

LDP机制下的快速FIM方法

王家礼

2020 年 3 月 24 日

摘要

this is abstract

1 背景简介

2020年2月26日，差分隐私技术被全球知名科技评论期刊《麻省理工学院技术评论》评为“全球十大突破性技术”，并指出该技术将被美国政府用于进行3.3 亿美国居民的2020年人口普查，同时还要对他们的身份数据进行保密。

差分隐私是一种数学技术，它能够在给数据添加噪声的同时，量化计算隐私提升的程度，从而使得增加“噪音”的过程变得更加严谨。苹果和Facebook已经使用这种方法来收集聚合数据，而不需要识别特定的用户。

差分隐私技术因其独特的优势，被学术界及工业界广泛的研究，谷歌、微软、苹果等公司使用该技术在保护用户隐私的同时，手机聚合数据，从而提升服务质量。

然而，传统差分隐私技术在收集聚合数据时，用户先将原始数据提交给第三方，由第三方完成对数据的加噪处理之后，将数据发布。整个过程中，需要认定第三方是可信的。

现实生活中，找到一个可信的第三方是困难的。所以，本地化差分隐私被提出。其一方面继承了传统差分隐私技术的对敏感数据量化处理的优势，另一方面进一步细化隐私保证，将加噪过程由第三方转移至用户端，由用户独立完成对个人敏感数据的加噪处理。

2 本文工作

传统的FIM任务是不考虑用户隐私的，Apriori[?]和FP-growth[?]等方法对用户原始数据挖掘且不加任何限制，极大的损害了用户利益。

为了充分考虑用户的个人隐私，本文使用本地化差分隐私机制聚合用户信息，并结合FP-growth方法[?]的快速与高效性，提出并实现了一种基于本地化差分隐私的快速 $top-k$ 频繁项集挖掘方法。总体框架见算法1

Algorithm 1 总体框架

Input:

n 位用户的交易数据集 $DB = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$;

正整数 k ;隐私预算 ϵ ;

Output: $top-k$ 的频繁项集

- 1: 将数据集 DB 均分为两个组 DB_1 和 DB_2 ;
 - 2: $\tilde{S}_k = SVIM(DB_1, \epsilon, k)$; //SVIM[?]方法收集 $top-k$ 的频繁1-itemset集合 \tilde{S}_k
 - 3: $I\tilde{S}_k = minefp(DB_2, \epsilon, k, \tilde{S}_k)$; //本文方案minefp, 详见2.1节
 - 4: **return** $\tilde{S}_k \cup I\tilde{S}_k$
-

本文在将FP-growth模式挖掘方法用于LDP场景时，所需要解决的问题主要有：

- 1、如何获得频繁1-itemset;
- 2、如何构建频繁模式树。

对于问题1，其等同于LDP的PSFO任务，本文使用文献[?]所提的SVIM方法，收集 $top-k$ 的频繁1-itemset集合 $\tilde{S}_k = \{x^1 : \tilde{\theta}^1, x^2 : \tilde{\theta}^2, \dots, x^k : \tilde{\theta}^k\}$ ，更多算法细节参见文献；

对于问题2，通过分析，我们发现模式树的层次建立能够更好的契合LDP场景，提出minefp方案收集 $top-k$ 的 α -itemset($\alpha > 1$)集合 $I\tilde{S}_k$ ，详见2.1节。

根据分析，整个机制是满足 $\epsilon-LDP$ 的，不会泄露用户隐私。

2.1 minefp方案介绍

根据上述对总体框架的介绍可知，本文主要工作是提出了minefp方案用以收集 $top-k$ 的 α -itemset($\alpha > 1$)集合 $I\tilde{S}_k$ 。

算法2所述minefp方案主要是层次建立模式树tree:

Algorithm 2 minefp**Input:**

数据集 DB_2 ;
 隐私预算 ϵ ;
 正整数 k ;
 频繁1-itemset集合 \tilde{S}_k ;

Output: $top-k$ 的挖掘结果 $I\tilde{S}_k$

- 1: 将数据集 DB_2 按比例分为互斥的两组 $transaction_1$ 和 $transaction_2$;
- 2: $iterNum = FO_MaxIter(transaction_1, \epsilon)$;
 //FO协议聚合 $transaction_1$ 中用户记录长度的信息,
- 3: $tree = build_fpTree(transaction_2, \tilde{S}_k, \epsilon, iterNum)$;
 //层次构建频繁模式树,
- 4: $\tilde{IS} = FPgrowth(tree)$;
 //FP-growth方法挖掘模式树 $tree$
- 5: 优化 \tilde{IS} 并选择 $top-k$ 记为 $I\tilde{S}_k$
 //后处理步骤, 不消耗隐私预算
- 6: **return** $I\tilde{S}_k$

步骤2是以LDP方式聚合得到树的最大层次 $iterNum$, 用于层次建树时更好的分配隐私预算, 详见2.2节;

步骤3用于建立频繁模式树, 详见2.3节;

步骤4是FP-growth的挖掘方法, 更多细节参见文献[?];

步骤5为后处理步骤, 用以优化最终发布结果, 能够使结果更加准确。

2.2 最大树层次**2.3 层次建树****3 结果优化****4 实验**

Algorithm 3 建树

Input:

数据集 DB_2 ;
 隐私预算 ϵ ;
 正整数 k ;
 频繁1-itemset集合 \tilde{S}_k ;

Output: $I\tilde{S}_k$

- 1: 初始化树根结点 $root$ 为空;
 - 2: 初始化候选值域 I'_1 为 S' 中项目, 作为第一层次的LDP聚合值域;
 - 3: 将 DB'_3 均分为 M 个人数相同的子组
 G_1, G_2, \dots, G_M ;
 - 4: 初始化FO协议标准差为 $standard_error$;
 - 5: **for** 层次 $j = 1$ to M **do**
 - 6: FO协议聚合 $estimation = Aggregate(I'_j, j, G_j)$;
 //用户使用前 $level$ 个项目参与, 若无记录, 则以无效值 \perp 参与。
 - 7: 删除 $estimation$ 中估计值不大于 $standard_error$ 的结果;
 //无效值 \perp 不用于建树。
 - 8: 以 $estimation$ 聚合结果更新第 j 层树 $root$ 节点;
 - 9: 根据第 j 层节点, 生成所有可能的孩子节点, 作为下一层初始值域 I_{j+1} ;
 - 10: **end for**
 - 11: **return** $root$
-