

DOI: 10.3724/SP.J.1219.2012.00197

社交网络隐私保护中的随机算法

刘华玲^{1,2}, 郑建国¹, 孙辞海²

(1. 东华大学旭日工商管理学院, 上海 201620; 2. 上海对外贸易学院, 上海 201620)

摘要: 提出了一种基于高斯随机乘法的社交网络隐私保护方法. 该算法利用无向有权图表示社交网络, 通过高斯随机乘法来扰乱其边的权重, 保持网络最短路径不变并使其长度应与初始网络的路径长度尽可能接近, 以实现社交网络的隐私保护. 从理论上证明了算法的可行性及完美算法的不存在性. 采用这种随机乘法得到的仿真结果符合理论分析结果.

关键词: 数据挖掘; 社交网络; 隐私保护; 随机算法

中图分类号: G203

文献标识码: A

文章编号: 1002-0411(2012)-02-0197-05

Randomized Algorithm for Privacy Preservation in Social Networks

LIU Hualing^{1,2}, ZHENG Jianguo¹, SUN Cihai²

(1. Glorious Sun School of Business and Management, Donghua University, Shanghai 201620, China;

2. Shanghai Institute of Foreign Trade, Shanghai 201620, China)

Abstract: A privacy preservation method in social networks is proposed based on Gaussian randomization multiplication. The method applies an undirected weighted graph to representing a social network and perturbs the weights of some edges by using the Gaussian randomization multiplication to maintain the shortest path of the social network and to make its length as close as possible to that in the original network in order to realize the the privacy preservation in social networks. The feasibility of the proposed algorithm and the nonexistence of the perfect algorithm are proved theoretically. Simulation results obtained by the randomization multiplication method agree well with the theoretical analysis.

Keywords: data mining; social network; privacy preservation; randomized algorithm

1 引言 (Introduction)

在数据挖掘的研究中, 社交网络可表述为由节点和节点间的联系所组成的图, 其中, 用节点抽象地表示单个或多个属性联系的个人或组织, 连接这些节点之间的关系称作边. 边所联系的内容可以用来表达金融交易、朋友关系、冲突可能性、网络连接、疾病传播(传染病)等具体内容. 社交网络通常包含了大量的个人、单位或集团的隐私信息, 而网络又是信息公开的场所, 所以需要探索和研究一种最优的解决方案, 使其既可以保护机密信息的安全, 又不影响社交网络所应有的信息公开与信息分析的功能, 即不会透露个人或组织私密信息的社交网络的隐私保护技术, 这项工作是很意义的.

在隐私保护技术中, 已有的数据挖掘方法均以维护数据的应用而不透露原始数据, 同时保证数据挖掘分析结果尽量与原来的数据接近为目的. 通常,

其数据挖掘和分析方法主要分为 2 种类型^[1-3]: (1) 调整算法, 容许数据挖掘在分散数据集中运算却不知道数据的确切价值, 也不知道通往原始数据集的直接路径; (2) 干扰保护数据价值隐私的数据集值的数据扰乱技术. 后者的设计方法是为了扰乱整个数据集的隐秘部分, 为此可采用矩阵分解的信息处理技术^[1,4-7]和随机加法^[2,8].

数据扰乱技术是最主要的隐私保护基础技术. 它通过一定的隐私策略, 对原始数据进行修改, 使数据挖掘的一方无法从最终发表的数据中提取出原始数据信息或隐私的统计规则, 达到保护隐私的目的. 数据扰乱技术主要包括随机干扰、数据清洗、数据屏蔽、数据交换、数据泛化和乱序技术等, 这些技术各自的特点见表 1. 基于数据扰乱的隐私保护技术可视为一种均衡隐私保护和挖掘精度的解决方案. 本文的主要工作是尝试将利用随机干扰的数据扰乱技术应用于社交网络之中.

