求 14 所述的订单价值预测系统，其特征在于，所述处理模块确定所述每个历史订单的最终订单价值包括：

对所述每个历史订单的属性特征进行权重赋值；

对权重较大的所述属性特征进行平滑化处理；以及

基于所述初始订单价值和平滑化处理后的所述属性特征，确定所述每个订单的最终订单价值。

17. 根据权利要求 11 所述的订单价值预测系统，其特征在于，所

述处理模块预测订单价值包括：

获取与目标订单相关的所述历史订单；

基于针对所述历史订单提交订单申请的多个用户中每个用户在预定时间内提交订单申请的数目，确定历史订单价值；以及

基于所述历史订单价值，预测所述目标订单价值。

18. 根据权利要求 12 所述的订单价值预测系统，其特征在于，所述所述处理模块预测订单价值包括基于所述订单关联特征与所述订单价值生成的映射模型。

19. 根据权利要求 18 所述的订单价值预测系统，其特征在于，所述处理模块预测订单价值包括：

获取目标订单数据；以及

基于所述映射模型以及所述目标订单数据，预测所述目标订单的订单价值。

20. 根据权利要求 11 所述的订单价值预测系统，其特征在于，所述接收模块接收的信息包括目标订单信息。