说　　明　　书

风控模型的训练方法及系统、风控方法及系统

技术领域

本说明书涉及人工智能技术领域，尤其涉及一种风控模型的训练方法及系统、风控方法及系统。

背景技术

一些服务系统可以提供支付服务，比如在用户和商户之间提供支付服务。在服务系统积累了较多用户和商户之后，还会考虑开展信贷服务，比如向用户或者商户发放信贷产品。

信贷服务通常具有较高风险，比如有些信贷用户申请信贷产品后无法按期偿还，这会给服务系统造成资损。因此，服务系统需要针对信贷场景中的风险进行风险防控。但是，服务系统在开展信贷服务的初期，积累的信贷数据较少，不足以训练风控模型。因此，服务系统只能基于专家经验人工布控一些风控规则，利用这些风控规则进行风险防控。然而，风控规则的防控效果不佳。

背景技术部分的内容仅仅是发明人个人所知晓的信息，并不代表上述信息在本公开申请日之前已经进入公共领域，也不代表其可以成为本公开的现有技术。

发明内容

本说明书提供一种风控模型的训练方法及系统、风控方法及系统。在信贷场景下的样本数量较少的情况下，可以基于支付场景下的历史交易数据训练得到适用于信贷场景的风控模型，进而在信贷服务开展初期利用该风控模型能够提高风险防控效果。

第一方面，本说明书提供一种风控模型的训练方法，包括：获得支付场景下的历史交易数据；基于所述历史交易数据生成多个训练样本，其中，一个训练样本包括：样本交易参与方在所述支付场景下的交易行为数据；以及利用所述多个训练样本训练得到目标风控模型，所述目标风控模型用于在信贷场景下识别目标交易参与方是否具有交易风险。

第二方面，本说明书还提供一种风控方法，包括：响应于信贷用户发起的信贷请求，获得所述信贷用户在支付场景下的交易行为数据；通过已训练的目标风控模型基于所述交易行为数据对所述信贷用户进行风险预测，得到风险预测结果，其中，所述目标风控模型是采用第一方面中提供的风控模型的训练方法训练得到的；基于所述风险预测结果，对所述信贷请求进行处理。

第三方面，本说明书还提供一种风控模型的训练系统，包括：至少一个存储介质，存储有至少一个指令集，用于训练风控模型；以及至少一个处理器，同所述至少一个存储介质通信连接，其中，所述训练系统运行时所述至少一个处理器读取所述至少一个指令集，并且根据所述至少一个指令集的指示：获得支付场景下的历史交易数据；基于所述历史交易数据生成多个训练样本，其中，一个训练样本包括：样本交易参与方在所述支付场景下的交易行为数据；以及利用所述多个训练样本训练得到目标风控模型，所述目标风控模型用于在信贷场景下识别目标交易参与方是否具有交易风险。

第四方面，本说明书还提供一种风控系统，包括：至少一个存储介质，存储有至少一个指令集，用于进行风控；以及至少一个处理器，同所述至少一个存储介质通信连接，其中，所述风控系统运行时所述至少一个处理器读取所述至少一个指令集，并且根据所述至少一个指令集的指示：响应于信贷用户发起的信贷请求，获得所述信贷用户在支付场景下的交易行为数据；通过已训练的目标风控模型基于所述交易行为数据对所述信贷用户进行风险预测，得到风险预测结果，其中，所述目标风控模型是采用第一方面中提供的风控模型的训练方法训练得到的；基于所述风险预测结果，对所述信贷请求进行处理。

第五方面，本说明书还提供一种计算机可读非易失性存储介质，其中，所述计算机可读非易失性存储介质中存储有至少一个指令集，所述至少一个指令集被至少一个处理器执行时，实现第一方面中提供的风控模型的训练方法，或者实现如第二方面所述的风控方法。

本说明书提供的风控模型的训练方法及系统、风控方法及系统的其他功能将在以下说明中部分列出。本说明书提供的风控模型的训练方法及系统、风控方法及系统的创造性方面可以通过实践或使用下面详细示例中所述的方法、装置和组合得到充分解释。

附图说明

为了更清楚地说明本说明书实施例中的技术方案，下面将对实施例描述中所需要使

用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本说明书的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

图1示出了根据本说明书的实施例提供的一种信贷场景下进行风控的应用场景示意图；

图2示出了根据本说明书的实施例提供的一种计算设备的硬件结构图；

图3示出了根据本说明书的实施例提供的一种风控模型的训练方法的流程图；

图4示出了根据本说明书的实施例提供的一种生成训练样本的示意图；

图5示出了根据本说明书的实施例提供的一种第一子图的示意图；

图6示出了根据本说明书的实施例提供的另一种第一子图的示意图；

图7示出了根据本说明书的实施例提供的一种第二子图的示意图；

图8示出了根据本说明书的实施例提供的一种训练目标风控模型的过程示意图；

图9示出了根据本说明书的实施例提供的一种风控方法的流程图。

具体实施方式

以下描述提供了本说明书的特定应用场景和要求，目的是使本领域技术人员能够制造和使用本说明书中的内容。对于本领域技术人员来说，对所公开的实施例的各种局部修改是显而易见的，并且在不脱离本说明书的精神和范围的情况下，可以将这里定义的一般原理应用于其他实施例和应用。因此，本说明书不限于所示的实施例，而是与权利要求一致的最宽范围。

这里使用的术语仅用于描述特定示例实施例的目的，而不是限制性的。比如，除非上下文另有明确说明，这里所使用的，单数形式“一”，“一个”和“该”也可以包括复数形式。当在本说明书中使用时，术语“包括”、“包含”和/或“含有”意思是指所关联的整数，步骤、操作、元素和/或组件存在，但不排除一个或多个其他特征、整数、步骤、操作、元素、组件和/或组的存在或在该系统/方法中可以添加其他特征、整数、步骤、操作、元素、组件和/或组。

考虑到以下描述，本说明书的这些特征和其他特征、以及结构的相关元件的操作和功能、以及部件的组合和制造的经济性可以得到明显提高。参考附图，所有这些形成本

说明书的一部分。然而，应该清楚地理解，附图仅用于说明和描述的目的，并不旨在限制本说明书的范围。还应理解，附图未按比例绘制。

本说明书中使用的流程图示出了根据本说明书中的一些实施例的系统实现的操作。应该清楚地理解，流程图的操作可以不按顺序实现。相反，操作可以以反转顺序或同时实现。此外，可以向流程图添加一个或多个其他操作。可以从流程图中移除一个或多个操作。

为了方便描述，首先对本说明书后文中将会出现的术语进行解释。

术语 1：中心图。中心图（Centered graph）是指以某个节点作为中心节点的图，且图中的其他节点均直接或间接连接到该中心节点。中心图可以反映中心节点的聚集特征。

术语 2：路径图。路径图（Path graph）在本说明书中用于表示一个节点（起点）到另一个节点（终点）之间所有可能路径的图。可以表示起点和终点之间的交互特征。

术语 3：跳。“一跳”（one hop）通常指的是从一个节点直接到达其相邻节点的步骤。在本说明书中，如果两个节点之间有一条边，那么这两个节点之间就是一跳的距离。

术语 4：边。边（Edge）是连接两个节点的线段，两个节点之间可以有多条边。每一条边都表示两个节点之间的一种关系或连接。在本说明书中边用于表示两个节点之间的交易关系。

术语 5：大幅采样。指在数据集中选择一个较小的子集，这个子集用于代表数据集的关键特征。在风控场景中，数据集中存在海量的数据，由于性能瓶颈和计算资源的限制，不可能对所有数据进行实时分析。因此，需要通过大幅采样的方法来减少数据量，同时尽量保留对风控有用的信息。采样过程可以基于多种标准，如随机采样、按照交易金额大小排序后采样等。