2 相关工作 (Related work)

目前对社交网络隐私保护的研究主要集中在用反身份证明过程来保护个人的隐私(保护小社区的模式)^[9-11]. 当需要对个人的身份进行隐私保护时, 这种方法是非常有效的, 并不是所有的隐私内容都需要进行保护. 比如, Arnetminer^[12] 工具, 就允许通过公共网络入口对个人数据进行挖掘. 该网络上的每一个节点都表现为一个研究者, 如果同组的研究者共享共同的资源, 则存在一条边连接这两个节点. 该系统的另一个特性是对 2 个研究者的关联搜索, 即发现一个研究者与另一个研究者的联系及他们联系的紧密程度, 并由此使得一些源自网络的公共数

据中隐密的信息变成了公开的(如个人或团体之间接触的频繁度).

在社交网络机制中, 数据中隐含的内在逻辑关系, 往往难以仅从表格或矩阵中看出, 因此大多数人不采用传统的矩阵算法来保护隐私, 而是注重通过识别技术来确认社交实体的身份. 比如, 文 [9,11] 提出了一种通过改变网络边界权重进行隐私保护的框架, 其可防止攻击者从背景信息入手通过破解网络节点信息而进行的隐私数据挖掘. 文 [10] 提出一个数据挖掘中的隐私保护模型, 其中的一些节点是无标记的, 因为标记本身就是应该隐藏起来的机密.

表 1 隐私保护方法比较^[3,13-14]

Tab.1 Comparison among some privacy preservation methods

隐私保护方法	数据干预	计算效率	隐私保护强度	数据挖掘准确度	延展性
随机干扰	低	高	中	中	高
数据清理	高	中	中	中	低
数据屏蔽	高	中	低	中	高
数据泛化	高	高	高	低	低
乱序技术	低	中	低	中	低
密码机制	低	低	高	高	低

这些方法都集中在保存节点或者边隐私(这里强调的是边权重的隐私). 数据的拥有者由于数据分析的缘故, 想要尽量保持一组节点的最短途径和相应最短途径的长度. 因此需要研究如何是使扰乱后的图保存着相同的最短路径并且维持着接近于真实值的最短路径长度, 以保护所有边权重的隐私信息.

2.1 符号与标记

设社交网络为无向有权图 $G = \{V, E, W\}$; $V = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ 为节点集, V_i 表示第 i 个节点; $E = \{e_{i,j}\}$ 表示边的集合, $e_{i,j}$ 表示连接节点 v_i, v_j 的边的权; $W = \{w_{i,j}\}$, $w_{i,j}$ 表示边 $e_{i,j}$ 的权重, 如图 1 所示, 其中,

$$V = \{V_1, V_2, V_3, V_4, V_5, V_6\}$$

$$W = \{6, 9, 6, 7, 5, 13, 10, 25, 10\}$$

$$E = \{e_{1,2}, e_{1,3}, e_{2,3}, e_{2,4}, e_{2,5}, e_{3,4}, e_{4,5}, e_{4,6}, e_{5,6}\}$$

一般设 $n = \|V\|$, $m = \|E\|$ (图 1 中, $n = 6$, $m = 9$), 在无向图(社交网络) G 中, $w_{i,j} = w_{j,i}$. 称社交网络 G 的权重邻接矩阵为 D , 无向图的权重邻接矩阵是对称阵. 设 $P_{i,j}$ 为 V_i 到 V_j 的最短路径, 其长度为 $d_{i,j}$, 则在图 1 中:

$$P_{1,6} = \{V_1 \rightarrow V_2 \rightarrow V_5 \rightarrow V_6\}, \quad d_{1,6} = 21$$

$$P_{3,6} = \{V_3 \rightarrow V_2 \rightarrow V_5 \rightarrow V_6\}, \quad d_{3,6} = 21$$

$$P_{4,6} = \{V_4 \rightarrow V_5 \rightarrow V_6\}, \quad d_{4,6} = 20$$

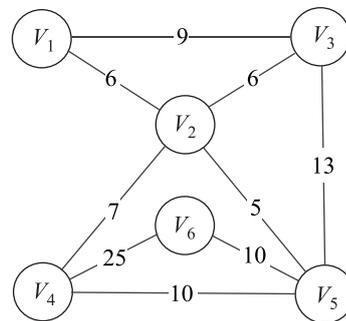


图 1 社交网络 G 和它的 3 条最短路径

Fig.1 The social network G and its three shortest paths

令 $w_{i,j}^*$ 为扰乱后节点 V_i 和节点 V_j 的边的权重, $d_{i,j}^*$ 表示节点 V_i 和节点 V_j 间采用扰乱策略后的最短路径长度, $p_{i,j}$ 和 $p_{i,j}^*$ 分别表示节点 V_i 和节点 V_j 之间的最短路径和采用扰乱策略后的最短路径.

