Title

Subtitle

Author

Date

Abstract

# 保护用户隐私数据

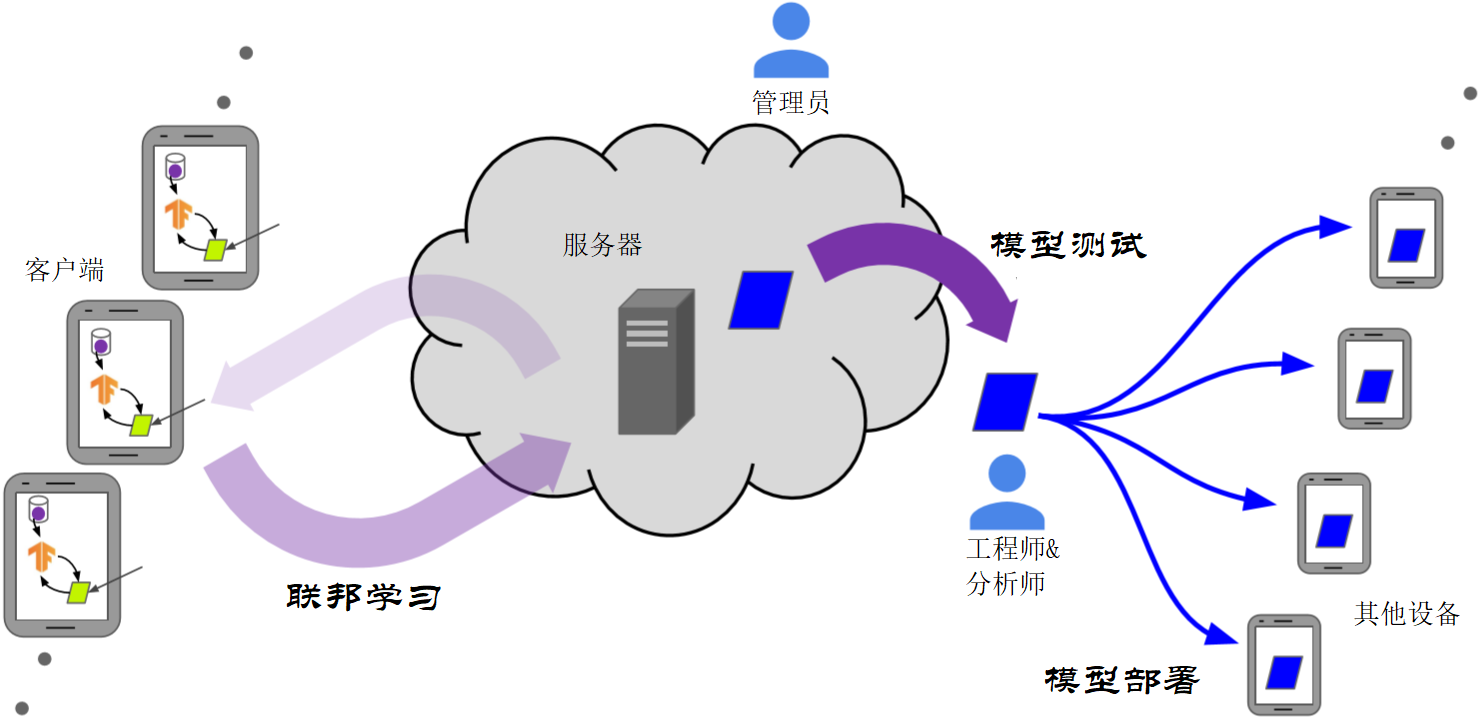
机器学习过程由许多功能不同的角色参与运作。例如，用户可以通过与设备交互来生成训练数据，在机器学习训练过程中，其从这些数据中提取人机交互模式（例如，以训练后模型参数的形式），之后机器学习工程师或分析师可以评估该训练模型的质量，最后可能将该模型部署在最终用户主机上，以支持定制的用户体验（见下图1）。