术语 6：自我中心模型（Ego-model）。Ego-model 是一种以单个节点（中心节点，Ego）为中心的子图模型。主要用于提取中心节点及其直接相连的邻居节点（一跳邻居）之间的聚集特征。

术语 7：路径模型（Path-model）。Path-model 关注的是图中两个节点之间的路径，以及路径上的所有节点和边的关系。主要用于揭示变量（节点）之间的因果关系，包括直接和间接的影响。这种模型适用于分析资金流动或交易序列，因为它可以捕捉到用户角色和商家角色之间的资金交互模式。

术语 8：连续时间与上下文感知的图注意力深度网络（Continuous-time and Context-aware Graph Attention Networks, C2GAT）。C2GAT 是一种图神经网络模型，它能够处理连续时间的图数据，并且可以捕捉到图中节点的上下文信息。C2GAT 具有连续时间感知和上下文感知的特性。通过这两个特性，C2GAT 可以更好地处理动态图数据，并且能够捕捉到节点的上下文信息，从而提高模型的预测性能。

下面对本说明书的应用场景进行介绍。

本说明书提供的技术方案可以应用于服务系统。服务系统可以提供支付服务和信贷服务。例如，服务系统可以先开展支付服务，比如在用户和商户之间提供支付服务。在积累了比较多的用户和商户之后，服务系统可以开展信贷服务，比如向用户或商户提供信贷产品。

本说明书提供了一种风控模型的训练方法和风控方法。该风控模型的训练方法和风控方法可以应用于信贷场景。在该场景中，服务系统可以根据支付场景下的历史交易数据，先训练得到目标风控模型。然后，当信贷用户发起信贷请求时，服务系统可以获取信贷用户与在支付场景下的交易行为数据，并利用训练得到目标风控模型基于交易行为数据对信贷用户进行风险预测，得到风险预测结果。进而，服务系统可以根据风险预测结果对信贷请求进行处理，如通过请求、拒绝请求、增加信贷额度、降低信贷额度等。其中，上述的目标风控模型的训练过程可以采用本说明书提供的风控模型的训练方法，上述根据交易行为数据对信贷用户进行风险预测，得到风险预测结果的过程可以采用本说明书提供的风控方法。

需要说明的是，上述信贷场景只是本说明书提供的多个使用场景中的一个，本说明书提供的风控模型的训练方法和风控方法不仅可以应用于信贷场景，还可以应用于需要对用户进行风控的所有场景，比如，信用分析场景、租赁场景等等。本领域技术人员应当明白，当本说明书提供的风控模型的训练方法和风控方法应用于其他使用场景时，其实现方式及技术效果是类似的。

图 1 示出了根据本说明书的实施例提供的一种信贷场景下进行风控的应用场景示意图。

如图 1 所示，应用场景 100 可以包括训练设备 11 和执行设备 12。应用场景 100 涉及到模型训练阶段和模型应用阶段。其中，在模型训练阶段，训练设备 11 可以基于支付场景下的历史交易数据训练得到目标风控模型。该训练后的目标风控模型可以被部署

到执行设备 12 中。执行设备 12 可以在信贷场景下进行风控。例如，当信贷用户发起信贷请求时，执行设备 12 可以通过目标风控模型，基于该信贷用户在支付场景下的交易行为数据，对信贷用户进行风险预测，得到信贷用户的风险预测结果。

训练设备 11 可以是具有一定计算能力的电子设备。训练设备 11 可以执行本说明书提供的风控模型的训练方法。训练设备 11 可以存储有执行本说明书描述的风控模型的训练方法的数据或指令，并可以执行或用于执行所述数据或指令。训练设备 11 可以包括具有数据信息处理功能的硬件设备和驱动该硬件设备工作所需必要的程序。

目标风控模型是经过训练设备 11 训练得到的能够用于在信贷场景下识别目标交易参与方（比如信贷用户）是否具有交易风险的机器学习模型。本说明书对于目标风控模型的具体结构不做限定。

作为示例，训练设备 11 可以是服务器，例如本地服务器、云端服务器、机架式服务器、刀片服务器。或者，也可以是台式计算机、笔记本电脑等。

执行设备 12 可以是具有一定计算能力的电子设备。执行设备 12 可以执行本说明书提供的风控方法。执行设备 12 可以存储有执行本说明书描述的风控方法的数据或指令，并可以执行或用于执行所述数据或指令。执行设备 12 可以包括具有数据信息处理功能的硬件设备和驱动该硬件设备工作所需必要的程序。

执行设备 12 上部署有已训练好的目标风控模型。执行设备 12 在接收到信贷用户发起的信贷请求之后，可以将信贷用户在交易场景下的交易行为数据输入上述目标风控模型，得到信贷用户的风险预测结果。

在某个具体场景的系统架构中，执行设备 12 可以由该系统架构中的特定设备担任。例如，以信贷场景为例，该场景的系统架构通常包括终端设备（对应于交易客户端）和服务器（对应于交易服务端）。

在一些实施例中，执行设备 12 可以由服务器担任。该情况下，服务器部署有目标风控模型。信贷用户（例如个人用户或者商户）通过终端设备发起信贷请求，并通过终端设备上传信贷用户的信贷请求至服务器。由服务器根据信贷请求获取信贷用户的交易行为数据，并通过目标风控模型，根据交易行为数据得到信贷用户的风险预测结果。

在一些实施例中，执行设备 12 也可以由终端设备担任。该情况下，终端设备部署有目标风控模型。信贷用户通过终端设备发起信贷请求，终端设备根据信贷请求获取信贷用户的交易行为数据，进而通过目标风控模型，根据交易行为数据得到信贷用户的风

险预测结果。

在一些实施例中，终端设备可以包括移动设备、平板电脑、笔记本电脑、机动车辆的内置设备或类似内容，或其任意组合。在一些实施例中，所述移动设备可包括智能家居设备、智能移动设备、虚拟现实设备、增强现实设备或类似设备，或其任意组合。在一些实施例中，所述智能家居装置可包括智能电视、台式电脑等，或任意组合。在一些实施例中，所述智能移动设备可包括智能手机、个人数字辅助、游戏设备、导航设备等，或其任意组合。在一些实施例中，所述虚拟现实设备或增强现实设备可能包括虚拟现实头盔、虚拟现实眼镜、虚拟现实补丁、增强现实头盔、增强现实眼镜、增强现实补丁或类似内容，或其中的任何组合。例如，所述虚拟现实设备或所述增强现实设备可能包括谷歌眼镜、头戴式显示器、VR 等。在一些实施例中，所述机动车中的内置装置可包括车载计算机、车载电视等。

在一些实施例中，终端设备可以安装有一个或多个应用程序（APP）。所述 APP 包括但不限于：网页浏览器类 APP 程序、搜索类 APP 程序、聊天类 APP 程序、购物类 APP 程序、视频类 APP 程序、理财类 APP 程序、即时通信工具、邮箱客户端、社交平台软件等等。

在一些实施例中，终端设备可以安装有目标 APP。目标 APP 能够提供人机交互界面，根据人机交互界面接收用户输入的数据，生成信贷请求。目标 APP 还能够向服务器发送信贷请求，并接收服务器反馈的风险预测结果以及对信贷请求进行处理的处理结果。

在一些实施例中，目标 APP 还能根据信贷请求，获取信贷用户的交易行为数据。目标 APP 可以通过目标风控模型，根据交易行为数据得到信贷用户的风险预测结果。然后，将信贷请求和风险预测结果发送至提供信贷服务的服务器，并接收该服务器反馈的对信贷请求进行处理的处理结果。