2.2 高斯随机乘法扰动

本文研究的是关于无向无环单边的社交网络中进行边权重扰乱的策略, 其基本思想是: 每两个相关联的实体与一组满足高斯分布的随机数相乘, 即

两实体间的边权重乘以一个随机数，同时公开个人的扰乱权重。因为每条边的随机数与边的权重扰乱，仅与这条边所连接的 2 个实体及该组的随机数有关，与其它边无关，即所有边的权重都可以在分布的环境下进行扰乱，并且每个权重的最大增减幅度只与该分布环境的参数有关，所以如果能合理地选择高斯分布的各个参数，就可以保存最短路径及其对应的长度。

命题 1 能扰乱每条边的权重，同时又能保存每对节点间的最短路径及其对应长度的扰乱模式是不存在的。

证明 (反证法) 假设有一个完美的扰乱策略使得其可以扰乱每条边的权重，但却保存每个节点之间的最短路径长度。令 $e_{i,k_1}, e_{k_1,k_2}, \dots, e_{k_{h-1},k_h}, e_{k_h,j}$ 为节点 V_i 和节点 V_j 之间的最短路径，对应的权重为 $w_{i,k_1}, w_{k_1,k_2}, \dots, w_{k_{h-1},k_h}, w_{k_h,j}$ ， $d_{i,j}$ 和 $d_{i,j}^*$ 分别表示节点 V_i 和节点 V_j 间的最短路径长度和采用扰乱策略后的最短路径长度。显然在扰乱后，路径 $e_{i,k_1}^*, e_{k_1,k_2}^*, \dots, e_{k_{h-1},k_h}^*, e_{k_h,j}^*$ 是节点 i 和 j 之间的最短路径。易证：最短路径的次级路径也是最短路径 [15]，且 $d_{i,k_h} = d_{i,k_h}^*$ ；并且每条边的权重被扰乱后有 $w_{k_h,j} \neq w_{k_h,j}^*$ ，因此有：

$$\begin{aligned} d_{i,j}^* &= d_{i,k_h}^* + w_{k_h,j}^* = d_{i,k_h} + w_{k_h,j}^* \\ &\neq d_{i,k_h} + w_{k_h,j} = d_{i,j} \end{aligned}$$

因此，最初的假设不成立，即不存在这样一种完美的扰乱模式。证毕。

下面引入高斯随机乘法策略。设 \mathbf{D} 为 $n \times n$ 方阵，其中的值或是两节点间的权重（如果有连接），或是 $+\infty$ （如果没连接），称 \mathbf{D} 为图 G 的邻接权重矩阵； \mathbf{D}^* 为模式扰乱后的相同维度的邻接权重矩阵； $\mathbf{N}(0, \sigma^2)$ 表示一个 $n \times n$ 的对称高斯噪声矩阵，其均值为 0，标准差为 σ 。定义每条边的扰乱后的权重为

$$w_{i,j}^* = w_{i,j}(1 - x_{i,j}), \quad i, j = 1, 2, \dots, n$$

其中 $x_{i,j}$ 为服从高斯分布 $\mathbf{N}(0, \sigma^2)$ 的随机数。如果节点 V_i 与 V_j 间有连接，则 V_i, V_j 分别为服从高斯分布 $\mathbf{N}(0, \sigma^2)$ 的随机数 $x_{i,j}^1, x_{i,j}^2$ ， $x_{i,j}$ 是 $x_{i,j}^1$ 和 $x_{i,j}^2$ 的平均数。

图 2 为 G 图 (见图 1) 的高斯扰乱版本，其对称高斯噪声矩阵中的数据为服从 $\mathbf{N}(0, 0.15^2)$ 分布的随机数。此处的扰乱是基于无向图的，如果需要将其推广到有向图的情况，则不必产生 $x_{i,j}$ 的合作。在实际使用中，收集一个巨大的动态的社交网络的全面信息是难以实现的，并且由于社交网络是动态变化的，一些节点或边的加入可能会完全改变现有网络