在一个理想的世界里，系统中的每一个参与者只会学到扮演他们角色所需的信息。例如，如果分析师只需要确定某个特定的质量度量是否超过了所需的阈值，以便授权将模型部署到最终用户，那么在理想化的世界中，该度量值是分析师可以获得的唯一信息；该分析师既不需要访问训练数据，也不需要访问模型参数。类似地，最终用户体验到的可能只需要由经过训练的模型提供的预测，而不需要其他任何内容。

此外，在理想的世界中，系统中的每个参与者都能够轻松、准确地推断出自己和他人的哪些个人信息可能通过参与系统而泄露，参与者将能够利用这一推理结果，就是否参与以及如何参与做出明智的选择。

创建一个具有上述所有理想隐私属性的系统本身将是一项令人望而生畏的壮举，若其还可以实现其他令人满意的属性，则更是难上加难，比如所有参与者的易用性、最终用户体验的质量和公平性（以及影响体验结果的模型），智能地使用通信和计算资源、抵御攻击和失败的能力等。

与其追求无法企及的完美，我们不如另辟蹊径——整个系统由模块化单元组成，这些单元可以相对独立地进行学习和改进，同时我们也要注意，我们最终必须根据上述我们的理想隐私目标，测量整个系统的隐私属性。本节中，我们将提出目前无论是通过单个模块实现方法还是通过整个系统实现方法，还不了解如何同时实现所有目标的领域，作为开放性研究问题。



*图4-1 联邦学习模型的生命周期及联邦学习系统中的不同参与者*

*（与第7页图相同）*

联邦学习提供了一个有吸引力的结构，可以将整个机器学习工作流程分解成我们想要的可实现的模块单元。联邦学习模型的一个主要优点是它可以通过数据最小化为参与的用户提供一定程度的隐私：设备从不发送原始用户数据，只将对模型的更新（例如梯度更新）发送到中央服务器。这些模型更新更侧重于要完成的学习任务而非关注原始数据（即，与原始数据相比，它们严格不包含关于用户的附加信息，而且通常不包含其他意义），并且单个更新只需要由服务器暂时保存。

虽然这些特性可以在集中所有训练数据的基础上提供显著的实用性隐私改进，但是在这个基线联邦学习模型中仍然没有隐私的正式保证。例如，可以构造这样的场景，在该场景中，原始数据的信息从客户端泄漏到服务器。比如，知道以前的模型和用户的梯度更新将允许某一方推断该用户持有的训练示例。因此，本节调查现有的结果，并概述了设计可以提供严格的隐私保障的联邦学习系统的开放性的挑战。我们更专注于联邦学习和分析设置中特定的问题，而不考虑了在一般的机器学习设置中也会出现的问题。

除了针对用户隐私的攻击之外，还有其他种类的对联邦学习的攻击；例如，对方可能会试图阻止模型被学习，或者他们可能会试图使模型产生偏向对方的训练结果。

我们稍后在第5章讨论这些类型的攻击的讨论。本章的其余小节梗概如下。第4.1节讨论了我们希望提供抵御的各种威胁模型。第4.2节列出了一套核心工具和技术，可用于针对第4.1节中讨论的威胁模型提供严格的保护。第4.3节假定可信服务器的存在，并讨论在对抗对手和/或分析师提供保护方面的公开问题和挑战。第4.4节讨论了在没有完全可信服务器的情况下的开放性问题和挑战。最后，第4.5节讨论了关于用户感知的开放性问题。

## Heading 2

### Heading 3

#### Heading 4

##### Heading 5

###### Heading 6

Heading 7

Heading 8

Heading 9

First Paragraph.

Body Text. Body Text Char. Verbatim Char .  [Hyperlink](http://example.com)  . Footnote. [[1]](#footnote-1)

Block Text.

Table caption.

|  |  |
| --- | --- |
| Table | Table |
| 1 | 2 |

Image Caption

cross-population pattern

人机交互模式

DefinitionTerm

Definition

1. Footnote Text. [↑](#footnote-ref-1)