需要说明的是，上述训练设备 11 和执行设备 12 可以对应于相同的实体设备，也可以对应不同的实体设备，本说明书对此不做限定。

图 2 示出了根据本说明书的实施例提供的一种计算设备的硬件结构图。

在一些实施例中，计算设备 200 可以作为图 1 中的训练设备 11，执行本说明书提供的风控模型的训练方法。计算设备 200 还可以作为本说明书提供的风控模型的训练系统。在一些实施例中，计算设备 200 可以作为图 1 中的执行设备 12，执行本说明书提供的风

控方法。计算设备 200 还可以作为本说明书提供的风控系统。

如图 2 所示，计算设备 200 可以包括至少一个存储介质 230 和至少一个处理器 220。在一些实施例中，计算设备 200 还可以包括通信端口 250 和内部通信总线 210。计算设备 200 还可以包括 I/O 组件 260。

内部通信总线 210 可以连接不同的系统组件。例如，内部通信总线 210 可以连接存储介质 230、处理器 220、通信端口 250 和 I/O 组件 260 等。

I/O 组件 260 支持计算设备 200 和其他组件之间的输入/输出。

通信端口 250 用于计算设备 200 同外界的数据通信。比如，通信端口 250 可以用于计算设备 200 同网络 13 之间的数据通信。通信端口 250 可以是有线通信端口也可以是无线通信端口。

存储介质 230 可以包括数据存储装置。所述数据存储装置可以是非暂时性存储介质，也可以是暂时性存储介质。比如，所述数据存储装置可以包括磁盘 232、只读存储介质（ROM）234 或随机存取存储介质（RAM）236 中的一种或多种。存储介质 230 还包括存储在所述数据存储装置中的至少一个指令集。所述指令集可以包括计算机程序代码，所述计算机程序代码可以包括程序、例程、对象、组件、数据结构、过程、模块等等。

至少一个处理器 220 可以同至少一个存储介质 230 通信连接。当计算设备 200 运行时，至少一个处理器 220 读取所述至少一个指令集，并且根据所述至少一个指令集的指示，执行本说明书提供的风控模型的训练方法或风控方法。处理器 220 可以执行风控模型的训练方法或风控方法包含的步骤。处理器 220 可以是一个或多个处理器的形式，在一些实施例中，处理器 220 可以包括一个或多个硬件处理器，例如微控制器，微处理器，精简指令集计算机（RISC），专用集成电路（ASIC），特定于应用的指令集处理器（ASIP），中心处理单元（CPU），图形处理单元（GPU），物理处理单元（PPU），微控制器单元，数字信号处理器（DSP），现场可编程门阵列（FPGA），高级 RISC 机器（ARM），可编程逻辑器件（PLD），能够执行一个或多个功能的任何电路或处理器等，或其任何组合。

仅仅为了说明问题，附图中计算设备 200 仅示出了一个处理器 220。然而，应当注意，本说明书中计算设备 200 还可以包括多个处理器，因此，本说明书中披露的操作和/或方法步骤可以由一个处理器执行，也可以由多个处理器联合执行。例如，如果在本说明书中描述计算设备 200 的处理器 220 执行步骤 A 和步骤 B，则应该理解，步骤 A 和步骤 B 也可以由两个不同处理器 220 联合或分开执行（例如，第一处理器执行步骤 A，

第二处理器执行步骤 B，或者第一和第二处理器共同执行步骤 A 和 B）。

图 3 示出了根据本说明书的实施例提供的一种风控模型的训练方法的流程图。如前所述，训练设备 11 可以执行本说明书的风控模型的训练方法。

如图 3 所示，风控模型的训练方法可以包括：

S310：获得支付场景下的历史交易数据。

其中，支付场景是指服务系统提供支付服务的场景。例如在用户和商户之间产生一笔交易时，服务系统可以针对该笔交易提供支付服务。

历史交易数据可以包括服务系统在历史时段内产生的多个交易对应的交易数据。其中，一个交易对应的交易数据可以包括以下参数：交易事件的交易时间、交易金额、交易参与方、交易地点以及物流信息等。一个交易所涉及的交易参与方可以包括发起交易的交易参与方（例如用户角色）以及执行交易事件的交易参与方（例如商户角色）。

上述历史交易数据中包括正样本和负样本。正样本指发生了风险事件的样本，负样本指未发生风险事件的样本。风险事件包括套现事件、欺诈事件以及虚假交易等。支付场景下的历史交易数据可以存储在本地的数据库，也可以存储在云端、服务器等位置的数据库。

在一些实施例中，为了防止由于各种影响因素导致数据分布倾斜，可以通过获取较长时间段内的交易数据，以平滑可能存在的短期数据分布波动。例如，历史交易数据可以是服务系统在过去一年内产生的真实交易数据。

在一些实施例中，由于一年内的交易数据中出现风险事件的概率很低，这就会导致正样本和负样本的比例失衡。这个情况下，可以减少负样本的数量，以增大正样本的相对占比，保证模型的训练效果。例如，可以对负样本进行部分下采样，直至正样本和负样本的比例为 1:10 至 1:100 之间的任意比例。

在一些实施例中，历史交易数据可以通过图数据的形式表示。图数据是由节点（vertices）和边（edges）组成的数据结构，用于表示实体（如用户、商户）及其之间的关系（如交易关系）。使用图数据表示历史交易数据，可以有效地展示交易中的复杂关系，例如用户与商家之间的交易关系、资金流动等。

在本说明书中，训练设备可以根据历史交易数据生成对应的交易图。一个节点对应一个交易参与方（用户角色或商户角色），一个边连接两个节点，表示这两个节点之间发生的一笔交易（交易关系）。

在一些实施例中，历史交易数据中，每笔交易数据还包括了交易发生的时间。根据历史交易数据生成的交易图为动态图。交易图可以展示在某一时刻下多个交易参与方之间的交易关系。

S320：基于历史交易数据生成多个训练样本，其中，一个训练样本包括：样本交易参与方在支付场景下的交易行为数据。

在一些实施例中，交易行为数据包括：交易关系数据，用于表征样本交易参与方与至少一个其他交易参与方之间的交易关系。其中，交易关系可以用于指示样本交易参与方与其他交易参与方在某一时刻发生过交易。交易关系可以包括直接交易关系和间接交易关系。

其中，直接交易关系可以指样本交易参与方与其他交易参与方直接进行交易。间接交易关系中包括多个直接交易关系，其中，多个直接交易关系中，包括样本交易参与方与一个其他交易参与方之间的交易关系，以及该其他交易参与方和另外的其他交易参与方之间的交易关系。交易关系数据可以体现出样本交易参与方的行为聚集特征。

在一些实施例中，交易行为数据还包括：资金路径数据，用于表征与样本交易参与方相关的资金交互路径。资金交互路径可以表示样本交易参与方与某个其他交易参与方之间的交易关系所形成的资金流动的路径。资金交互路径可用来体现样本交易参与方与某个其他交易参与方之间的资金交互特征。

在一些实施例中，交易关系数据和资金路径数据也可以使用图数据的形式表示。这个情况下，交易关系数据和资金路径数据为 S310 中历史交易数据对应的交易图的子图。其中，子图为交易图在某一时刻的图快照中的一部分。

例如，训练设备可以获取在某个时刻下交易图的图快照。然后，训练设备在图快照中获取交易关系数据和资金路径数据对应的子图。

在一些实施例中，参考图 4，图 4 示出了根据本说明书的实施例提供的一种生成训练样本的示意图。

如图 4 所示，训练设备可以基于支付场景下的历史交易数据生成交易图。进而，训练设备可以基于交易图生成多个训练样本，每个训练样本中交易关系数据对应于交易图中的第一子图，资金路径数据对应于交易图中的第二子图。