状态，以至于已收集到的全局信息过时。而高斯随机乘法却比较便于直接实际应用。

可以将图 G (见图 1) 改造为一个扰乱后的图 G^* ， $G^* = \{V^*, E^*, W^*\}$ 。可以看出，高斯随机乘法决策并没有改变原图中的结构，即 $V = V^*$ ， $E = E^*$ 。 G 与 G^* 唯一不同的是权重。

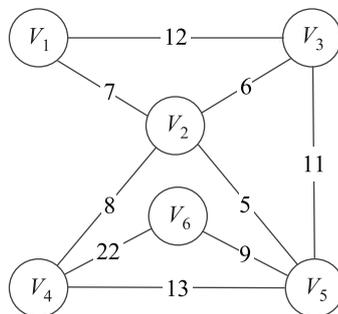


图 2 扰乱后的社交网络图 G^*

Fig.2 The disturbed social network graph G^*

与图 1 不同的是，在图 2 中，所有的点和边与图 1 中所对应的点和边相同。在图中 G 与 G^* 主要的不同就是相对应的权重值。

命题 2 在高斯随机乘法策略中，假设路径 $V_i \rightarrow V_{k_1} \rightarrow V_{k_2} \rightarrow \dots \rightarrow V_{k_h} \rightarrow V_j$ 的长度为 $L_{i,j}$ ，边为 $e_{i,k_1}, e_{k_1,k_2}, \dots, e_{k_{h-1},k_h}, e_{k_h,j}$ ，权重为 $w_{i,k_1}, w_{k_1,k_2}, \dots, w_{k_h,j}$ ， $L_{i,j}^*$ 和 $w_{i,k_1}^*, w_{k_1,k_2}^*, \dots, w_{k_h,j}^*$ 为高斯算法扰乱后的值，则对不同的 i 和 j ，有：

$$P\left(\left|\frac{L_{i,j}^* - L_{i,j}}{L_{i,j}}\right| \leq n\sigma\right) \geq G_{\text{erf}}\left(\frac{n}{\sqrt{2}}\right)$$

其中， i 和 j 表示这条路径的起点与终点， σ 为高斯分布的标准差， n 为任意正整数， $P\left(\left|\frac{L_{i,j}^* - L_{i,j}}{L_{i,j}}\right| \leq n\sigma\right)$ 为 $\frac{|L_{i,j}^* - L_{i,j}|}{L_{i,j}}$ 小于 $n\sigma$ 的概率， $G_{\text{erf}}(\Delta)$ 为高斯误差函数。

证明 $L_{i,j} = w_{i,k_1} + w_{k_1,k_2} + \dots + w_{k_h,j}$ ，而 $x_{i,j}$ 是高斯分布 $\mathbf{N}(0, \sigma^2)$ 产生的数，令 $u = \max(|x_{i,j}|)$ ，按给定的扰动方案，有：

$$w_{i,k_1}^* = w_{i,k_1}(1 - x_{i,k_1}), \dots, w_{k_h,j}^* = w_{k_h,j}(1 - x_{k_h,j})$$

将其相加得

$$L_{i,j}^* \geq L_{i,j}(1 - u), \quad \frac{|L_{i,j}^* - L_{i,j}|}{L_{i,j}} \leq u$$

两边取概率得

$$P\left(\left|\frac{L_{i,j}^* - L_{i,j}}{L_{i,j}}\right| \leq n\sigma\right) \geq P(u \leq n\sigma)$$

根据文 [16] 知, 在高斯分布中有 $P(u \leq n\sigma) \geq G_{\text{erf}}\left(\frac{n}{\sqrt{2}}\right)$, 因此可得:

$$P\left(\frac{|L_{i,j}^* - L_{i,j}|}{L_{i,j}} \leq n\sigma\right) \geq P(u \leq n\sigma)$$

$$P\left(\frac{|L_{i,j}^* - L_{i,j}|}{L_{i,j}} \leq n\sigma\right) \geq G_{\text{erf}}\left(\frac{n}{\sqrt{2}}\right)$$

证毕.

