



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115438751 A

(43) 申请公布日 2022. 12. 06

(21) 申请号 202211275203.2

(22) 申请日 2022.10.18

(71) 申请人 中山大学

地址 510275 广东省广州市海珠区新港西路135号

(72) 发明人 卞静 卓绍烜 李焱

(74) 专利代理机构 广州粤高专利商标代理有限公司 44102

专利代理师 郑堪泳

(51) Int. Cl.

G06K 9/62 (2022.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

G06Q 40/04 (2012.01)

权利要求书2页 说明书9页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法

(57) 摘要

本发明提供一种基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法,对于交易数据进行预处理,将交易数据处理为交易网络图;对交易网络图进行聚类处理,得到全局视角图;对交易网络图进行采样处理,得到局部视角图;构建并训练图神经网络;将全局视角图输入训练好的图神经网络得到全局交易视角的节点嵌入;所述的节点嵌入包括交易网络的结构和边视角信息;将局部视角图输入训练好的图神经网络得到局部交易视角的节点嵌入;将全局交易视角的节点嵌入和局部交易视角的节点嵌入进行拼接后一起输入多层感知器,以实现网络钓鱼地址的分类识别。本发明基于多交易视角的数据挖掘从交易网络中更多有效信息来提高以太坊钓鱼诈骗识别的识别性能。



1. 一种基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法,其特征在于:所述的方法包括以下步骤:

对于交易数据进行预处理,将交易数据处理为交易网络图;

对交易网络图进行聚类处理,得到全局视角图;

对交易网络图进行采样处理,得到局部视角图;

构建并训练多交易视角注意力图神经网络;

将全局视角图输入训练好的多交易视角注意力图神经网络得到全局交易视角的节点嵌入;所述的节点嵌入包括交易网络的结构和边视角信息;

将局部视角图输入训练好的多交易视角注意力图神经网络得到局部交易视角的节点嵌入;

将全局交易视角的节点嵌入和局部交易视角的节点嵌入进行拼接后一起输入多层感知器,以实现网络钓鱼地址的分类识别。

2. 根据权利要求1所述的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法,其特征在于:通过聚类函数对交易网络图进行聚类处理,得到全局视角图,其表达式如下:

$$\bar{G} = \rho(G) = [\bar{G}_1, \dots, \bar{G}_c] = [\{\bar{V}_1, \bar{E}_1\}, \dots, \{\bar{V}_c, \bar{E}_c\}]$$

其中, ρ 表示图形聚类函数, c 表示聚类数量, G 表示交易网络图; \bar{G}_i 表示聚类后生成的第*i*个子图、 \bar{V}_i 表示 \bar{G}_i 中节点的集合、 \bar{E}_i 表示 \bar{G}_i 中边的集合。

3. 根据权利要求1所述的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法,其特征在于:通过邻居采样函数对交易网络图进行采样处理,得到局部视角图:

$$\mathbf{A}_{i,j}^{K\text{-hop}} = \begin{cases} 1, & \text{if } j \in \mathcal{N}_i^{K\text{-hop}} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中, $\mathcal{N}_i^{K\text{-hop}}$ 表示节点*i*的*K*阶邻居节点, j 表示图中的节点, $K\text{-hop}$ 表示*K*跳即寻找*K*阶邻居。

4. 根据权利要求1所述的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法,其特征在于:所述的多交易视角注意力图神经网络,通过边特征和注意力系数以捕获交易网络获取边视角系数信息,通过聚合地址节点的特征获取交易图的结构信息。

5. 根据权利要求4所述的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法,其特征在于:所述的多交易视角注意力图神经网络是由多个MTvConv块组成;

所述的MTvConv块的输入是一组节点的输入特征 $h = \{\vec{h}_1, \vec{h}_2, \dots, \vec{h}_N\}, h_i \in \mathbb{R}^F$,其中*N*表示节点的数量, F 表示每个节点中输入特征的维度、 \vec{h}_i 表示第*i*维度的输入特征;

在训练完后图神经网络MTvGAT,每个MTvConv块输出节点的嵌入 $h' = \{\vec{h}'_1, \vec{h}'_2, \dots, \vec{h}'_N\}, h'_i \in \mathbb{R}^{F'}$,其中, F' 表示输出嵌入的维度、 \vec{h}'_i 表示第*i*维度的嵌入特征;

所述的多交易视角注意力图神经网络MTvGAT的计算公式如下:

$$z = \text{MTvGAT}(G, A)$$

其中, G 表示输入交易网络图, A 表示输入交易网络图的邻接矩阵, z 表示从MTvGAT最后一层MTvConv块学到的目标节点的嵌入。

6. 根据权利要求5所述的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法,其特征在于:

所述的注意力系数 $\alpha_{i,j}$ 的计算公式如下：

$$\alpha_{ij} = a(\vec{W}h_i \parallel \vec{W}h_j)$$

其中， $\vec{W} \in \mathbb{R}^{F' \times F}$ 表示一个可学习的权重矩阵，将输入特征转换为高纬度特征； $a \in \mathbb{R}^{F' \times \mathbb{R}^{F'}} \rightarrow \mathbb{R}$ 表示一个共享的注意力机制， \parallel 表示特征拼接操作。