在一些实施例中，训练设备可以根据需要识别的风险事件，获取一些预先设置的筛选条件，并根据这些筛选条件在交易图中进行筛选，得到用于表示上述交易关系数据的

第一子图，以及用于表示上述资金路径数据的第二子图。

在一些实施例中，预先设置的条件可以包括：跳数、边的数量、以及交易数据中参数的阈值。

在一些实施例中，第一子图为中心图。当样本交易参与方对应于用户角色时，第一子图可以包括以用户角色为中心的用户中心图。当样本交易参与方对应于商户角色时，第一子图可以包括以商户角色为中心的商户中心图。

下面以样本交易参与方对应于用户角色为例，描述第一子图的生成方式。

在一些实施例中，第一子图可以采用如下方式生成：训练设备可以先在交易图中确定出多个目标节点，所述多个目标节点可以包括样本交易参与方对应的第一节点（中心节点）、以及与第一节点连接的第二节点。对于中心图，第一节点为 1 个，第二节点的数量不做限制，每个第二节点直接或间接与第一节点连接。其中，确定第二节点时，还可以根据预先设置的条件进行筛选，以保证确定的第二节点能用于表示第一节点的聚集特征。例如，预先设置的条件可以为：第一节点与第二节点之间的跳数小于或等于预设跳数。

然后，训练设备在所述多个目标节点之间的边中确定至少一条目标边。目标边可以是第一节点与第二节点直接连接的边，也可以是第二节点与第一节点间接连接时途径的边。例如，训练设备可以基于不同边对应的交易的先后顺序，对所述多个目标节点中任意两个目标节点之间的边进行采样，以在所述多个目标节点之间的边中确定出至少一条目标边。

在一些实施例中，对于用户中心图，确定至少一条目标边时，若两个目标节点之间的边的数量大于第一预设数量，则按照各条边对应的交易的先后顺序，在两个目标节点之间的边中选择第一预设数量的最新边作为目标边。或者，若两个目标节点之间的边的数量小于或等于第一预设数量，则将两个目标节点之间的边均作为目标边。当目标边的数量超过第一预设数量时，筛选最新边作为目标边，可以更清楚表示第一节点在最近的时间尺度内的聚集特征，进而使用最新的数据训练风控模型，使得训练后的风控模型可以具有更好的风控效果。

作为示例，假设第一子图用于表示套现风险的特征，则预先设置的条件为第一节点与第二节点之间的跳数小于或等于 2 跳。第一预设数量可以为 30，即两个节点之间边的数量不大于 30 条。

最后，训练设备根据所述多个目标节点（第一节点和多个第二节点）以及所述至少一条目标边，从交易图的图快照中获取第一子图。也就是说，训练设备将交易图的图快照中由所述多个目标节点、以及所述至少一条目标边所决定的子图作为所述第一子图。图 5 示出了根据本说明书的实施例提供的一种第一子图的示意图。作为示例，按照上述方法从交易图的图快照中获取第一子图，可能获取得到图 5 示出的第一子图。

参考图 5，第一节点为用户角色 1，第二节点包括用户角色 2、用户角色 3、用户角色 4、用户角色 5、用户角色 6、用户角色 7、用户角色 8、商户角色 1、商户角色 2、商户角色 3、商户角色 4 以及商户角色 5。这些第二节点与第一节点之间的跳数不大于 2。

在图 5 中，用户角色 1 与商户角色 1、商户角色 3 以及用户角色 8 之间各存在 1 条目标边，用户角色 1 与商户角色 2 之间存在 3 条目标边。商户角色 1 和用户角色 2 之间存在 1 条目标边，商户角色 1 与用户角色 3 之间存在 2 条目标边。商户角色 2 与用户角色 4 和用户角色 5 之间各存在 1 条目标边。商户角色 3 与用户角色 6 和用户角色 7 之间各存在 1 条目标边。用户角色 8 与商户角色 4 和商户角色 5 之间各存在 1 条目标边。

其中，参考图 5，用户角色 1 和商户角色 1、商户角色 2、商户角色 3 以及用户角色 8 之间的目标边表示用户角色 1 与它们之间存在直接交易关系，用户角色 1 和商户角色 2 之间存在 3 条目标边，即表示用户角色 1 和商户角色 2 之间存在 3 条直接交易关系。

其中，参考图 5，用户角色 1 与商户角色 1 存在直接交易关系，商户角色 1 与用户角色 2 和用户角色 3 之间存在直接交易关系。则用户角色 1 与用户角色 2 之间存在间接交易关系、以及用户角色 1 与用户角色 3 之间存在间接交易关系。

其中，参考图 5，用户角色 1 与商户角色 2 存在直接交易关系，商户角色 2 与用户角色 4 和用户角色 5 之间存在直接交易关系。则用户角色 1 与用户角色 4 之间存在间接交易关系、以及用户角色 1 与用户角色 5 之间存在间接交易关系。

其中，参考图 5，用户角色 1 与商户角色 3 存在直接交易关系，商户角色 3 与用户角色 6 和用户角色 7 之间存在直接交易关系。则用户角色 1 与用户角色 6 之间存在间接交易关系、以及用户角色 1 与用户角色 7 之间存在间接交易关系。

其中，参考图 5，用户角色 1 与用户角色 8 存在直接交易关系，用户角色 8 与商户角色 4 和商户角色 5 之间存在直接交易关系。则用户角色 1 与商户角色 4 之间存在间接交易关系、以及用户角色 1 与商户角色 5 之间存在间接交易关系。

下面以样本交易参与方对应于商户角色为例，描述第一子图的生成方式。

在一些实施例中，训练设备可以先在交易图中找到与样本交易参与方对应的第一节点。第一节点为商户角色。当第一节点为商户角色时，往往第一节点会连接较多的边。例如，商户角色可能会在短时间内发生万级甚至更大的交易量，这个情况下可能会有万级的边。因此，训练设备可以对第一节点连接的边进行采样，以在所述第一节点连接的边中确定出多条目标边。例如，若第一节点连接的边的数量大于第二预设数量时，需要通过大幅采样对边进行筛选，保留对聚集特征更有帮助的边，并使边的数量小于或等于第二预设数量。

在一些实施例中，训练设备可以按照不同边对应的交易的金额，对所述第一节点连接的边进行大幅采样，以在所述第一节点连接的边中确定出多条目标边。例如，可以按照交易金额大小排序后采样。例如，可以按照各条边对应的交易的金额，在第一节点连接的边中选择金额满足预设条件的边作为目标边。

在一些实施例中，大幅采样还可以使用随机采样。例如，随机采样可以是在边中随机确定第二预设数量的边作为目标边。

在一些实施例中，大幅采样可以使用按照异常值采样。按照异常值采样时可以设置一个异常值条件作为预设条件，筛选交易金额偏离正常范围的交易。然后将满足异常值条件的边作为目标边。其中，异常值条件可以是异常值的阈值，例如，可以是交易金额大于或小于某个数值、交易金额大于平均交易金额的百分比等。

还有一些实施例中，大幅采样还可以按照时间窗口采样。例如，设置一个时间窗口（如 1 小时），则在采样时，以采样时间为基准，将采样前一小时内的所有边作为目标边。

当第一节点连接的边的数量超过第二预设数量时，使用大幅采样筛选边，最大限度保证了大幅采样后留下的边是对识别风险事件有贡献的边。可以更清楚表示第一节点的聚集特征。将这些边作为目标边生成第一子图，并根据第一子图对风控模型进行训练，可以使训练得到的风控模型能够针对风险事件快速响应，具有更好的风控效果。