注: 以上提到的路径可以是 2 个节点间的任意路径, 并不一定是最短路径.

由公式 $G_{\text{erf}} = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-\eta^2} d\eta$, 易知 $G_{\text{erf}}\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right) \approx 0.68$, $G_{\text{erf}}\left(\frac{2}{\sqrt{2}}\right) \approx 0.95$, $G_{\text{erf}}\left(\frac{3}{\sqrt{2}}\right) \approx 0.997$. 也就是说, 如果基于上述理论恰当地选择参数 σ , 就可以在扰动后保护每条路径 (包括最短路径) 的权重和, 既可以保护原社交网络中某一特殊的边的权重免于公开, 又可以使其与原社交网络尽可能地接近.

推论 1 设 $d_{i,j}$ 为节点 i 与节点 j 之间的最短路径长度, $d_{i,j}^{\text{sec}}$ 为两者之间的次短路径长度, 定义比例 $\beta_{i,j} = \frac{d_{i,j}^{\text{sec}} - d_{i,j}}{d_{i,j}}$, 如果 $\beta_{i,j}$ 比 2σ 大, 则最短路径有很大的可能性在采用高斯随机乘法策略后得以保存, 其中 σ 是高斯噪声矩阵 $N(0, \sigma^2)$ 的参数.

根据推论 1, 通过恰当地选择 σ , 不但可以准确地保存每一对确定节点的最短路径, 同时也可以施加扰动策略后保持其同一条最短路径. 通过原始数据在值域区间的置信度来评估所需的隐私水平 [17], 可以得到 σ 值; 对于分布式数据挖掘环境, 可利用文 [13] 中给出的动态分布式安全方差统计协议所支持的隐私保护方法来得到 σ 值. 比较图 1 与图 2 可以看出, 除 $p_{3,5}^*$ 、 $p_{4,5}^*$ 和 $p_{4,6}^*$ 外, 其它扰动后的最短路径都与原图相等. 在这个例子中, 所有的 3 条最短路径中都有 2 条相同长度的不同路径, $p_{3,5}^* = \{V_3 \rightarrow V_5\}$ 或 $p_{3,5}^* = \{V_3 \rightarrow V_2 \rightarrow V_5\}$, $p_{4,5}^* = \{V_4 \rightarrow V_5\}$ 或 $p_{4,5}^* = \{V_4 \rightarrow V_2 \rightarrow V_5\}$, $p_{4,6}^* = \{V_4 \rightarrow V_6\}$ 或 $p_{4,6}^* = \{V_4 \rightarrow V_5 \rightarrow V_6\}$. 对原图而言, 这里的 2 条路径是不同的, 因此可以认为被扰动后的最短路径甚至能成为与原来一样的最短路径中的 1 条.

比较图 1 和图 2, 可以发现所有每对节点扰动后的最短路径 (除 $d_{1,3}^*$ 外) 在 $[d_{i,j}(1-2\sigma), d_{i,j}(1+2\sigma)]$ 范围内, 两者的差是 0.33, 大于 2σ , 其中 $\sigma = 0.15$, $d_{1,3} = 9$, $d_{1,3}^* = 12$. 换言之, 在所有的 15 条最短路径中 (由于对称, $p_{i,j}$ 和 $p_{j,i}$ 只被计算 1 次), 扰动后只有 1 条扰动后的最短路径 $p_{1,3}^*$ 处于 $[d_{i,j}(1-2\sigma),$

$d_{i,j}(1+2\sigma)]$ 范围以外. 即扰动后最短路径长度的变化范围在 $\pm 2\sigma$ 之间的比率为 $\frac{14}{15} \approx 93\%$, 这与命题 2 在数学的分析上一致.

