

权利要求书

1、一种图结构模型训练方法，包括：

获取账户媒介网络图，所述账户媒介网络图中的节点表示账户和媒介，至少部分边表示其连接的节点间具有登录行为关系；

5 获取所述节点的特征数据和风险标注数据，所述特征数据反映对应节点在时间序列上的登录行为；

根据所述账户媒介网络图、所述特征数据和所述风险标注数据，训练预定义的图结构模型，用以识别垃圾账户。

2、如权利要求 1 所述的方法，所述媒介包括设备。

10 3、如权利要求 1 所述的方法，所述图结构模型用于根据所述节点的特征数据，以及所述账户媒介网络图中对应于所述节点的拓扑结构，计算隐特征空间中所述节点多次迭代后的嵌入向量。

4、如权利要求 3 所述的方法，所述图结构模型还用于根据所述嵌入向量，计算所述节点的预测数据，所述预测数据表示所述节点对应于垃圾账户的可能性。

15 5、如权利要求 1 所述的方法，所述获取所述节点的特征数据，具体包括：

获取所述节点一定时间范围内的登录行为数据；

将所述一定时间范围进行划分，得到时间序列；

根据所述时间序列中所述登录行为数据的分布情况，生成特征向量，作为所述节点的特征数据。

20 6、如权利要求 3 所述的方法，隐特征空间中所述节点在第 t 次迭代后的嵌入向量是根据所述节点的特征数据、所述账户媒介网络图中对应于所述节点的拓扑结构，以及隐特征空间中所述节点在第 $t-1$ 次迭代后的嵌入向量计算得到的。

7、如权利要求 4 所述的方法，所述根据所述节点的特征数据，以及所述账户媒介网络图中对应于所述节点的拓扑结构，计算隐特征空间中所述节点多次迭代后的嵌入向

25 量，具体包括：

按照如下公式，计算隐特征空间中所述节点多次迭代后的嵌入向量：

$$\Phi^{(t+1)} = \sigma(XW_1 + G\Phi^{(t)}W_2);$$

其中， $\Phi^{(t+1)}$ 表示隐特征空间中至少一个所述节点在第 $t+1$ 次迭代后的嵌入向量，

σ 表示非线性变换函数，

30 W_1 、 W_2 表示权重矩阵，

X 表示所述至少一个所述节点的特征数据,

G 表示所述账户媒介网络图中对应于所述至少一个所述节点的拓扑结构。

8、如权利要求 7 所述的方法,所述根据所述嵌入向量,计算所述节点的预测数据,具体包括:

5 按照如下公式,计算所述节点的预测数据:

$$pred_i = w^T \phi_i;$$

其中, $pred_i$ 表示第 i 个所述节点经过迭代后的预测数据,

ϕ_i 表示隐特征空间中第 i 个所述节点所述多次迭代后的嵌入向量,

w^T 表示用于将 ϕ_i 分值化的参数向量,

10 T 表示转置运算。

9、如权利要求 4 所述的方法,所述训练预定义的图结构模型,具体包括:

以所述预测数据与其对应的风险标注数据的一致性最大化为训练目标,训练预定义的图结构模型。

10、如权利要求 8 所述的方法,所述训练预定义的图结构模型,具体包括:

15 利用反向传播算法和所述风险标注数据,对 $\arg \min_{W_1, W_2, w} \sum_i L(y_i, pred_i)$ 进行优化,

求得最优的 W_1 、 W_2 、 w ;

其中, y_i 表示第 i 个所述节点的风险标注数据,

L 表示用于度量所述预测数据与其对应的风险标注数据的一致性差距的损失函数。

11、一种垃圾账户识别方法,包括:

20 获取待识别账户的特征数据,以及获取所述待识别账户所属的账户媒介网络图;

将所述待识别账户的特征数据,以及该账户媒介网络图中对应于所述待识别账户的拓扑结构,输入利用如权利要求 1~10 任一项所述的方法训练后的图结构模型进行计算;

根据所述训练后的图结构模型输出的预测数据,判定所述待识别账户是否为垃圾账户。

25 12、一种图结构模型训练装置,包括:

第一获取模块,获取账户媒介网络图,所述账户媒介网络图中的节点表示账户和媒介,至少部分边表示其连接的节点间具有登录行为关系;

第二获取模块,获取所述节点的特征数据和风险标注数据,所述特征数据反映对应节点在时间序列上的登录行为;

训练识别模块,根据所述账户媒介网络图、所述特征数据和所述风险标注数据,训练预定义的图结构模型,用以识别垃圾账户。

13、如权利要求 12 所述的装置,所述媒介包括设备。

14、如权利要求 12 所述的装置,所述图结构模型用于根据所述节点的特征数据,
5 以及所述账户媒介网络图中对应于所述节点的拓扑结构,计算隐特征空间中所述节点多次迭代后的嵌入向量。