7. 根据权利要求6所述的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法，其特征在于：所述的边视角系数 $\delta_{i,j}$ 是通过结合边特征和注意力系数拼接而成：

$$\delta_{i,j} = (e_{i,j} \parallel \alpha_{i,j})$$

每个MTvConv块都将节点和边特征作为输入；通过信息前向传播机制被表述如下：

$$h_i^{(l+1)} = \varphi(h_i^l \odot_{(i,j) \in E} \phi(h_i^l \parallel \delta_{i,j} \parallel h_j^l))$$

其中， ϕ 和 φ 是多层感知器，通过拼接输入来计算输出节点嵌入； \odot 表示多个聚合器的组合和缩放器的组合；所述的聚合器聚合来自邻居的信息，所述的缩放器对聚合的信息进行不同的缩放；

所述的信息前向传播机制在多交易视角注意力图神经网络中的节点聚合邻居节点的信息，生成新的特征向量即 $h_i^{(l+1)}$ ， l 表示第 l 层神经网络。

8. 根据权利要求7所述的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法，其特征在于：采用神经网络反向传播对多交易视角注意力图神经网络进行训练。

9. 根据权利要求8所述的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法，其特征在于：在训练过程采用损失函数衡量输入交易网络图与目标节点之间的相似度；重构的损失函数定义如下：

$$\mathcal{L} = \frac{\|\bar{A} - A\|_F^2}{n}$$

$$\bar{A} = \sigma(\mathbf{z}\mathbf{z}^T)$$

其中， $\|\cdot\|_F^2$ 表示一个向量的L2-norm， σ 表示表示sigmoid函数、 \bar{A} 、 n ；

通过在每次训练迭代中最小化重建损失进行优化，进而输出节点学习交易网络的结构和边视角信息。

10. 根据权利要求8所述的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法，其特征在于：将全局交易视角的节点嵌入和局部交易视角的节点嵌入进行拼接后一起输入多层感知器，以实现网络钓鱼地址的分类识别，其公式表达式如下：

$$\mathbf{P}_n = MLP(\mathbf{h}_n^{\text{global}} \parallel \mathbf{h}_n^{\text{local}})$$

其中， \parallel 表示拼接操作， \mathbf{P}_n 表示节点是钓鱼地址的概率； $\mathbf{h}_n^{\text{global}}$ 表示节点全局嵌入特征、 $\mathbf{h}_n^{\text{local}}$ 表示节点局部嵌入特征。

一种基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法

技术领域

[0001] 本发明涉及区块链交易网络钓鱼地址识别技术领域,更具体地,涉及一种基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法。

背景技术

[0002] 时下流行的比特币、以太坊等加密货币,都是以区块链技术作为关键支持技术。区块链是一种新型的分布式账本技术,在互不信任的环境下实现去信任中介的可信交易。与传统数据库技术相比,区块链具有防伪造、不可篡改以及智能合约实现等特点,被誉为一种将引发社会变革的技术。由于要在分布式环境中实现可信的交易,区块链技术大量使用密码学技术隐藏用户信息,同时所有交易信息则由分布式网络共同验证、存储。各种公有链,如比特币、以太坊等获得了大量用户的参与,积累了大量交易数据。大量用户的参与和活跃的用户交易使得基于区块链的数据分析成为一个重要且有价值的研究问题。

[0003] 随着区块链技术的发展,各行各业将区块链技术作为底层技术引入,势必导致大量的数据以区块链数据的形式存在,因而研究基于区块链的数据分析问题具有重要的理论和现实意义。基于区块链实现的支付系统具有匿名性、去中心化性,而不法分子正是利用匿名性进行诈骗活动,区块链系统中骗局的泛滥会阻碍用户对区块链技术的接受和使用,进而阻碍技术的进步。因此,识别区块链交易网络用户异常行为已成为区块链生态系统中一个紧迫和关键的问题。交易网络钓鱼诈骗是随着区块链发展而兴起的一种新型网络犯罪,钓鱼诈骗行为利用区块链匿名的特性大行其道,相对滞后的法律措施和尚在发展的数据分析手段使得这些非法行为更是日益猖獗。

[0004] 现有的网络钓鱼诈骗识别方法可分为大致可分为两类。

[0005] 1) 基于特征工程的方法,通过人工分析区块链交易网络的拓扑特征,并构建统计特征作为钓鱼诈骗识别的机器学习分类器的输入。从基于交易记录构建的交易图提取了219个基于一阶与二阶钱包节点的维度特征,作为LightGBM分类器的输入对钓鱼诈骗交易地址进行识别。

[0006] 2) 基于随机游走图表示学习方法,DeepWalk、node2vec算法被设计为获取图的结构信息。node2vec来获得以太坊交易表示的节点,并用单类SVM对其进行分类。trans2vec通过引入有偏置的交易采样来进行扩展。然而这些基于随机游走的算法的外部编码器,不能利用节点的特征信息,从而限制了其性能。

[0007] 3) 基于图神经网络方法,E-GCN是基于图自动编码器而设计的。EdgeProp利用交易边缘特征的信息。MCGC使用图升级网络的多个特征提取通道来提取目标地址的交易模式的特征。TTAGN使用时间性边缘表示法和edge2node模块来有效地识别网络钓鱼欺诈行为。然而现有的基于图神经网络的方法只使用的节点特征,不能充分利用图的结构信息,而区块链交易中的边缘特征区块链交易中的边缘特征没有得到充分的利用。