当 $\beta_{i,j}$ 非常小时, 高斯随机乘法策略不能保证扰动后的另一条相同的最短路径得以保存. 例如, 在图 1 中 V_3 到 V_5 的最短路径长度是 11 ($V_3 \rightarrow V_2 \rightarrow V_5$), 次短路径长度是 13 ($V_3 \rightarrow V_5$), 因此 $\beta_{3,5} = (13 - 11)/11 \approx 0.18 < 2\sigma$. 根据推论 1, 扰动后的最短路径可能在采用高斯随机乘法策略后发生改变. 事实上, 在本例中, $p_{3,5}^*$ 有 2 条不同的最短路径, 根据上文的描述认为并不能准确地保存这两条最短路径 (对原 $p_{3,5}$ 而言). 相反地, 图 1 中 V_1 与 V_6 的最短路径长度是 21 ($V_1 \rightarrow V_2 \rightarrow V_5 \rightarrow V_6$), 次短路径长度是 30 ($V_1 \rightarrow V_3 \rightarrow V_2 \rightarrow V_5 \rightarrow V_6$), 因此扰动后的最短路径 $p_{1,6}^*$ 的比例 $\beta_{1,6} = (30 - 21)/21 = 0.43 > 2\sigma$, 所以能够被很好地保存.

3 扰动算例 (Perturbation examples)

以某社交网络 (如图 3 所示) 为例, 应用高斯随机乘法策略, 以观察不同的 σ 值对最短路径的影响.

在图 3 中, 最短路径包括: $P_{1,6} = \{V_1 \rightarrow V_3 \rightarrow V_6\}$, 其长度 $d_{1,6} = 16$; $P_{4,6} = \{V_4 \rightarrow V_2 \rightarrow V_3 \rightarrow V_6\}$, 其长度 $d_{4,6} = 30$; $P_{5,6} = \{V_5 \rightarrow V_2 \rightarrow V_3 \rightarrow V_6\}$, 其长度 $d_{5,6} = 28$.

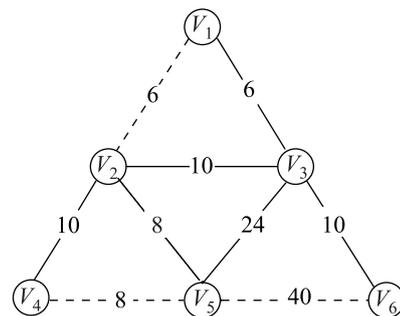


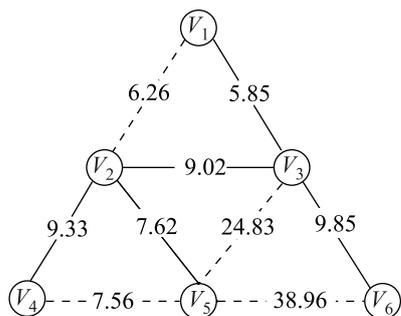
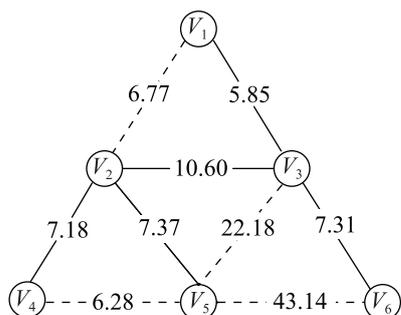
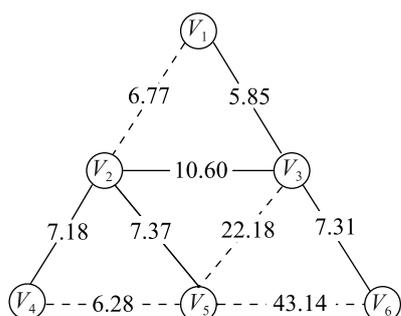
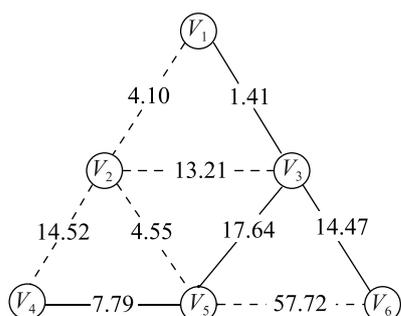
图 3 一个社交网络图及其最短路径

Fig.3 A social network graph and its shortest paths

图 4 ~ 图 7 展示了高斯随机乘法中用不同的 σ 值的实验结果. 图中的虚线表示扰动后的最短路径长度, 实线表示扰动后的边的权重. 如前面所阐述的那样, 高斯随机乘法策略不能保证在扰动后有相同的最短路径.

