

Применение федеративного обучения для построения систем обнаружения вторжений

Е. С. Новикова¹ Е.В. Федорченко²

¹Факультет компьютерных технологий и информатики
СПбГЭТУ "ЛЭТИ"

²Лаборатория проблем компьютерной безопасности
СПб ФИЦ РАН

РусКрипто, 21 – 24 марта 2023



СПбГЭТУ «ЛЭТИ»
ПЕРВЫЙ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ



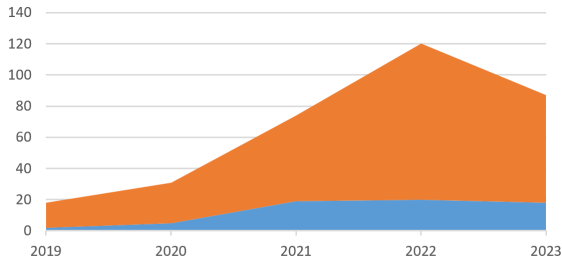
Санкт-Петербургский
Федеральный исследовательский центр
Российской академии наук

- 1 Цели и задачи исследования
- 2 Федеративное обучение: основные характеристики
- 3 Системы обнаружения вторжений на основе федеративного обучения
- 4 Выводы: преимущества использования ФО и открытые вопросы

Актуальность исследования

- В 2016 была разработана концепция федеративного обучения (ФО), позволяющая организовать распределенное машинное обучение, обеспечивающее конфиденциальность обучающих наборов данных, т.е. конфиденциальность владельцев данных
- ФО активно исследуется как способ построения адаптивных систем обнаружения вторжений (СОВ), обеспечивающих конфиденциальность анализируемых данных

Статистика публикаций, посвященных ФО



- Рецензируемые журналы и тезисы конференций
- ScienceDirect и IEEE Explore
- Ключевые слова: federated learning AND intrusion detection

■ ФО и различные аспекты безопасности

■ Исследования в области построения СОВ на основе ФО

Систематизация следующих аспектов применения ФО

- Архитектурные решения COB на основе ФО
- Схемы распределения данных
- Обучающие наборы данных: подходы к моделированию распределения данных между клиентами
- Метрики оценки эффективности разработанных решений

Федеративное обучение: основные характеристики

Основные компоненты ФО:

- клиенты, которые владеют данными и обучают локальную модель;
- сервер, который координирует весь процесс обучения и вычисляет глобальную модель;
- коммуникационно-вычислительная среда, которая обеспечивает обмен параметрами модели.

Ключевые характеристики ФО:

- схема взаимодействия между клиентами: централизованная и децентрализованная схема
- вычислительные и сетевые ресурсы сотрудничающих владельцев данных: федерация IoT устройств и федерация организаций
- схема разделения данных между клиентами: горизонтальное и вертикальное распределение данных

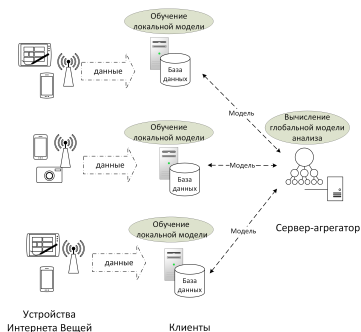
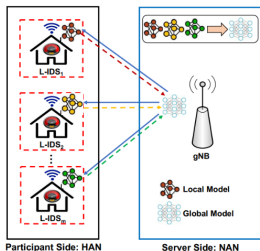


Схема взаимодействия между узлами в COB на основе ФО

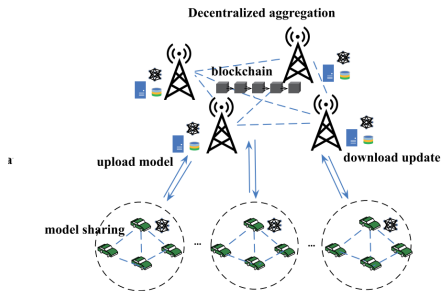
Централизованная схема взаимодействия



- сетевая безопасность
- системы на основе IoT-технологий:
 - медицинские устройства
 - промышленные системы
 - сельскохозяйственные интеллектуальные системы

P. H. Mirzaee et al., "FIDS: A Federated Intrusion Detection System for 5G Smart Metering Network," 2021 17th International Conference on Mobility, Sensing and Networking (MSN), Exeter, UK, 2021, pp. 215-222.