发明内容

[0008] 本发明为克服上述现有的异常交易节点识别中,使用的基于启发式的浅层嵌入以及图神经网络识别技术,无法充分利用交易网络的结构信息以及边信息的问题,提出了一种基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法,其基于多交易视角的数据挖掘从交易网络中更多有效信息来提高以太坊钓鱼诈骗识别的识别性能。

[0009] 为解决上述技术问题,本发明的技术方案如下:

[0010] 一种基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法,所述的方法包括以下步骤:

[0011] 对于交易数据进行预处理,将交易数据处理为交易网络图;

[0012] 对交易网络图进行聚类处理,得到全局视角图;

[0013] 对交易网络图进行采样处理,得到局部视角图;

[0014] 构建并训练多交易视角注意力图神经网络;

[0015] 将全局视角图输入训练好的多交易视角注意力图神经网络得到全局交易视角的节点嵌入;所述的节点嵌入包括交易网络的结构和边视角信息;

[0016] 将局部视角图输入训练好的多交易视角注意力图神经网络得到局部交易视角的节点嵌入;

[0017] 将全局交易视角的节点嵌入和局部交易视角的节点嵌入进行拼接后一起输入多层感知器,以实现网络钓鱼地址的分类识别。

[0018] 优选地,通过聚类函数对交易网络图进行聚类处理,得到全局视角图,其表达式如下:

$$[0019] \quad \bar{G} = \rho(G) = [\bar{G}_1, \dots, \bar{G}_c] = [\{\bar{V}_1, \bar{E}_1\}, \dots, \{\bar{V}_c, \bar{E}_c\}]$$

[0020] 其中, ρ 表示图形聚类函数, c 表示聚类数量, G 表示交易网络图; \bar{G}_i 表示聚类后生成的第*i*个子图、 \bar{V}_i 表示 \bar{G}_i 中节点的集合、 \bar{E}_i 表示 \bar{G}_i 中边的集合。

[0021] 优选地,通过邻居采样函数对交易网络图进行采样处理,得到局部视角图:

$$[0022] \quad \mathbf{A}_{i,j}^{K-hop} = \begin{cases} 1, & \text{if } j \in \mathcal{N}_i^{K-hop} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0023] 其中, \mathcal{N}_i^{K-hop} 表示节点*i*的*K*阶邻居节点, j 表示图中的节点, $K-hop$ 表示*K*跳即寻找*K*阶邻居。

[0024] 优选地,所述的多交易视角注意力图神经网络,通过边特征和注意力系数以捕获交易网络获取边视角系数信息,通过聚合地址节点的特征获取交易图的结构信息。

[0025] 进一步地,所述的多交易视角注意力图神经网络是由多个MTvConv块组成;所述的MTvConv块的输入是一组节点的输入特征 $h = \{\vec{h}_1, \vec{h}_2, \dots, \vec{h}_N\}, \vec{h}_i \in \mathbb{R}^F$,其中*N*表示节点的数量, F 表示每个节点中输入MTvGAT特征的维度、 \vec{h}_i 表示第*i*维度的输入特征;

[0026] 在训练完后多交易视角注意力图神经网络,每个MTvConv块输出节点的嵌入 $h' = \{\vec{h}'_1, \vec{h}'_2, \dots, \vec{h}'_N\}, \vec{h}'_i \in \mathbb{R}^{F'}$,其中, F' 表示输出嵌入的维度、 \vec{h}'_i 表示第*i*维度的输入特征;

[0027] 所述的多交易视角注意力图神经网络MTvGAT的计算公式如下:

$$[0028] \quad z = \text{MTvGAT}(G, A)$$

[0029] 其中, G 表示输入交易网络图, A 表示输入交易网络图的邻接矩阵, z 表示从MTvGAT

最后一层MTvConv块学到的目标节点的嵌入。

[0030] 再进一步地,所述的注意力系数 $\alpha_{i,j}$ 的计算公式如下:

$$[0031] \quad \alpha_{ij} = a(\mathbf{W}h_i \parallel \mathbf{W}h_j)$$

[0032] 其中, $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{F' \times F}$ 表示一个可学习的权重矩阵,将输入特征转换为高纬度特征;
 $a \in \mathbb{R}^{F' \times \mathbb{R}^{F'}} \rightarrow \mathbb{R}$ 表示一个共享的注意力机制, \parallel 表示特征拼接操作。

[0033] 再进一步地,所述的边视角系数 $\delta_{i,j}$ 是通过结合边特征和注意力系数拼接而成:

$$[0034] \quad \delta_{i,j} = (e_{i,j} \parallel \alpha_{i,j})$$

[0035] 每个MTvConv块都将节点和边特征作为输入;通过信息前向传播机制被表述如下:

$$[0036] \quad h_i^{(l+1)} = \varphi(h_i^l \odot \phi(h_i^l \parallel \delta_{i,j} \parallel h_j^l))$$

[0037] 其中, ϕ 和 φ 是多层感知器,通过拼接输入来计算输出节点嵌入; \odot 表示多个聚合器的组合和缩放器的组合;所述的聚合器聚合来自邻居的信息,所述的缩放器对聚合的信息进行不同的缩放;