还有一些实施例中，对于一些交易量不大的商户角色，第一节点在整个交易图中连接的边的数量也比较少。这个情况下，可以不做筛选，直接将第一节点连接的所有边作为目标边。例如，若第一节点连接的边的数量小于或等于第二预设数量，则将第一节点连接的边均作为目标边。

作为示例，假设第一子图用于表示套现风险的特征，则第二预设数量可以为 100，即第一节点连接的边的数量之和不大于 100 条。

在确定出第一节点、以及所述多条目标边之后，训练设备可以将交易图中由所述第一节点、所述多条目标边、以及所述多条目标边分别连接的第二节点所决定的子图作为所述第一子图。

图 6 示出了根据本说明书的实施例提供的另一种第一子图的示意图。作为示例，按照上述方法从交易图的图快照中获取第一子图，可能获取得到图 6 示出的第一子图。

参考图 6，第一节点为商户角色 1，第二节点包括用户角色 1、用户角色 2、用户角色 3、用户角色 4、用户角色 5…用户角色 100。由于设置了跳数为 1 跳，因此图 6 中不存在间接交易，每个用户角色与商户角色 1 之间存在 1 条目标边。

作为示例，假设商户角色 1 在交易图中包括了 10000 笔交易。可以通过按照交易金额大小排序后采样的方式，对这 10000 笔交易按照交易金额大小排序，选取交易金额最大的 100 笔交易，将这 100 笔交易对应的交易参与方分别为用户角色 1、用户角色 2、用户角色 3、用户角色 4、用户角色 5…用户角色 100。则可以将商户角色 1 与用户角色 1、用户角色 2、用户角色 3、用户角色 4、用户角色 5…用户角色 100 之间的边作为目标边。

在一些实施例中，第二子图为路径图，展示了用户角色与商户角色之间的资金交互路径。可以用于表示用户角色与商户角色之间的资金交互特征。

在一些实施例中，第二子图可以采用如下方式得到：训练设备在交易图中找到与所述样本交易参与方对应的第一节点，并在所述交易图中确定出与所述第一节点连接的至少一个第三节点。其中，所述第三节点与所述第一节点之间的跳数小于或等于预设跳数，且所述第三节点与所述第一节点之间存在资金回流路径。进而，训练设备可以基于所述第一节点和所述至少一个第三节点，在所述交易图中确定出第二子图。例如，训练设备可以将交易图中由第一节点、至少一个第三节点以及上述节点之间的边所决定的子图作为所述第二子图。

以套现风险为例，第二子图中，第一节点可以是样本交易参与方对应的用户角色。第三节点则可以是与样本交易参与方存在资金回流路径的其他交易参与方。这个情况下，其他交易参与方可以是商户角色。

在一些实施例中，第一节点和第三节点之间的资金回流路径可以包括多条。资金回流路径可以包括直接回流路径和间接回流路径。其中，直接回流路径可以对应一个直接交易关系（边），间接回流路径则可以对应一个间接交易关系。当存在间接交易关系时，

间接交易关系所经过的路径的跳数小于或等于预设跳数。例如，预设跳数为 3 时，第一节点和第三节点之间最多通过 2 个节点形成资金回流路径。

图 7 示出了根据本说明书的实施例提供的一种第二子图的示意图。

作为示例，假设预设跳数为 3，按照上述方法从交易图的图快照中获取第二子图，可能获取得到图 7 示出的第二子图。

参考图 7，第一节点为用户角色 1，第三节点包括商户角色 1。第一节点和第三节点之间存在 7 条资金回流路径。其中，5 条为直接回流路径，通过第一节点和第三节点之间的 5 条边表示。2 条为间接回流路径，一条通过用户角色 2 和用户角色 3 形成资金回流路径，为 3 跳路径；一条通过用户角色 4 形成资金回流路径，为 2 跳路径。

根据风险事件的类型，获取对应的路径图，可以更加准确的获取在该风险事件中，用户角色和商户角色之间的资金交互特征，使得根据路径图训练得到的风控模型可以更准确的识别风险事件，具有更好的风控效果。

S330：利用多个训练样本训练得到目标风控模型，目标风控模型用于在信贷场景下识别目标交易参与方是否具有交易风险。

图 8 示出了根据本说明书的实施例提供的一种训练目标风控模型的过程示意图。

在一些实施例中，参考图 8，目标风控模型可以通过监督学习方式或无监督学习方式进行训练。以下，以监督学习方式为例，对训练目标风控模型进行说明。

在一些实施例中，通过监督学习方式对目标风控模型进行训练时，训练样本还包括样本交易参与方的标注信息。利用多个训练样本训练得到目标风控模型，包括：利用多个训练样本执行多次迭代训练直至得到目标风控模型，其中，一次迭代训练的过程包括：

将样本交易参与方对应的交易关系数据（第一子图）和资金路径数据（第二子图）输入目标风控模型，得到目标风控模型对样本交易参与方进行风险预测得到的风险预测信息，以及以最小化风险预测信息与标注信息之间的差异为训练目标，对目标风控模型的参数进行更新。

在一些实施例中，所述目标风控模型包括第一特征提取模块、第二特征提取模块以及预测模块；

所述将所述样本交易参与方对应的所述交易关系数据和所述资金路径数据输入所述目标风控模型，得到所述目标风控模型对所述样本交易参与方进行风险预测得到的风险预测信息，包括：将所述交易关系数据输入所述第一特征提取模块，获取样本交易参与方其他交易参与方之间的聚类特征；将所述资金路径数据输入所述第二特征提取模块，

获得与所述样本交易参与方相关的资金交互路径的交互特征；以及将所述聚类特征和所述交互特征输入至所述预测模块，得到所述风险预测信息。

在一些实施例中，第一特征提取模块可以是用于根据中心图提取聚集特征的模型，第二特征提取模块可以是用于根据路径图提取交互特征的模型。例如，第一特征提取模块可以是 Ego-model，第二特征提取模块可以是 Path-model。

在一些实施例中，第一特征提取模块可以被配置为：根据所述交易关系数据提取交易关系的时序特征和拓扑特征，并根据所述交易关系数据的时序特征和拓扑特征，生成所述交易关系数据对应的聚类特征。以 Ego-model 为例，Ego-model 可以包括时间编码模块和 C2GAT 模块。时间编码模块可以通过预设的公式，对输入第一特征提取模块的第一子图（交易关系数据）进行编码处理，将第一子图中的交易数据按照时序进行编码，提取交易关系数据的时序特征。然后将时序特征和拓扑特征输入 CAGAT 模块，获取交易关系数据的聚类特征。其中，拓扑特征用于表示用户或商家的度中心性、接近中心性等网络结构特征，拓扑特征可以通过图分析库获取，例如，图分析库可以是预设的软件包（如 NetworkX）或开源的图论库（如 igraph）等。

作为示例，时间编码模块预设的公式可以包括以下公式：

$$v,t \mapsto \Phi_{\omega}^{\mathcal{M}}(v,t) \coloneqq \left[\sqrt{c_1(v)},\sqrt{c_2(v)},\dots,\sqrt{c_{2j}(v)}\cos\left(\frac{j\pi t}{\omega}\right),\sqrt{c_{2j+1}(v)}\sin\left(\frac{j\pi t}{\omega}\right),\dots\right]$$

该公式用于定义时间编码向量，对第一子图中的节点对应的交易数据，按照时间步长进行编码，生成对应的时间编码向量。该公式将时间步长t映射到一个由余弦和正弦函数构成的二维向量，借助不同频率值$c_n(v)$对时间步长t进行编码。