Децентрализованная схема взаимодействия

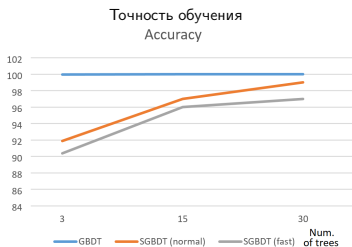


- интеллектуальные транспортные системы

H. Liu et al., "Blockchain and Federated Learning for Collaborative Intrusion Detection in Vehicular Edge Computing," in IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 70, no. 6, pp. 6073-6084, June 2021, doi: 10.1109/TVT.2021.3076780.

Схемы разделения данных в COB на основе ФО

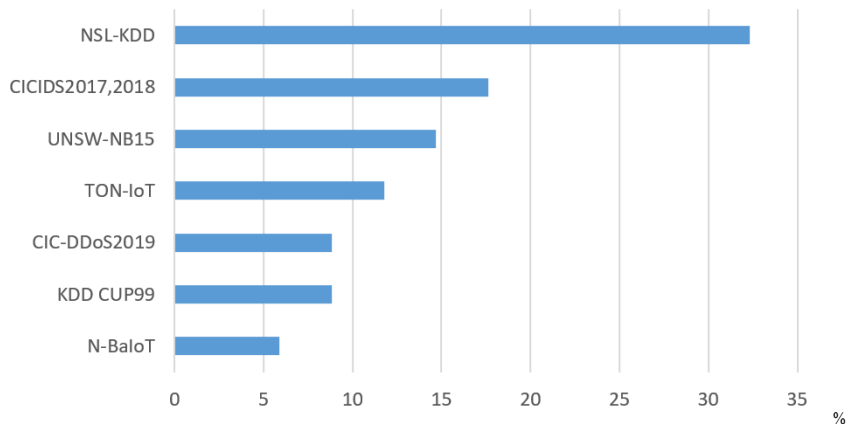
- Горизонтальное разделение данных - **основной сценарий использования ФО**
- Вертикальное разделение данных - 1 работа [Novikova et al., 2022]
 - Набор данных SWAT, разбиение по процессам (6 взаимодействующих клиентов)
 - Использование фреймворка FATE для организации ФО
 - Модель анализа - градиентный бустинг над деревьями решения с гомоморфным шифрованием *SecureBoost*



[Novikova et al., 2022] Novikova E., Doynikova E., Golubev S. Federated Learning for Intrusion Detection in the Critical Infrastructures: Vertically Partitioned Data Use Case // Algorithms. — 2022. — Т. 15, No 4. — ISSN 1999-4893. — DOI: 10.3390/a15040104. — URL: <https://www.mdpi.com/1999-4893/15/4/104>.

Подходы к моделированию распределения данных между клиентами (1/2)

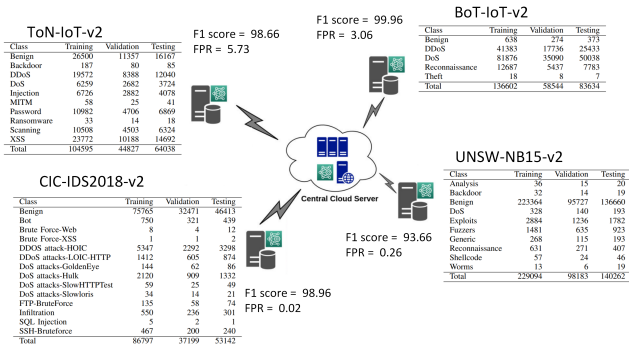
Наиболее часто используемые наборы данных