[0038] 所述的信息前向传播机制在多交易视角注意力图神经网络中的节点聚合邻居节点的信息,生成新的特征向量即 $h_i^{(l+1)}$, l 表示第 l 层神经网络。

[0039] 再进一步地,采用神经网络反向传播对多交易视角注意力图神经网络进行训练。

[0040] 再进一步地,在训练过程采用损失函数衡量输入交易网络图与目标节点之间的相似度;重构的损失函数定义如下:

$$[0041] \quad \mathcal{L} = \frac{\|\bar{A} - A\|_F^2}{n}$$

$$[0042] \quad \bar{A} = \sigma(z z^T)$$

[0043] 其中, $\|\cdot\|_F^2$ 表示一个向量的L2-norm, σ 表示表示sigmoid函数、 \bar{A} 、 n ;

[0044] 通过在每次训练迭代中最小化重建损失进行优化,进而输出节点学习交易网络的结构和边视角信息。

[0045] 再进一步地,将全局交易视角的节点嵌入和局部交易视角的节点嵌入进行拼接后一起输入多层感知器,以实现网络钓鱼地址的分类识别,其公式表达式如下:

$$[0046] \quad \mathbf{P}_n = MLP(\mathbf{h}_n^{global} \parallel \mathbf{h}_n^{local})$$

[0047] 其中, \parallel 表示拼接操作, \mathbf{P}_n 表示节点是钓鱼地址的概率; \mathbf{h}_n^{global} 表示节点全局嵌入特征、 \mathbf{h}_n^{local} 表示节点局部嵌入特征。

[0048] 与现有技术相比,本发明技术方案的有益效果是:

[0049] 本发明将大规模的区块链交易网络被处理为全局视角图和局部视角图,并将全局视角图和局部视角图作为多交易视角注意力图神经网络的输入挖掘多层次的以太坊交易网络信息,输出包含结构和边信息的节点嵌入。

[0050] 本发明通过多交易视角注意力图神经网络,通过挖掘更多有效的区块链交易网络信息来提高以太坊钓鱼诈骗的识别性能。

[0051] 本发明将边特征和边视角系数进行合并以融合拓扑结构和交易信息,并产生最终的节点嵌入。

附图说明

[0052] 图1为本发明的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法的流程图。

[0053] 图2为本发明的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的系统框图。

具体实施方式

[0054] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明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发明一部分实施例,仅用于示例性说明,不能理解为对本专利的限制。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0055] 下面结合附图和实施例对本发明的技术方案做进一步的说明。

[0056] 实施例1

[0057] 如图1所示,一种基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法,所述的方法包括以下步骤:

[0058] 对于交易数据进行预处理,将交易数据处理为交易网络图;

[0059] 对交易网络图进行聚类处理,得到全局视角图;

[0060] 对交易网络图进行采样处理,得到局部视角图;

[0061] 构建并训练多交易视角注意力图神经网络;

[0062] 将全局视角图输入训练好的多交易视角注意力图神经网络得到全局交易视角的节点嵌入;所述的节点嵌入包括交易网络的结构和边视角信息;

[0063] 将局部视角图输入训练好的多交易视角注意力图神经网络得到局部交易视角的节点嵌入;

[0064] 将全局交易视角的节点嵌入和局部交易视角的节点嵌入进行拼接后一起输入多层感知器,以实现网络钓鱼地址的分类识别。

[0065] 本实施例通过将交易数据处理为图结构的形式 $G(V, E)$,其中, V 表示交易图 G 中的交易账户节点, E 表示交易图 G 中的交易账户节点之间发生的交易关系。

[0066] 针对于单个交易账户节点的特征,每个交易账户节点 i 均有对应的特征 x_i ,使用矩阵 $X_{N \times D}$ 表示,其中, N 为交易账户节点数目, D 表示每个交易账户节点的特征数,其中交易节点的初始特征包括节点的入度、节点的出度、节点相关的交易数量、节点所有收入的以太币价值、节点所有支出的以太币价值、节点所有收入与支出的以太币价值之和、邻居节点的数量、交易频率的倒数。

[0067] 针对每条交易边 j 的特征 e_j ,使用矩阵 $E_{N' \times D'}$ 表示,其中 N' 为交易边的数目, D' 为每条交易边的特征数。

[0068] 针对整个交易网络图的特征(包括交易边的金额数、交易发生的时间戳)。通过邻接矩阵 A 来表示整个交易网络图结构的信息。由于交易网络图中邻居节点之间的关系应该是无向的,因此需要将原始的有向图被转换为无向图。

[0069] 在一个具体的实施例中,通过聚类函数对交易网络图进行聚类处理,得到全局视角图,其表达式如下:

[0070] $\bar{G} = \rho(G) = [\bar{G}_1, \dots, \bar{G}_c] = [\{\bar{V}_1, \bar{E}_1\}, \dots, \{\bar{V}_c, \bar{E}_c\}]$

[0071] 其中, ρ 表示图形聚类函数, c 表示聚类数量, G 表示交易网络图; \bar{G}_i 表示聚类后生成

的第*i*个子图、 \bar{v}_i 表示 \bar{G}_i 中节点的集合、 \bar{e}_i 表示 \bar{G}_i 中边的集合,参数*c*决定了计算复杂性程度。