其中，v代表第一子图中的一个节点（第一节点或第二节点），t表示时间步长。$\Phi_{\omega}^{\mathcal{M}}(v,t)$表示一个函数，这个函数以节点$v$和时间步长$t$为输入，输出一个时间编码向量，其中，$\mathcal{M}$代表时间编码的维度，$\omega$是一个可调节的超参数，用于控制时间信号的周期性，$j$代表维度索引，用于标记特征向量中的每一个元素。$c_n(v)$是第 n 个节点对应的频率值（例如，可以是发生交易的频率）。$\sqrt{c_n(v)}$是对第 n 个节点对应的频率值开平方根，用于控制时间编码的幅度。

作为示例，时间编码模块预设的公式还可以包括以下公式：

$$v,t \mapsto \Phi_{d}^{\mathcal{M}}(v,t) \coloneqq \left[\Phi_{\omega_1,d}^{\mathcal{M}}(v,t)\middle\|\Phi_{\omega_2,d}^{\mathcal{M}}(v,t)\middle\|\dots\middle\|\Phi_{\omega_k,d}^{\mathcal{M}}(v,t)\right]$$

其中，该公式用于定义某一节点v的时间编码向量，时间编码向量通过傅里叶级数展开表示。Φ代表特定的操作或函数，本说明书中，Φ用于将节点的原始特征状态映射

到另一个空间，包括对时间信息的编码，$\mathcal{M}$代表时间编码的维度。其中 d 是一个可学习的位置编码向量，ω也是一个可调节的超参数，用于控制时间信号的周期性。$\Phi_{\omega_k,d}^{\mathcal{M}}(v,t)$代表经过操作$\Phi$转换后的节点状态与原始节点状态之间的对应关系，用于在后续网络层中计算注意力权重或其他相关度量。双竖线用于表示将所有的通过$\Phi_{\omega_k,d}^{\mathcal{M}}(v,t)$计算得到的结果连接为时间编码向量（时序特征）。根据该公式可以直接使用时间步长 t 以及可学习的位置编码 d 对时间信号进行编码，得到某一节点v时间编码向量。

在一些实施例中，根据上述公式提取的时序特征，包括第一子图中每个节点对应的时间序列。其中，一个节点的时间序列可以用于表示该节点对应的用户角色或商户角色在时间窗口内的交易频率、交易金额的增减趋势等。以将每个节点的时间序列作为输入，CAGAT 模块会学习每个交易时间点对当前节点状态的影响。

在一些实施例中，将第一子图的时序特征和拓扑特征输入 Ego-model 中训练后 CAGAT 模块中，可以得到第一子图的聚集特征。其中，当第一子图为用户中心图时，用户角色的聚集特征用于描述用户角色在服务系统中的行为模式。例如，交易频率、交易额度、交易时间等。当第一子图为商户中心图时，商户角色的聚集特征用于描述商户角色在服务系统中的行为模式。例如，商户角色的交易量、与用户角色的交易关系等。

在一些实施例中，第二特征提取模块被配置为：根据资金路径数据提取资金路径的时序特征和拓扑特征，以及根据资金路径的时序特征和拓扑特征，生成资金路径数据对应的交互特征。

在一些实施例中，Path-model 也可以包括时间编码模块和 C2GAT 模块。时间编码模块和 C2GAT 模块与 Ego-model 中类似，在此不做赘述。

在一些实施例中，根据上述公式提取的时序特征，包括第二子图中每个节点对应的时间序列。将第二子图的时序特征和拓扑特征输入 Path -model 中训练后 CAGAT 模块中，可以得到第二子图的交互特征。其中，第二子图的交互特征可以包括第一节点对应的用户角色的交互特征和第三节点对应的商户角色的交互特征。用户角色的交互特征用于描述用户角色与其他交易参与者（包括其他用户角色和商户角色）的互动情况，例如资金流向、交易路径等。商户角色的交互特征用于描述商户角色与其他交易参与者的互动情况，可能涉及商户角色的资金流动、交易伙伴等。

在本说明书中，通过第一特征提取模块和第二特征提取模块，将聚集特征和交互特征分别从不同的子图中提取出来，用于表示用户角色和商户角色在服务系统中的不同方面的行为和互动模式。根据这些特征可以更加准确的预测交易事件是否存在风险。

在一些实施例中，预测模块可以包括拼接子模块（concat）、感知子模块（MLP）以及分类子模块（classify）。

在一些实施例中，拼接子模块用于对聚类特征和交互特征进行拼接处理，得到训练样本中样本交易参与方的风险特征。风险特征包含了用户角色和商户角色在服务系统中的不同方面的行为和互动模式的信息，可以提供更丰富的数据来支持风险评估。

在一些实施例中，感知子模块可以是一个前馈神经网络，用于学习风险特征之间的复杂关系，并提取出有助于风险判别的风险关键信息。

在一些实施例中，分类子模块用于根据风险关键信息确定风险预测信息。例如，根据风险关键信息输出当前的样本交易参与方是否存在欺诈风险、套现风险等。

在一些实施例中，第一特征提取模块、第二特征提取模块以及预测模块可以联合训练，也可以分别训练。联合训练时，可以以最小化风险预测信息与标注信息之间的差异为训练目标，对目标风控模型的参数进行更新。在迭代一定次数后，得到训练后的目标风控模型。

或者，也可以分别训练，例如，可以将第一特征提取模和第二特征提取模块联合训练，这两个模块在联合训练时可以使用监督学习或无监督学习，在此不做限制。然后，根据训练好的第一特征提取模和第二特征提取模块向预测模块输入聚类特征和交互特征，得到预测模块输出的风险预测信息。最后，以最小化风险预测信息与标注信息之间的差异为训练目标，对预测模块的参数进行更新，在迭代一定次数后，得到训练后的目标风控模型。

综上所述，本说明书提供的风控模型的训练方法和系统中，训练设备可以根据交易场景下的历史交易数据生成多个训练样本。训练样本中包括了样本交易参与方在支付场景下的交易行为数据。然后，训练设备根据多个训练样本训练得到目标风控模型。目标风控模型具有根据目标交易参与方在支付场景下的历史交易数据，识别目标交易参与方在信贷场景下是否具有交易风险的能力。上述训练过程不需要使用信贷场景下的样本数据即可训练得到适用于信贷场景的目标风控模型，能够解决在信贷服务开展初期没有足量信贷场景的样本数据用于模型训练的问题。通过本说明书提供的风控模型的训练方法训练得到目标风控模型，可以无需信贷场景下的信贷数据，即可根据目标交易参与方在支付场景下的历史交易数据实现信贷场景下的风控。该目标风控模型满足了信贷场景下对新用户进行风控的需求。

本说明书另一方面提供一种风控方法，图 9 示出了根据本说明书的实施例提供的一

种风控方法的流程图。作为示例，图 1 中执行设备 12 可以执行本说明书的风控方法。

S410、响应于信贷用户发起的信贷请求，获得信贷用户在支付场景下的交易行为数据。

在一些实施例中，信贷用户的交易行为数据与样本交易参与方的交易行为数据类似，也包括交易关系数据和资金路径数据。其中，交易关系数据，用于表征信贷用户与至少一个其他交易参与方之间的交易关系，以及，用于表征与信贷用户相关的资金交互路径。

在一些实施例中，获得信贷用户在支付场景下的交易行为数据，包括：获取信贷用户在支付场景下的交易图，其中，交易图包括多个节点和不同节点之间的边，一个节点对应一个交易参与方，一条边对应一笔交易；以及基于交易图获取信贷用户对应的交易行为数据，其中，交易行为数据中，交易关系数据对应于交易图中的第一子图，资金路径数据对应于交易图中的第二子图。

