《基于隐私保护的机器学习若干技术研究 》
开题报告

数学与信息科学学院

汇报人：刘坤　　　　导师：唐春明教授

汇报时间：2022年03月08日

目录

CONTENTS

01

问题和背景

02

研究动机

03

解决方案

问题和背景

Problem & Background

- 问题
- 国内外研究概况

问题和背景

Problem & Background

机器学习

特征提取，模型训练， 查询匹配

现有的计算工作

有效性差，效率低，安全性弱等问题

模型和数据的隐私

场景1 服务器与服务器之间

场景2 用户与服务器之间

场景3 用户与用户之间

隐私性与效率

类同态加密 安全性高 效率低

安全乘法协议

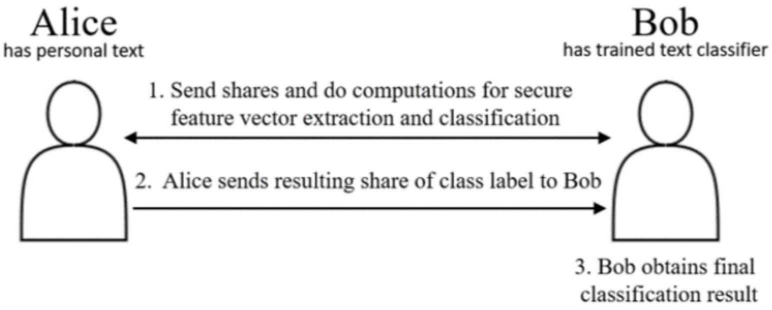
研究的问题

基于隐私保护的朴素贝叶斯分类的安全两方计算

支持分类模型训练的安全外包计算

国内外研究概况

现有的隐私保护朴素贝叶斯协议基于文献[1]，用于文本分类。可信第三方分发乘法三元组。

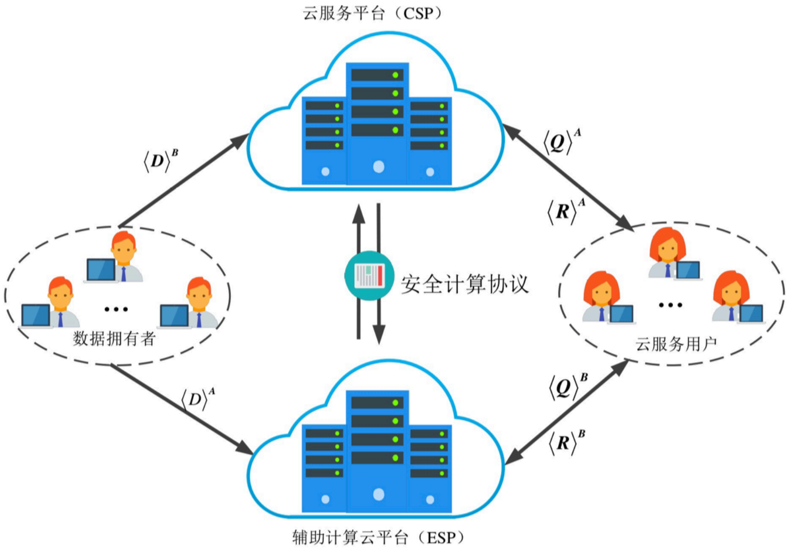


$$\hat{c} = \mathrm{argmax}_c \left[\log(\Pr(c)) + \sum_{k=1}^{d} \log(\Pr(x_k|c)) \right]$$

[1] Resende, Amanda, Davis Railsback, Rafael Dowsley, Anderson CA Nascimento, and Diego F. Aranha. "Fast privacy-preserving text classification based on secure multiparty computation." *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* (2022).

国内外研究概况

文献[2]利用安全多方计算，在多个数据源参与方垂直或水平分割下，支持隐私保护的线性回归方案。通过使用秘密共享技术，共同训练模型需要参与方时刻保持在线并参与后续的计算。大多数现有方案计算开销大。



[1] Resende, Amanda, Davis Railsback, Rafael Dowsley, Anderson CA Nascimento, and Diego F. Aranha. "Fast privacy-preserving text classification based on secure multiparty computation." *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* (2022).
[2] Liu, Lin, Jinshu Su, Rongmao Chen, Ximeng Liu, Xiaofeng Wang, Shuhui Chen, and Hofung Leung. "Privacy-preserving mining of association rule on outsourced cloud data from multiple parties." In *Australasian Conference on Information Security and Privacy*, pp. 431-451. Springer, Cham, 2018.

研究动机

Motivation

论文的理论依据 研究方法 研究内容

论文的理论依据

The theoretical basis of the paper

- 通常，在分类学习的安全多方计算协议中，为了降低本地计算量，增加可信第三方，易遭攻击[3]，而且限制了场景；
- 两方服务器协同训练分类模型中，利用安全乘法协议和安全两方计算协议。

[3] Miller, David J., Zhen Xiang, and George Kesidis. "Adversarial learning targeting deep neural network classification: A comprehensive review of defenses against attacks." *Proceedings of the IEEE* 108, no. 3 (2020): 402-433.