[0072] 在一个具体的实施例中,通过邻居采样函数对交易网络图进行采样处理,得到局部视角图:

$$[0073] \quad \mathbf{A}_{i,j}^{K-hop} = \begin{cases} 1, & \text{if } j \in \mathcal{N}_i^{K-hop} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0074] 其中, \mathcal{N}_i^{K-hop} 表示节点*i*的*K*阶邻居节点,*j*表示图中的节点,*K-hop*表示*K*跳即寻找*K*阶邻居。

[0075] 参数*K*的选择应该同时考虑计算的复杂性和节点邻居结构的完整性。在本实施例中,选取所有的一阶邻居节点,并从所有的一阶邻居节点中选择一个节点。

[0076] 多交易视角注意力图神经网络是基于图神经网络GAT架构进行改进注意力机制的得到;所述的多交易视角注意力图神经网络MTvGAT的作用就是将输入节点的特征映射为具有更为丰富信息的节点嵌入,节点嵌入可以作为多层感知机的输入对钓鱼节点进行分类识别。

[0077] 在一个具体的实施例中,所述的多交易视角注意力图神经网络,通过边特征和注意力系数以捕获交易网络获取边视角系数信息,通过聚合地址节点的特征获取交易图的结构信息。

[0078] 进一步地,所述的多交易视角注意力图神经网络MTvGAT是由多个MTvConv块组成;

[0079] 所述的MTvConv块的输入是一组节点的输入特征 $h = \{\vec{h}_1, \vec{h}_2, \dots, \vec{h}_N\}$, $\vec{h}_i \in \mathbb{R}^F$,其中*N*表示节点的数量,*F*表示每个节点中输入MTvGAT特征的维度、 \vec{h}_i 表示第*i*维度的输入特征;

[0080] 在训练完后图神经网络MTvGAT,每个MTvConv块输出节点的嵌入 $h' = \{\vec{h}'_1, \vec{h}'_2, \dots, \vec{h}'_N\}$, $\vec{h}'_i \in \mathbb{R}^{F'}$,其中,*F'*表示输出嵌入的维度、 \vec{h}'_i 表示第*i*维度的输入特征;

[0081] 在本实施例中,多个MTvConv块被连接起来以构建一个完整的MTvGAT网络结构。所述的多交易视角注意力图神经网络MTvGAT的计算公式如下:

$$[0082] \quad z = \text{MTvGAT}(\mathcal{G}, A)$$

[0083] 其中, \mathcal{G} 表示输入交易网络图,*A*表示输入交易网络图的邻接矩阵,*z*表示从MTvGAT最后一层MTvConv块学到的目标节点的嵌入。

[0084] 在一个具体的实施例中,所述的注意力系数 $\alpha_{i,j}$ 的计算公式如下:

$$[0085] \quad \alpha_{i,j} = a(\mathbf{W}h_i \parallel \mathbf{W}h_j)$$

[0086] 其中, $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{F' \times F}$ 表示一个可学习的权重矩阵,将输入特征转换为高纬度特征; $a \in \mathbb{R}^{F'} \times \mathbb{R}^{F'} \rightarrow \mathbb{R}$ 表示一个共享的注意力机制, \parallel 表示特征拼接操作。

[0087] 在一个具体的实施例中,所述的边视角系数 $\delta_{i,j}$ 是通过结合边特征和注意力系数拼接而成:

$$[0088] \quad \delta_{i,j} = (e_{i,j} \parallel \alpha_{i,j})$$

[0089] 每个MTvConv块都将节点和边特征作为输入;通过信息前向传播机制被表述如下:

$$[0090] \quad h_i^{(t+1)} = \phi(h_i^t \odot_{(i,j) \in E} \phi(h_i^t \parallel \delta_{i,j} \parallel h_j^t))$$

[0091] 其中, ϕ 和 φ 是多层感知器,通过拼接输入来计算输出节点嵌入; \odot 表示多个聚合

器的组合和缩放器的组合；所述的聚合器聚合来自邻居的信息，所述的缩放器对聚合的信息进行不同的缩放；

[0092] 所述的信息前向传播机制在多交易视角注意力图神经网络中的节点聚合邻居节点的信息，生成新的特征向量即 $h_i^{(l+1)}$ ， l 表示第 l 层神经网络。

[0093] 在一个具体的实施例钟，采用神经网络反向传播对多交易视角注意力图神经网络进行训练。

[0094] 在一个具体的实施例钟，在训练过程采用损失函数衡量输入交易网络图与目标节点之间的相似度；重构的损失函数定义如下：

$$[0095] \quad \mathcal{L} = \frac{\|\bar{A} - A\|_F^2}{n}$$

$$[0096] \quad \bar{A} = \sigma(\bar{A} \cdot n)$$

[0097] 其中， $\|\cdot\|_F^2$ 表示一个向量的 L2-norm， σ 表示表示 sigmoid 函数、 $\bar{A} \cdot n$ ；

[0098] 通过在每次训练迭代中最小化重建损失进行优化，进而输出节点学习交易网络的结构和边视角信息。

[0099] 在一个具体的实施例钟，将全局交易视角的节点嵌入和局部交易视角的节点嵌入进行拼接后一起输入多层感知器，以实现网络钓鱼地址的分类识别，其公式表达式如下：

$$[0100] \quad P_n = MLP(\mathbf{h}_n^{\text{global}} \parallel \mathbf{h}_n^{\text{local}})$$

