权利要求书

1、一种基于图结构模型的交易风险控制方法，包括:

获取利用标注样本训练过的图结构模型，所述图结构模型根据交易数据网络定义，所述交易数据网络由买家用户、卖家用户、电商平台账号、第三方支付平台账号、银行卡、商品中的一种或者多种节点以及所述节点间关系构成；所述图结构模型用于根据所述节点的原始特征，和/或所述节点间关联的边的特征，计算隐特征空间中所述节点多次迭代后的嵌入向量;

利用所述训练过的图结构模型，计算待测样本对应的嵌入向量;

根据所述待测样本对应的嵌入向量，对所述待测样本进行交易风险控制;

其中，所述标注样本被标注了其对应的节点是否为交易风险节点。

2、如权利要求 1 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概率，所述预测概率表示所述节点是交易风险节点的概率;

所述根据所述待测样本对应的嵌入向量，对所述待测样本进行交易风险控制，具体包括:

根据所述待测样本对应的嵌入向量，利用所述训练过的图结构模型，计算所述待测样本对应的预测概率;

根据所述待测样本对应的预测概率，对所述待测样本进行交易风险控制。

3、如权利要求 1 所述的方法，所述交易数据网络是根据用户交易的相关数据建立的。

4、如权利要求 1 所述的方法，所述交易数据网络包括以下一种或者多种网络的组合：买家用户与卖家用户形成的交易网络、买家用户和买家用户账号对应的借记卡的所属关系网络、买家用户和买家用户账号对应的信用卡的所属关系网络、用户账号之间的同人关系网络、用户账号之间的家

庭关系网络、买家用户与商品形成的网络；其中，所述用户账号包括电商平台账号和/或第三方支付平台账号。

5、如权利要求 1 所述的方法，所述原始特征包括以下至少一类交易数据：交易金额、交易次数、交易时间、交易地点、交易对象、交易支付方式；

所述边的特征包括所述边连接的节点共同涉及的交易数据和/或人际关系数据。

6、如权利要求 1 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原始特征、所述节点与其他节点关联的边的特征，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 2 所述的方法，所述根据节点的原始特征，和所述节点间节点关联的边的特征，计算隐特征空间中所述节点多次迭代后的嵌入向量，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：

$$H_i^t = \sigma\left(W_1 F_i + W_2 \sum_{j \in N_i} E_{ij} + W_3 \sum_{j \in N_i} \alpha_{ij} H_i^{t-1}\right);$$

其中，H_i^t 表示隐特征空间中第 i 个节点在第 t 次迭代后的嵌入向量，σ 表示非线性变换函数，W_1、W_2、W_3 表示权重矩阵，F_i 表示第 i 个节点的原始特征，E_{ij} 表示第 i 个节点与第 j 个节点关联的边的特征，N_i 表示第 i 个节点的邻居节点构成的集合，α_{ij} 表示针对第 i 个节点与第 j 个节点的权重矩阵。

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概率，具体包括：

按照如下公式，计算所述节点的预测概率：

$$pred_i = softmax\left(W_4 * H_i^T\right);$$

其中，$pred_i$ 表示第 i 个节点经过 T 次迭代后的预测概率，W_4 表示权重矩阵。

9、如权利要求 2 所述的方法，利用标注样本训练所述图结构模型，具体包括:

利用标注样本，以所述预测概率与其对应的样本标注结果的一致性最大化为训练目标，训练所述图结构模型。

10、如权利要求 8 所述的方法，利用标注样本训练所述图结构模型，具体包括:

利用反向传播算法和标注的样本，对 $\arg\min_{w_1,w_2,w_3,w_4}\sum_i corss_entrep(pred_i, y_i)$ 进行优化，求得最优的 W_1、W_2、W_3、W_4;

其中，$corss_entrep$ 表示用于计算交叉熵的函数。

11、一种基于图结构模型的交易风险控制装置，包括:

获取模块，获取利用标注样本训练过的图结构模型，所述图结构模型根据交易数据网络定义，所述交易数据网络由买家用户、卖家用户、电商平台账号、第三方支付平台账号、银行卡、商品中的一种或者多种节点以及所述节点间关系构成；所述图结构模型用于根据所述节点的原始特征，和/或所述节点间关联的边的特征，计算隐特征空间中所述节点多次迭代后的嵌入向量;