在一些实施例中，获取信贷用户对应的第一子图和第二子图的具体方式，与获取样本交易参与方对应的第一子图和第二子图的具体方式类似，在此不做赘述。

S420、通过已训练的目标风控模型基于交易行为数据对信贷用户进行风险预测，得到风险预测结果。

其中，目标风控模型是采用上述目标风控模型的训练方法训练得到的。得到风险预测结果的方式、流程与训练过程中类似，在此亦不做赘述。

S430、基于风险预测结果，对信贷请求进行处理。

在一些实施例中，风险预测结果用于指示信贷用户的交易行为数据中是否存在风险。当不存在风险时，可以对信贷请求进行接受处理。当存在风险时，可以对信贷请求进行拒绝处理。

综上所述，本说明书提供的风控方法和系统中，在信贷用户发起信贷请求时，使用目标风控模型对信贷用户在支付场景下的交易行为数据进行分析，得到信贷用户的风险预测结果，进而根据风险预测结果处理信贷请求。由于目标风控模型可根据信贷用户在支付场景下的交易行为数据对信贷场景下的风险进行预测。因此，根据风险预测结果可以更加准确的处理信贷请求，避免信贷风险的发生，满足对信贷场景下新用户进行更精准风控的需求。另外，由于目标风控模型是利用支付场景下的历史交易数据训练得到的，而并依赖于信贷场景下的样本数据，因此，即使是在信贷服务开展初期，上述目标风控模型依然能够准确对信贷用户进行风险预测。

本说明书另一方面提供一种计算机可读非暂时性存储介质，存储有至少一个指令集，用来进行训练风控模型或进行风控。当所述至少一个指令集被处理器执行时，所述至少一个指令集指导所述处理器实施本说明书所述的风控模型的训练方法或风控方法的步骤。在一些可能的实施方式中，本说明书的各个方面还可以实现为一种程序产品的形式，其包括程序代码。当所述程序产品在计算设备 200 上运行时，所述程序代码用于使计算设备 200 执行本说明书描述的风控模型的训练方法或风控方法的步骤。用于实现上述方法的程序产品可以采用便携式紧凑盘只读存储器（CD-ROM）包括程序代码，并可以在计算设备 200 上运行。然而，本说明书的程序产品不限于此，在本说明书中，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使用或者与其结合使用。所述程序产品可以采用一个或多个可读介质的任意组合。可读介质可以是可读信号介质或者可读存储介质。可读存储介质例如可以为但不限于电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件，或者任意以上的组合。可读存储介质的更具体的例子包括：具有一个或多个导线的电连接、便携式盘、硬盘、随机存取存储器（RAM）、只读存储器（ROM）、可擦式可编程只读存储器（EPROM 或闪存）、光纤、便携式紧凑盘只读存储器（CD-ROM）、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。所述计算机可读存储介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号，其中承载了可读程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式，包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。可读存储介质还可以是可读存储介质以外的任何可读介质，该可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。可读存储介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输，包括但不限于无线、有线、光缆、RF 等等，或者上述的任意合适的组合。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说明书操作的程序代码，所述程序设计语言包括面向对象的程序设计语言—诸如 Java、C++等，还包括常规的过程式程序设计语言—诸如“C”语言或类似的程序设计语言。程序代码可以完全地在计算设备 200 上执行、部分地在计算设备 200 上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在计算设备 200 上部分在远程计算设备上执行、或者完全在远程计算设备上执行。

上述对本说明书特定实施例进行了描述。其他实施例在所附权利要求书的范围内。在一些情况下，在权利要求书中记载的动作或步骤可以按照不同于实施例中的顺序来执行并且仍然可以实现期望的结果。另外，在附图中描绘的过程不一定要求示出特定顺序或者连续顺序才能实现期望的结果。在某些实施方式中，多任务处理和并行处理也是可

以的或者是可能有利的。

综上所述，在阅读本详细公开内容之后，本领域技术人员可以明白，前述详细公开内容可以仅以示例的方式呈现，并且可以不是限制性的。尽管这里没有明确说明，本领域技术人员可以理解本说明书需求囊括对实施例的各种合理改变，改进和修改。这些改变，改进和修改旨在由本说明书提出，并且在本说明书的示例性实施例的精神和范围内。

此外，本说明书中的某些术语已被用于描述本说明书的实施例。例如，“一个实施例”，“实施例”和/或“一些实施例”意味着结合该实施例描述的特定特征，结构或特性可以包括在本说明书的至少一个实施例中。因此，可以强调并且应当理解，在本说明书的各个部分中对“实施例”或“一个实施例”或“替代实施例”的两个或更多个引用不一定都指代相同的实施例。此外，特定特征，结构或特性可以在本说明书的一个或多个实施例中适当地组合。

应当理解，在本说明书的实施例的前述描述中，为了帮助理解一个特征，出于简化本说明书的目的，本说明书将各种特征组合在单个实施例、附图或其描述中。然而，这并不是说这些特征的组合是必须的，本领域技术人员在阅读本说明书的时候完全有可能将其中一部分设备标注出来作为单独的实施例来理解。也就是说，本说明书中的实施例也可以理解为多个次级实施例的整合。而每个次级实施例的内容在少于单个前述公开实施例的所有特征的时候也是成立的。

本文引用的每个专利，专利申请，专利申请的出版物和其他材料，例如文章、书籍、说明书、出版物、文件、物品等，除了与本文件不一致或相冲突的、或者对权利要求的最宽范围具有限制性影响的文件，均可以通过引用结合于此，并用于现在或以后与本文件相关联的所有目的。此外，在任何材料对相关术语的描述、定义和/或使用与本文件对相关术语的描述、定义和/或使用之间存在任何不一致或冲突时，以本文件中的术语为准。

最后，应理解，本文公开的申请的实施方案是对本说明书的实施方案的原理的说明。其他修改后的实施例也在本说明书的范围内。因此，本说明书披露的实施例仅仅作为示例而非限制。本领域技术人员可以根据本说明书中的实施例采取替代配置来实现本说明书中的申请。因此，本说明书的实施例不限于申请中被精确地描述过的实施例。

权　利　要　求　书

1. 一种风控模型的训练方法，包括：

获得支付场景下的历史交易数据；

基于所述历史交易数据生成多个训练样本，其中，一个训练样本包括：样本交易参与方在所述支付场景下的交易行为数据；以及

利用所述多个训练样本训练得到目标风控模型，所述目标风控模型用于在信贷场景下识别目标交易参与方是否具有交易风险。

2. 根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述交易行为数据包括：

交易关系数据，用于表征所述样本交易参与方与至少一个其他交易参与方之间的交易关系，以及

资金路径数据，用于表征与所述样本交易参与方相关的资金交互路径。

3. 根据权利要求 2 所述的方法，其中，所述基于所述历史交易数据生成多个训练样本，包括：

获得所述历史交易数据对应的交易图，其中，所述交易图包括多个节点和不同节点之间的边，一个节点对应一个交易参与方，一条边对应一笔交易；以及

基于所述交易图生成所述多个训练样本，其中，一个训练样本中所述交易关系数据对应于所述交易图中的第一子图，所述资金路径数据对应于所述交易图中的第二子图。

4. 根据权利要求 3 所述的方法，其中，所述样本交易参与方对应于所述支付场景中的用户角色，所述第一子图采用如下方式得到：

在所述交易图中找到多个目标节点，所述多个目标节点包括：与所述样本交易参与方对应的第一节点、与所述第一节点连接的第二节点，所述第一节点与所述第二节点之间的跳数小于或等于预设跳数；