[0101] 其中， \parallel 表示拼接操作， P_n 表示节点是钓鱼地址的概率； $\mathbf{h}_n^{\text{global}}$ 表示节点全局嵌入特征、 $\mathbf{h}_n^{\text{local}}$ 表示节点局部嵌入特征。

[0102] 实施例2

[0103] 基于实施例1所述的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法，本实施例针对区块链数据以太坊平台的钓鱼节点的具体实施案例说明。

[0104] 通过将 XBlock 获取的以太坊交易数据，以及 Etherscan.io 的钓鱼节点地址的标签，通过使用基于 Python 的 DGL 库对以太坊交易数据进行图数据结构的构建，节点的初始特征包括：in-degree 节点的入度，out-degree 节点的出度，Total_Tx 节点相关的交易数量，in-value 节点所有收入的以太币价值，out-value 节点所有支出的以太币价值，total-value 节点所有收入与支出的以太币价值之和，Min_TS：节点相关交易中的最小时间戳，Max_TS：节点相关交易中的最大时间戳，Num_neigh：节点的所有邻居的数量，Tx_Freq：节点中发生交易的频率。而边的初始特征为：amount 交易边的金额数，timestamp 交易发生的时间戳。

[0105] 以太坊交易图的定义： $G(V, E)$ ，其中， V 为交易图 G 中的交易账户节点， E 则为交易图 G 中的交易账户节点之间发生的交易关系。针对于单个交易账户节点的特征，每个交易账户节点 i 均有其特征 x_i ，使用矩阵 $X_{N \times D}$ 表示，其中 N 为交易账户节点数目， D 表示每个交易账户节点的特征数，其中交易节点的初始特征（包括节点的入度、节点的出度、节点相关的交易数量、节点所有收入的以太币价值、节点所有支出的以太币价值、节点所有收入与支出的以太币价值之和、邻居节点的数量、交易频率的倒数）。针对每条交易边 j 的特征 e_j ，使用矩阵 $E_{N' \times D'}$ 表示，其中 N' 为交易边的数目， D' 为每条交易边的特征数，其中交易边初始特征。针对整个交易图的特征（交易边的金额数、交易发生的时间戳）。通过邻接矩阵 A 来表示整个交易

图结构的信息。将交易图 G 作为输入,学习到图的特征表示,输出为节点级的 $Z_{N \times F}$,其中 F 为每个节点输出的特征数量。

[0106] 本实施例以将交易图输入多交易视角注意力图神经网络为例的伪代码如下:

算法: 节点嵌入生成算法 (前向传播)

输入: 交易图 $G(V, E)$

 输入交易节点特征 $\vec{x}_v, \forall v \in V$;

 输入交易边特征 $\vec{e}_{i,j}, \forall (i,j) \in E$;

 可微分函数 ϕ, φ (如多层感知器);

 聚类函数 ρ

 采样函数 ς

 邻居采样函数 N_k ;

 迭代次数 K

输出: 交易节点嵌入 $\vec{z}_v, \forall v \in V$

[0107] $\bar{G} = \rho(G)$

$S = \varsigma(G)$

$\vec{g}_v^0, \vec{c}_v^0 \leftarrow \vec{x}_v, \forall v \in S$

for $k = 1 \dots K$ **do**

for $v \in S$ **do**

$\delta_{ij} = e_{ij} \parallel a(\vec{W}h_i \parallel \vec{W}h_j)$

$\vec{g}_{N_G(v)}^{(k)} \leftarrow \sum_{u \in N_G(v)} \phi^{(k)}(\vec{g}_u^{(k-1)} \parallel \delta_{uv} \parallel \vec{g}_v^{(k-1)})$ (1)

$\vec{g}_v^{(k)} \leftarrow \varphi^{(k)}(\vec{g}_v^{(k-1)} \parallel \vec{g}_{N_G(v)}^{(k)})$ (2)

$\vec{c}_{N_{\bar{G}}(v)}^{(k)} \leftarrow \sum_{u \in N_{\bar{G}}(v)} \phi^{(k)}(\vec{c}_u^{(k-1)} \parallel \delta_{uv} \parallel \vec{c}_v^{(k-1)})$ (3)

$\vec{c}_v^{(k)} \leftarrow \varphi^{(k)}(\vec{g}_v^{(k-1)} \parallel \vec{c}_{N_{\bar{G}}(v)}^{(k)})$ (4)

end for

end for

[0108] **return** $\vec{z}_v^{(k)} = (\vec{g}_v^{(k)} \parallel \vec{c}_v^{(k)})$

[0109] 伪代码中的式(1)、(2)表示将节点 v 的嵌入特征与邻居节点 u 的嵌入特征以及两节点之间的边视角系数进行拼接计算而得到各个邻居节点的嵌入特征,再将邻居节点嵌入特征与目标节点 v 第 $k-1$ 层特征拼接得到 v 节点第 k 层的嵌入特征。

[0110] 伪代码中的式(3)、(4)与式(1)、(2)的区别在于这里的节点 u 是通过全局聚类图中的节点中选取的,这里获取的是 v 节点的全局嵌入特征。

[0111] 在伪代码中采样函数是为了随机采样一定数量的目标节点,对目标节点学习嵌入特征,然后再进行异常检测。

[0112] 为了进一步验证本实施例所述的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法

的效果,通过实验结果数据如下:

MODEL	Metric	ACC	Precision	Recall	F1	AUC
Fecture-Only	MLP	0.9366	0.8554	0.4808	0.6155	0.8208
	LightGBM	0.9579	0.8985	0.6336	0.7425	0.8129
Random Walk	DeepWalk	0.9688	0.8868	0.8077	0.8454	0.9607
Deep Learning	GCN	0.9582	0.8535	0.7198	0.7795	0.9646
	GAT	0.9443	0.8094	0.621	0.7022	0.919
	GraphSAGE	0.9592	0.8574	0.7348	0.7905	0.9717
Ours	MTvGAT	0.9902	0.9358	0.9727	0.9536	0.9952

[0113] 从实验结果中可以看出,图形神经网络模型比DeepWalk和仅使用特征的模型取得了更好的性能。在图神经网络模型中,GAT是最差的,取得了与DeepWalk相似的性能。这说明仅仅依靠结构信息和节点特征并不能明显地提高整体性能。MTvGAT在所有指标上都取得了最好的性能,这说明了利用多交易视角结构特性和边特征的有效性。

MODELS	Dataset								
	Local-view			Global-view			Multi-view		
	Precision	Recall	AUC	Precision	Recall	AUC	Precision	Recall	AUC
GCN	0.8481	0.6094	0.9469	0.7056	0.5550	0.9289	0.8535	0.7198	0.9646
GAT	0.6796	0.5822	0.8883	0.6812	0.6236	0.8932	0.8094	0.6210	0.9190
GraphSAGE	0.8310	0.7242	0.9741	0.8360	0.7573	0.9755	0.8574	0.7348	0.9717
MTvGAT	0.8438	0.9834	0.9952	0.9520	0.6277	0.9201	0.9358	0.9727	0.9952

[0117] 使用多交易视角来分析数据可以得到大规模的以太坊交易网络中更全面的结构信息和节点之间的关系。在局部视角数据集中,GCN取得了最高的精度,而MTvGAT在其他指标上取得了最高的性能。原因是MTvGAT可以通过局部视角中的边缘特征获得更多的信息。从全局视角数据集的结果来看,GraphSAGE表现出了较高的性能,因为该模型是以在大型图上进行归纳表征学习为目标而提出的。而在多交易视角数据集上,MTvGAT在所有指标上都取得了最高的性能,并且在所有指标上都与其他模型拉开了差距。因此也验证了我们提出的方法在识别钓鱼地址节点方面的有效性。

[0118] 实施例3

[0119] 本实施例基于实施例1所述的基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的方法,还提供了一种基于图神经网络的区块链钓鱼诈骗识别的系统,如图2所示,所述的系统包括多模输入模块、多交易视角注意力图神经网络模块、钓鱼诈骗检测模块;

[0120] 所述的多模输入模块,用于对于交易数据进行预处理,将交易数据处理为交易网络图;用于对交易网络图进行聚类处理,得到全局视角图;用于对交易网络图进行采样处理,得到局部视角图;

[0121] 所述的多交易视角注意力图神经网络,用于构建并训练多交易视角注意力图神经网络;对输入训练好的多交易视角注意力图神经网络的全局视角图和局部视角图分别计算

得到全局交易视角的节点嵌入,和局部交易视角的节点嵌入。

[0122] 所述的钓鱼诈骗检测模块,用于将全局交易视角的节点嵌入和局部交易视角的节点嵌入进行拼接后一起输入多层感知器,以实现网络钓鱼地址的分类识别。

[0123] 显然,本发明的上述实施例仅仅是为清楚地说明本发明所作的举例,而并非是对本发明的实施方式的限定。对于所属领域的普通技术人员来说,在上述说明的基础上还可以做出其它不同形式的变化或变动。这里无需也无法对所有的实施方式予以穷举。凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明权利要求的保护范围之内。