计算模块，利用所述训练过的图结构模型，计算待测样本对应的嵌入向量;

风控模块，根据所述待测样本对应的嵌入向量，对所述待测样本进行交易风险控制;

其中，所述标注样本被标注了其对应的节点是否为交易风险节点。

12、如权利要求 11 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概率，所述预测概率表示所述节点是交易风险节点的概率;

所述风控模块根据所述待测样本对应的嵌入向量，对所述待测样本进

行交易风险控制，具体包括:

所述风控模块根据所述待测样本对应的嵌入向量，利用所述训练过的图结构模型，计算所述待测样本对应的预测概率;

根据所述待测样本对应的预测概率，对所述待测样本进行交易风险控制。

13、如权利要求 11 所述的装置，所述交易数据网络是根据用户交易的相关数据建立的。

14、如权利要求 11 所述的装置，所述交易数据网络包括以下一种或者多种网络的组合：买家用户与卖家用户形成的交易网络、买家用户和买家用户账号对应的借记卡的所属关系网络、买家用户和买家用户账号对应的信用卡的所属关系网络、用户账号之间的同人关系网络、用户账号之间的家庭关系网络、买家用户与商品形成的网络；其中，所述用户账号包括电商平台账号和/或第三方支付平台账号。

15、如权利要求 11 所述的装置，所述原始特征包括以下至少一类交易数据：交易金额、交易次数、交易时间、交易地点、交易对象、交易支付方式;

所述边的特征包括所述边连接的节点共同涉及的交易数据和/或人际关系数据。

16、如权利要求 11 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是根据所述节点的原始特征、所述节点与其他节点关联的边的特征，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。

17、如权利要求 12 所述的装置，所述根据节点的原始特征，和所述节点间节点关联的边的特征，计算隐特征空间中所述节点多次迭代后的嵌入向量，具体包括:

所述计算模块按照如下公式，计算隐特征空间中所述节点多次迭代后的嵌入向量:

$$H_i^t = \sigma\left(W_1 F_i + W_2 \sum_{j \in N_i} E_{ij} + W_3 \sum_{j \in N_i} \alpha_{ij} H_i^{t-1}\right);$$

其中，H_i^t表示隐特征空间中第i个节点在第t次迭代后的嵌入向量，σ表示非线性变换函数，W_1、W_2、W_3表示权重矩阵，F_i表示第i个节点的原始特征，E_{ij}表示第i个节点与第j个节点关联的边的特征，N_i表示第i个节点的邻居节点构成的集合，α_{ij}表示针对第i个节点与第j个节点的权重矩阵。

18、如权利要求 17 所述的装置，所述根据所述嵌入向量，计算所述节点的预测概率，具体包括:

所述计算模块按照如下公式，计算所述节点的预测概率:

$$pred_i = softmax\left(W_4 * H_i^T\right);$$

其中，$pred_i$表示第i个节点经过T次迭代后的预测概率，W_4表示权重矩阵。

19、如权利要求 12 所述的装置，利用标注样本训练所述图结构模型，具体包括:

利用标注样本，以所述预测概率与其对应的样本标注结果的一致性最大化为训练目标，训练所述图结构模型。

20、如权利要求 18 所述的装置，利用标注样本训练所述图结构模型，具体包括:

利用反向传播算法和标注的样本，对$\arg\min_{w_1,w_2,w_3,w_4} \sum_i corss_entrep\left(pred_i, y_i\right)$进行优化，求得最优的$W_1$、$W_2$、$W_3$、$W_4$;

其中，$corss_entrep$表示用于计算交叉熵的函数。

21、一种基于图结构模型的交易风险控制设备，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：

获取利用标注样本训练过的图结构模型，所述图结构模型根据交易数据网络定义，所述交易数据网络由买家用户、卖家用户、电商平台账号、第三方支付平台账号、银行卡、商品中的一种或者多种节点以及所述节点间关系构成；所述图结构模型用于根据所述节点的原始特征，和/或所述节点间关联的边的特征，计算隐特征空间中所述节点多次迭代后的嵌入向量；

利用所述训练过的图结构模型，计算待测样本对应的嵌入向量；

根据所述待测样本对应的嵌入向量，对所述待测样本进行交易风险控制；

其中，所述标注样本被标注了其对应的节点是否为交易风险节点。