基于不同边对应的交易的先后顺序，对所述多个目标节点中任意两个目标节点之间的边进行采样，以在所述多个目标节点之间的边中确定出至少一条目标边；以及

将所述交易图中由所述多个目标节点、以及所述至少一条目标边所决定的子图作为所述第一子图。

5. 根据权利要求 3 所述的方法，其中，所述样本交易参与方对应于所述支付场景中的商户角色，所述第一子图采用如下方式得到：

在所述交易图中找到与所述样本交易参与方对应的第一节点；

按照不同边对应的交易的金额，对所述第一节点连接的边进行采样，在所述第一节点连接的边中确定出多条目标边；以及

将所述交易图中由所述第一节点、所述多条目标边、以及所述多条目标边分别连接的第二节点所决定的子图作为所述第一子图。

6. 根据权利要求 3 所述的方法，其中，所述第二子图采用如下方式得到：

在所述交易图中找到与所述样本交易参与方对应的第一节点；

在所述交易图中确定与所述第一节点连接的至少一个第三节点，所述第三节点与所述第一节点之间的跳数小于或等于预设跳数，且所述第三节点与所述第一节点之间存在资金回流路径；以及

基于所述第一节点和所述至少一个第三节点，在所述交易图中确定所述第二子图。

7. 根据权利要求 2 所述的方法，其中，所述训练样本还包括所述样本交易参与方的标注信息，所述标注信息表征所述样本交易参与方是否具有交易风险；

利用所述多个训练样本训练得到目标风控模型，包括：

利用所述多个训练样本执行多次迭代训练直至得到所述目标风控模型，其中，一次迭代训练的过程包括：

将所述样本交易参与方对应的所述交易关系数据和所述资金路径数据输入所述目标风控模型，得到所述目标风控模型对所述样本交易参与方进行风险预测得到的风险预测信息，以及

以最小化所述风险预测信息与所述标注信息之间的差异为训练目标，对所述目标风控模型的参数进行更新。

8. 根据权利要求 7 所述的方法，其中，所述目标风控模型包括第一特征提取模块、第二特征提取模块以及预测模块；

所述将所述样本交易参与方对应的所述交易关系数据和所述资金路径数据输入所述目标风控模型，得到所述目标风控模型对所述样本交易参与方进行风险预测得到的风险预测信息，包括：

将所述交易关系数据输入所述第一特征提取模块，获取所述样本交易参与方与其他交易参与方之间的聚类特征；

将所述资金路径数据输入所述第二特征提取模块，获得与所述样本交易参与方相关的资金交互路径的交互特征；以及

将所述聚类特征和所述交互特征输入至所述预测模块，得到所述风险预测信息。

9. 根据权利要求 8 所述的方法，其中，所述第一特征提取模块被配置为：

根据所述交易关系数据提取交易关系的时序特征和拓扑特征；以及

根据所述交易关系的时序特征和拓扑特征，生成所述交易关系数据对应的所述聚类特征。

10. 根据权利要求 8 所述的方法，其中，所述第二特征提取模块被配置为：

根据所述资金路径数据提取资金路径的时序特征和拓扑特征；以及

根据所述资金路径的时序特征和拓扑特征，生成所述资金路径数据对应的所述交互特征。

11. 根据权利要求 8 所述的方法，其中，所述预测模块被配置为：

对所述聚类特征和所述交互特征进行拼接处理，得到所述样本交易参与方的风险特征；以及

提取所述风险特征中的风险关键信息，并根据所述风险关键信息确定所述风险预测信息。

12. 一种风控方法，包括：

响应于信贷用户发起的信贷请求，获得所述信贷用户在支付场景下的交易行为数据；

通过已训练的目标风控模型基于所述交易行为数据对所述信贷用户进行风险预测，得到风险预测结果，其中，所述目标风控模型是采用如权利要求 1 至 11 中任一项所述的方法训练得到的；

基于所述风险预测结果，对所述信贷请求进行处理。

13. 根据权利要求 12 所述的方法，其中，所述交易行为数据包括：

交易关系数据，用于表征所述信贷用户与至少一个其他交易参与方之间的交易关系，以及

资金路径数据，用于表征与所述信贷用户相关的资金交互路径。

14. 根据权利要求 13 所述的方法，其中，获得所述信贷用户在支付场景下的交易行为数据，包括：

获取所述信贷用户在支付场景下的交易图，其中，所述交易图包括多个节点和不同节点之间的边，一个节点对应一个交易参与方，一条边对应一笔交易；以及

基于所述交易图获取所述信贷用户对应的所述交易行为数据，其中，所述交易行为数据中，所述交易关系数据对应于所述交易图中的第一子图，所述资金路径数据对应于所述交易图中的第二子图。

15. 根据权利要求 14 所述的方法，其中，所述信贷用户对应于所述支付场景中的用户角色，所述第一子图采用如下方式得到：

在所述交易图中找到多个目标节点，所述多个目标节点包括：与所述信贷用户对应的第一节点、与所述第一节点连接的第二节点，所述第一节点与所述第二节点之间的跳数小于或等于预设跳数；

基于不同边对应的交易的先后顺序，对所述多个目标节点中任意两个目标节点之间的边进行采样，以在所述多个目标节点之间的边中确定出至少一条目标边；以及

将所述交易图中由所述多个目标节点、以及所述至少一条目标边所决定的子图作为所述第一子图。

16. 根据权利要求 14 所述的方法，其中，所述信贷用户对应于所述支付场景中的商户角色，所述第一子图采用如下方式得到：

在所述交易图中找到与所述信贷用户对应的第一节点；

按照不同边对应的交易的金额，对所述第一节点连接的边进行采样，在所述第一节点连接的边中确定出多条目标边；以及

将所述交易图中由所述第一节点、所述多条目标边、以及所述多条目标边分别连接的第二节点所决定的子图作为所述第一子图。

17. 根据权利要求 14 所述的方法，其中，所述第二子图采用如下方式得到：

在所述交易图中找到与所述信贷用户对应的第一节点；

在所述交易图中确定与所述第一节点连接的至少一个第三节点，所述第三节点与所述第一节点之间的跳数小于或等于预设跳数，且所述第三节点与所述第一节点之间存在资金回流路径；以及

基于所述第一节点和所述至少一个第三节点，在所述交易图中确定所述第二子图。

18. 一种风控模型的训练系统，包括：

至少一个存储介质，存储有至少一个指令集，用于训练风控模型；以及

至少一个处理器，同所述至少一个存储介质通信连接，其中，所述训练系统运行时所述至少一个处理器读取所述至少一个指令集，并且根据所述至少一个指令集的指示：

获得支付场景下的历史交易数据；

基于所述历史交易数据生成多个训练样本，其中，一个训练样本包括：样本交易参与方在所述支付场景下的交易行为数据；以及

利用所述多个训练样本训练得到目标风控模型，所述目标风控模型用于在信贷场景下识别目标交易参与方是否具有交易风险。

19. 一种风控系统，包括：

至少一个存储介质，存储有至少一个指令集，用于进行风控；以及

至少一个处理器，同所述至少一个存储介质通信连接，其中，所述风控系统运行时所述至少一个处理器读取所述至少一个指令集，并且根据所述至少一个指令集的指示：

响应于信贷用户发起的信贷请求，获得所述信贷用户在支付场景下的交易行为数据；

通过已训练的目标风控模型基于所述交易行为数据对所述信贷用户进行风险预测，得到风险预测结果，其中，所述目标风控模型是采用如权利要求 1 至 11 中任一项所述的方法训练得到的；

基于所述风险预测结果，对所述信贷请求进行处理。

20. 一种计算机可读非易失性存储介质，其中，所述计算机可读非易失性存储介质中存储有至少一个指令集，所述至少一个指令集被至少一个处理器执行时，实现如权利要求 1-11 中任一项或权利要求 12-17 中任一项所述的方法。