Подходы к моделированию распределения данных между клиентами (2/2)

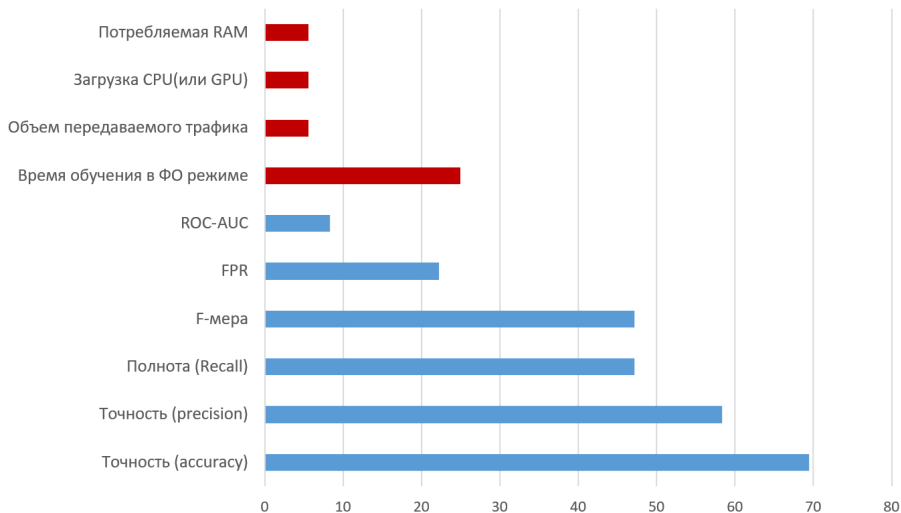
Моделирование неидентично распределенных данных

- Один набор данных распределяется между разными клиентами, каждый участник получает определенный тип атак (или несколько типов атак)
- Используется несколько наборов данных, у каждого клиента один набор данных



Popoola S. I. [и др.]. Federated Deep Learning for Collaborative Intrusion Detection in Heterogeneous Networks // 2021 IEEE 94th Vehicular Technology Conference (VTC2021-Fall). — 2021. — С. 1—6. — DOI: 10.1109/VTC2021-Fall52928.2021.9625505.

Метрики оценки COB на основе ФО



Выводы: преимущества использования ФО для построения COB

- COB на основе ФО позволяют обрабатывать данные с ограниченным доступом, например, персональные данные и/или конфиденциальные данные.
- Методы трансферного обучения естественным образом реализуются в COB на основе ФО.
- Модели выявления аномалий и/или атак, обученные в федеративном режиме на нескольких наборах данных, которые содержат разные типы атак, обладают более высоким уровнем детектирования ранее неизвестных атак по сравнению с моделями, обученными на одном наборе данных.
- Возможность построения децентрализованной COB на основе ФО позволяет решить проблему нарушения работоспособности центрального узла, управляющего процессом обнаружения вторжения и/или аномалий, включая переобучение соответствующих моделей анализа.

Выводы: открытые вопросы

- Отсутствуют подходы, позволяющие эффективно обрабатывать вертикально распределенные данные.
- Существует необходимость в разработке методологии оценки COB, построенных на основе принципов ФО, которая будет определять требования к
 - 1 наборам данных для тестирования,
 - 2 моделированию различного распределения данных между взаимодействующими клиентами,
 - 3 метрикам, используемым для оценки эффективности аналитических моделей и пропускной способности обучения
 - 4 настройкам федеративного обучения (функции агрегирования, раунды агрегирования)...

Контактная информация:

- Е. С. Новикова: ✉ esnovikova@etu.ru
- Е. В. Федорченко: ✉ doynikova@comsec.spb.ru



Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда
(проект № 22-21-00724)