4 结论 (Conclusion)

对于社交网络机制数据挖掘技术中的隐私问题, 社交网络实体间连接的权重往往是非常重要的, 比如商业交易支出, 所以其权重的隐私保护问题就格外突出. 本文强调了保护社交网络链接 (边) 权重

图 4 扰乱后的网络图及其最短路径 ($\sigma = 0.05$)Fig.4 The disturbed social network graph and its shortest paths ($\sigma = 0.05$)图 5 扰乱后的网络图及其最短路径 ($\sigma = 0.15$)Fig.5 The disturbed social network graph and its shortest paths ($\sigma = 0.15$)图 6 扰乱后的网络图及其最短路径 ($\sigma = 0.30$)Fig.6 The disturbed social network graph and its shortest paths ($\sigma = 0.30$)图 7 扰乱后的网络图及其最短路径 ($\sigma = 0.45$)Fig.7 The disturbed social network graph and its shortest paths ($\sigma = 0.45$)

的敏感性, 比如最短路径等; 并应用高斯随机乘法扰乱个体(敏感的)边权重, 且尽量保持最短路径不

变及其长度与初始的网络相接近. 模拟实验结果表明, 提出的这种扰乱策略可以满足预先进行的数学分析. 今后的研究工作主要集中在在此扰乱策略的拓展研究, 如拓展到其结构和权重会随着时间逐渐改变的、动态复杂的社交网络机制中.

参考文献 (References)

- [1] Bapna S, Gangopadhyay A. A wavelet-based approach to preserve privacy for classification mining[J]. Decision Sciences, 2006, 37(4): 623-642.
- [2] Muralidhar K, Parsa R, Sarathy R. A general additive data perturbation method for database security[J]. Management Science, 1999, 45(10): 1399-1415.
- [3] Han J, Kamber M. Data mining: Concepts and techniques[M]. Amsterdam, Netherlands: Elsevier Science Publishers, 2006.
- [4] Liu L, Wang J, Zhang J. Wavelet-based data perturbation for simultaneous privacy-preserving and statistics-preserving[C]// Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Data Mining Workshops. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 27-35.
- [5] Mukherjee S, Chen Z Y, Gangopadhyay A. A privacy preserving technique for Euclidean distance-based mining algorithms using Fourier-related transforms[J]. The VLDB Journal, 2006, 15(4): 293-315.
- [6] Xu S T, Zhang J, Han D W, et al. Datadistortion for privacy protection in a terrorist analysis system[C]//Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 459-464.
- [7] Xu S T, Zhang J, Han D W, et al. Singular value decomposition based data distortion strategy for privacy protection[J]. Knowledge and Information Systems, 2006, 10(3): 383-397.
- [8] Evmrmiievski A. Randomization in privacy preserving data mining[J]. SIGKDD Explorations Newsletter, 2002, 4(2): 43-48.
- [9] Hay M, Miklau G, Jensen D, et al. Anonymizing social networks[R]. Amherst, MA, USA: University of Massachusetts, 2007.
- [10] Zheleva E, Getoor L. Preserving the privacy of sensitive relationships in graph data[C]//Proceedings of the 1st ACM SIGKDD International Conference on Privacy, Security, and Trust in KDD. New York, NY, USA: ACM, 2007: 153-171.
- [11] Zhou B, Pei J. Preserving privacy in social networks against neighborhood attack[C]//Proceedings of the 24th International Conference on Data Engineering. New York, NY, USA: ACM, 2008: 506-515.
- [12] Tang J, Zhang D, Yao L M. Social network extraction of academic researchers[C]//Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Data Mining. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 292-301.
- [13] 李锋. 面向数据挖掘的隐私保护方法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2008.
- [14] Li F. Research on privacy preserving methods for data mining[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2008.
- [14] 杨维嘉. 在数据挖掘中保护隐私信息的研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2008.
- Yang W J. Research on Privacy Preserving Data Mining[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2008.

下进行路径规划, 并在 AS-R 上进行验证是今后的研究内容.