论文的理论依据

The theoretical basis of the paper

- 在外包计算中，采用双云模型，即云服务平台和辅助计算云平台，与传统的云计算模型相比，协议不需要密钥生成中心分发密钥。
- 隐私保护技术采用Paillier同态加密算法和加法秘密共享
- 可进行回归，决策树和k近邻分类

[3] Miller, David J., Zhen Xiang, and George Kesidis. "Adversarial learning targeting deep neural network classification: A comprehensive review of defenses against attacks." *Proceedings of the IEEE* 108, no. 3 (2020): 402-433.

研究方法

Research Method

查阅相关文献

广大电子图书馆

谷歌学术镜像网站

实验重现

用虚拟机在linux系统下重现论文实验

通过阿里云限时免费的在线GPU

笔记

对相同类似的问题进行比较分类
对重要论文研读并笔记
完善个人网页

论文撰写

导师指导

Grammarly等工具

研究内容

Research Contents

隐私计算

安全多方计算协议、秘密共享、安全比较、安全转换（2toQ，Qto2）、安全乘法、混淆电路、Paillier同态加密、安全比特分解、安全定点数截断等

机器学习分类模型

线性回归、逻辑回归、贝叶斯分类模型（朴素、高斯、伯努利）、k近邻和神经网络等

实验编程

利用C++ 、python等语言在linux系统下模拟仿真

解决方案

Solution

研究分析 方案及讨论

研究分析

Research Analysis

安全比较协议

1. 求差 $[\![\mathrm{diff}]\!]_q \leftarrow [\![x]\!]_q - [\![y]\!]_q$
2. 最高有效位的秘密共享

安全乘法协议

计算矩阵$X \cdot Y$，寻找均匀随机$([\![U]\!]_q, [\![V]\!]_q, [\![W]\!]_q)$

使得 $W = UV$,

朴素贝叶斯分类

对概率取对数

$$\begin{aligned}\log(\Pr(c|x)) &= \log\left(\Pr(c)\prod_{i=1}^{d}\Pr(x_i|c)\right)\\ &= \log(\Pr(c)) + \sum_{i=1}^{d}\log(\Pr(x_i|c)).\end{aligned}$$

方案及讨论

Solution and Discussion

安全两方计算的朴素贝叶斯分类模型

Protocol 6 Privacy Preserving Naive Bayes Classification

Input: S_0 and S_1

Output: S_0 and S_1 reconstruct the classifier model c

1: Servers S_0 and S_1 carry out the feature extraction protocol $\Pi_{FeatureExtract}$ with its plaintext input $X_i = (x_0, x_1, \cdots, x_n)$ and $Y_i = (y_0, y_1, \cdots, y_m)$. The output of protocol is comprised the feature values $\langle X \rangle_i = (\langle x \rangle_0, \langle x \rangle_1, \cdots, \langle x \rangle_n)$ and $\langle Y \rangle_i = (\langle y \rangle_0, \langle y \rangle_1, \cdots, \langle y \rangle_n)$ in $\mathbb{Z}_q$.

2: They construct a set of secret shared features relying on a secure share protocol $\Pi_{SecureShare}$. Based on the classified results, Servers S_0 and S_1 hold the ciphertext block $D_{S_0} = (X_0, Y_0)$ and $D_{S_1} = (X_1, Y_1)$, respectively. Namely, the secret shared value $y_i, i \in \{1, 2, \cdots, m\}$ is sorted to 1 if $\langle x \rangle \in D_{S_1}$ and otherwise is to 0.

3: Each server $S_i, i \in \{0, 1\}$ implements the classifying protocol with each classification c_j

4: S_0 and S_1 computes the secret sharing block $\log(\Pr(c_j)), \log(\Pr(y_1|c_j)), \log(\Pr(y_2|c_j)), \cdots$ $\log(\Pr(y_m|c_j)), \log(1 - \Pr(y_1|c_j)), \cdots, \log(1 - \Pr(y_m|c_j))$ for their inputs. It's denoted that consist of the Probability of the classification and take each logarithm on the set of the conditional probabilities.

5: Each party utilizes a secure matrix multiplication protocol $\Pi_{MatrixMult}$ to compute $w_q \leftarrow y_{iq} \log(\Pr(x_i|c_j))_q + (1 - y_{iq}) \log(1 - \Pr(x_i|c_j))_q$.

6: Servers S_0 and S_1 coordinately compute $u_{iq} \leftarrow \log(\Pr(c_j))_q + \sum_{i=1}^{n} w_{iq}$ in local.

7: Both of them compare the results of Step 3(c) for two classes by exploiting the secure comparison protocol. Also, the output classification c_2 as a secret share is computed by each party.

- 两方服务器不泄漏各自均能得到模型
- 不涉及双方数据的分割方式
- 加密部分使用到同态，因此协议是可证明完全

感谢各位专家批评指正

THANK YOU FOR WATCHING