15、如权利要求 14 所述的装置,所述图结构模型还用于根据所述嵌入向量,计算所述节点的预测数据,所述预测数据表示所述节点对应于垃圾账户的可能性。

16、如权利要求 12 所述的装置,所述第二获取模块获取所述节点的特征数据,具
10 体包括:

所述第二获取模块获取所述节点一定时间范围内的登录行为数据;

将所述一定时间范围进行划分,得到时间序列;

根据所述时间序列中所述登录行为数据的分布情况,生成特征向量,作为所述节点的特征数据。

17、如权利要求 14 所述的装置,隐特征空间中所述节点在第 t 次迭代后的嵌入向量
15 是根据所述节点的特征数据、所述账户媒介网络图中对应于所述节点的拓扑结构,以及隐特征空间中所述节点在第 $t-1$ 次迭代后的嵌入向量计算得到的。

18、如权利要求 15 所述的装置,所述根据所述节点的特征数据,以及所述账户媒介网络图中对应于所述节点的拓扑结构,计算隐特征空间中所述节点多次迭代后的嵌入
20 向量,具体包括:

按照如下公式,计算隐特征空间中所述节点多次迭代后的嵌入向量:

$$\Phi^{(t+1)} = \sigma(XW_1 + G\Phi^{(t)}W_2);$$

其中, $\Phi^{(t+1)}$ 表示隐特征空间中至少一个所述节点在第 $t+1$ 次迭代后的嵌入向量,

σ 表示非线性变换函数,

25 W_1 、 W_2 表示权重矩阵,

X 表示所述至少一个所述节点的特征数据,

G 表示所述账户媒介网络图中对应于所述至少一个所述节点的拓扑结构。

19、如权利要求 18 所述的装置,所述根据所述嵌入向量,计算所述节点的预测数据,具体包括:

30 按照如下公式,计算所述节点的预测数据:

$$pred_i = w^T \phi_i;$$

其中, $pred_i$ 表示第 i 个所述节点经过迭代后的预测数据,

ϕ_i 表示隐特征空间中第 i 个所述节点所述多次迭代后的嵌入向量,

w^T 表示用于将 ϕ_i 分值化的参数向量,

5 T 表示转置运算。

20、如权利要求 15 所述的装置, 所述训练识别模块训练预定义的图结构模型, 具体包括:

所述训练识别模块以所述预测数据与其对应的风险标注数据的一致性最大化为训练目标, 训练预定义的图结构模型。

10 21、如权利要求 19 所述的装置, 所述训练识别模块训练预定义的图结构模型, 具体包括:

所述训练识别模块利用反向传播算法和所述风险标注数据, 对 $\arg \min_{w_1, w_2, w} \sum_i L(y_i, pred_i)$ 进行优化, 求得最优的 W_1 、 W_2 、 w ;

其中, y_i 表示第 i 个所述节点的风险标注数据,

15 L 表示用于度量所述预测数据与其对应的风险标注数据的一致性差距的损失函数。

22、一种垃圾账户识别装置, 包括:

获取模块, 获取待识别账户的特征数据, 以及获取所述待识别账户所属的账户媒介网络图;

20 输入模块, 将所述待识别账户的特征数据, 以及该账户媒介网络图中对应于所述待识别账户的拓扑结构, 输入利用如权利要求 1~10 任一项所述的方法训练后的图结构模型进行计算;

判定模块, 根据所述训练后的图结构模型输出的预测数据, 判定所述待识别账户是否为垃圾账户。

23、一种图结构模型训练设备, 包括:

25 至少一个处理器; 以及,

与所述至少一个处理器通信连接的存储器; 其中,

所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令, 所述指令被所述至少一个处理器执行, 以使所述至少一个处理器能够:

获取账户媒介网络图, 所述账户媒介网络图中的节点表示账户和媒介, 至少部分边

表示其连接的节点间具有登录行为关系；

获取所述节点的特征数据和风险标注数据，所述特征数据反映对应节点在时间序列上的登录行为；

- 根据所述账户媒介网络图、所述特征数据和所述风险标注数据，训练预定义的图结构模型，用以识别垃圾账户。
- 5

24、一种垃圾账户识别设备，包括：

至少一个处理器；以及，

与所述至少一个处理器通信连接的存储器；其中，

- 所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令，所述指令被所述至少一个处理器执行，以使所述至少一个处理器能够：
- 10

获取待识别账户的特征数据，以及获取所述待识别账户所属的账户媒介网络图；

将所述待识别账户的特征数据，以及该账户媒介网络图中对应于所述待识别账户的拓扑结构，输入利用如权利要求 1~10 任一项所述的方法训练后的图结构模型进行计算；