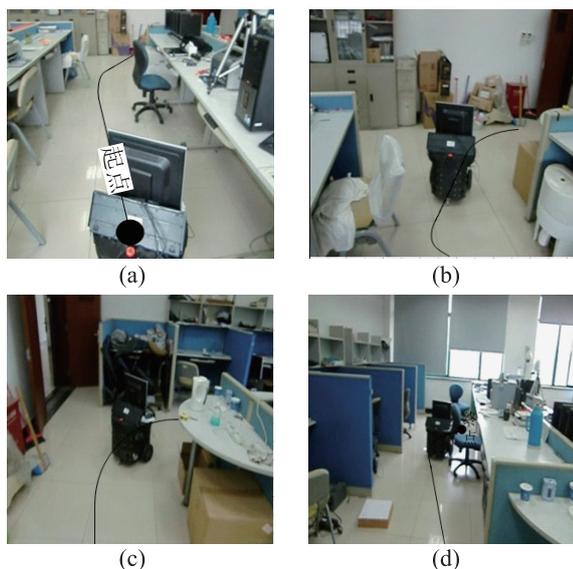


图 13 实验室环境下机器人路径规划过程

Fig.13 The path planning process of the robot in lab environment

参考文献 (References)

- [1] 化建宁, 赵忆文, 王越超. 一种新的移动机器人全局路径规划算法 [J]. 机器人, 2006, 28(6): 593-597.
Hua J N, Zhao Y W, Wang Y C. A new global path planning algorithm for mobile robot[J]. Robot, 2006, 28(6): 593-597.
- [2] 梁毓明, 徐立鸿. 移动机器人路径规划技术的研究现状与发展趋势 [J]. 机电一体化, 2009, 15(3): 35-38.

- Liang L M, Xu L H. Current status and future development of mobile robot path planning and avoidance obstacle technology[J]. Mechatronics, 2009, 15(3): 35-38.
- [3] 杨淮清, 肖兴贵, 姚栋. 一种基于可视图法的机器人全局路径规划算法 [J]. 沈阳工业大学学报, 2009, 31(2): 225-229.
Yang H Q, Xiao X G, Yao D. A V-graph based global path planning algorithm for mobile robot[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2009, 31(2): 225-229.
- [4] Cosío F A, Padilla Castañeda M A. Autonomous robot navigation using adaptive potential fields[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2004, 40(9): 1141-1156.
- [5] Maaref H, Barret C. Sensor-based fuzzy navigation of an autonomous mobile robot in an indoor environment[J]. Control Engineering Practice, 2000, 8(7): 757-768.
- [6] 何镭, 王峰, 肖淑苹. 基于异联想记忆 Hopfield 网络的强化学习 [J]. 微计算机信息, 2008, 24(26): 196-197.
He P, Wang F, Xiao S P. Application of reinforcement learning based on hetero associative memory Hopfield NN[J]. Microcomputer Information, 2008, 24(26): 196-197.
- [7] 秦元庆, 孙德宝, 李宁, 等. 基于粒子群算法的移动机器人路径规划 [J]. 机器人, 2004, 26(3): 222-225.
Qin Y Q, Sun D B, Li N, et al. Path planning for mobile robot based on particle swarm optimization[J]. Robot, 2004, 26(3): 222-225.
- [8] Maaref H, Barret C. Sensor-based navigation of a mobile robot in an indoor environment[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2002, 38(1): 1-18.

作者简介:

陈晋音 (1982-), 女, 博士, 讲师. 研究领域为机器人, 智能计算等.

沈佳杰 (1989-), 男, 硕士生. 研究领域为机器小车运动导航等.

(上接第 196 页)

- [10] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1995: 1942-1948.

作者简介:

宋存利 (1975-), 女, 博士生, 副教授. 研究领域为生产调度, 智能优化算法.

(上接第 201 页)

- [15] Cormen T H, Leiserson C E, Rivest R L. Introduction to algorithms[M]. 1st ed. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1990.
- [16] Stigler S M. Statistics on the table[M]. Cambridge, Massachusetts, USA: Harvard University Press, 1999.
- [17] Agrawal R, Srikant R. Privacy-preserving data mining[C]//Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Con-

ference on Management of Data. New York, NY, USA: ACM, 2000: 439-450.

作者简介:

刘华玲 (1964-), 女, 博士生, 副教授. 研究领域为数据挖掘隐私保护, 智能决策与知识管理.