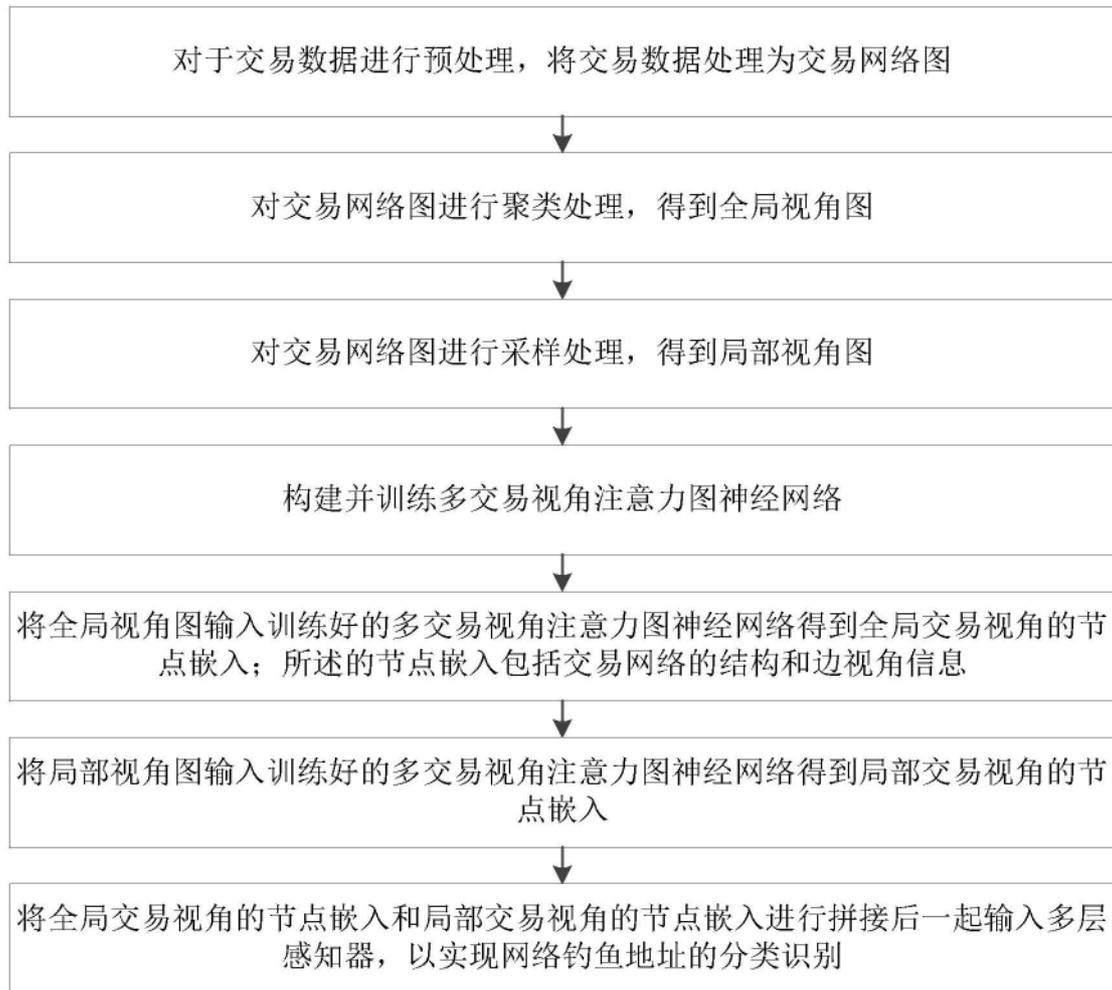


图1

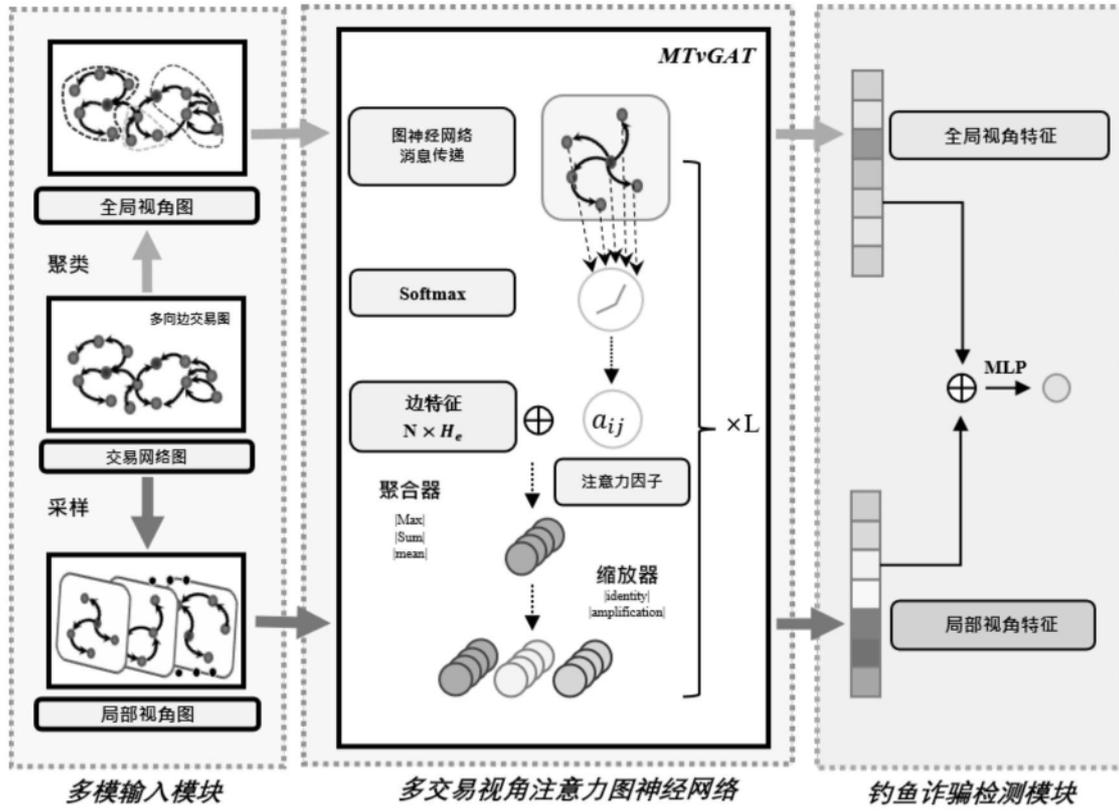


图2