

Ensemble Aware Optimization In Federated Learning

Белинский Тимофей Зайнуллин Амир

МФТИ

МФТИ

Феоктистов Дмитрий

BMK МГУ, Yandex Research ML Residency

18 мая 2025 г.

План

1. Сетап для экспериментов
2. Реализация
3. Результаты
4. Выводы и дальнейшее исследование

Сетап для экспериментов

- ▶ Первоначальное исследование показало, что метод особенно эффективен при высоких уровнях гетерогенности данных.

Сетап для экспериментов

- ▶ Первоначальное исследование показало, что метод особенно эффективен при высоких уровнях гетерогенности данных.
- ▶ **Цель эксперимента:** разработать пайплайн для анализа в условиях дисбаланса классов, который включает:

Сетап для экспериментов

- ▶ Первоначальное исследование показало, что метод особенно эффективен при высоких уровнях гетерогенности данных.
- ▶ **Цель эксперимента:** разработать пайплайн для анализа в условиях дисбаланса классов, который включает:
 - ▶ Возможность гибкого контроля уровня гетерогенности данных.
 - ▶ Адаптацию для работы с небольшими и ограниченными датасетами.

Сетап для экспериментов

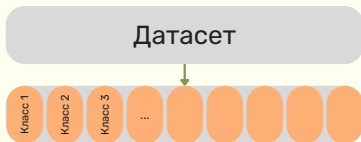
- ▶ Первоначальное исследование показало, что метод особенно эффективен при высоких уровнях гетерогенности данных.
- ▶ **Цель эксперимента:** разработать пайплайн для анализа в условиях дисбаланса классов, который включает:
 - ▶ Возможность гибкого контроля уровня гетерогенности данных.
 - ▶ Адаптацию для работы с небольшими и ограниченными датасетами.
- ▶ **Ожидаемый результат:** улучшение качества модели за счёт оптимизации под гетерогенные условия.

Сетап для экспериментов

Датасет

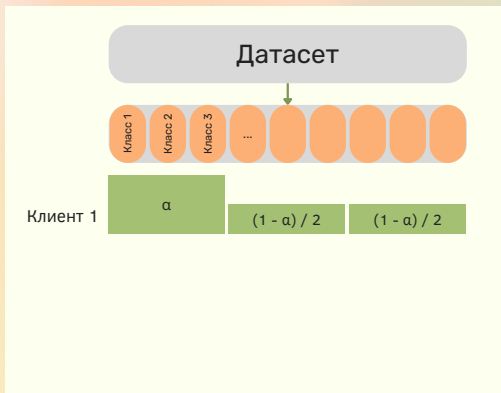
- ▶ Вход: датасет для классификации (например CIFAR10)

Сетап для экспериментов



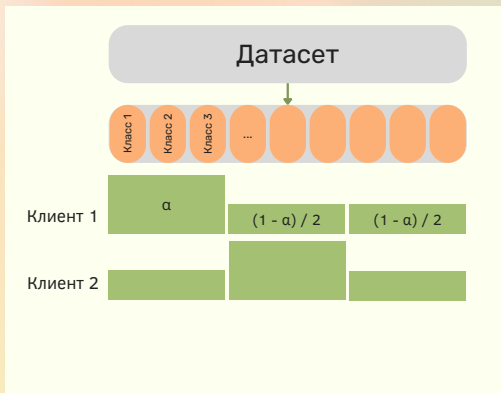
- ▶ Вход: датасет для классификации (например CIFAR10)
- ▶ Разбиваем объекты датасета по классам

Сетап для экспериментов



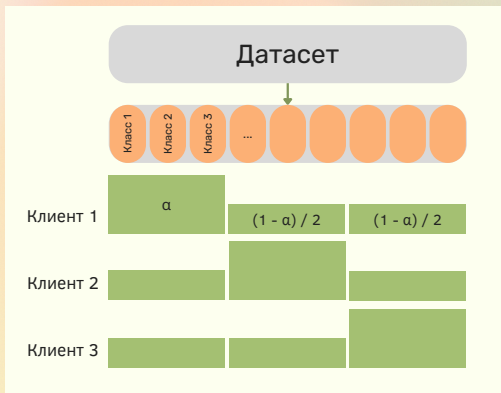
- ▶ Вход: датасет для классификации (например CIFAR10)
- ▶ Разбиваем объекты датасета по классам
- ▶ Пусть K_{all} – количество классов, K_d – количество классов, которые будут доминировать, α – доля для контроля дисбаланса

Сетап для экспериментов



- ▶ Вход: датасет для классификации (например CIFAR10)
- ▶ Разбиваем объекты датасета по классам
- ▶ Пусть K_{all} – количество классов, K_d – количество классов, которые будут доминировать, α – доля для контроля дисбаланса

Сетап для экспериментов



- ▶ Вход: датасет для классификации (например CIFAR10)
- ▶ Разбиваем объекты датасета по классам
- ▶ Пусть K_{all} – количество классов, K_d – количество классов, которые будут доминировать, α – доля для контроля дисбаланса

Реализация

- ▶ Репозиторий проекта доступен на GitHub
- ▶ В процессе работы использовались следующие инструменты:
 - ▶ **PyTorch** — для реализации обучающих циклов и архитектуры ResNet18
 - ▶ **Hydra** — для удобного управления конфигурациями экспериментов
 - ▶ **timm** — для работы с трансформерной моделью SWIN
 - ▶ **Weights & Biases** — для отслеживания экспериментов и визуализации метрик

Результаты: качество в зависимости от гетерогенности

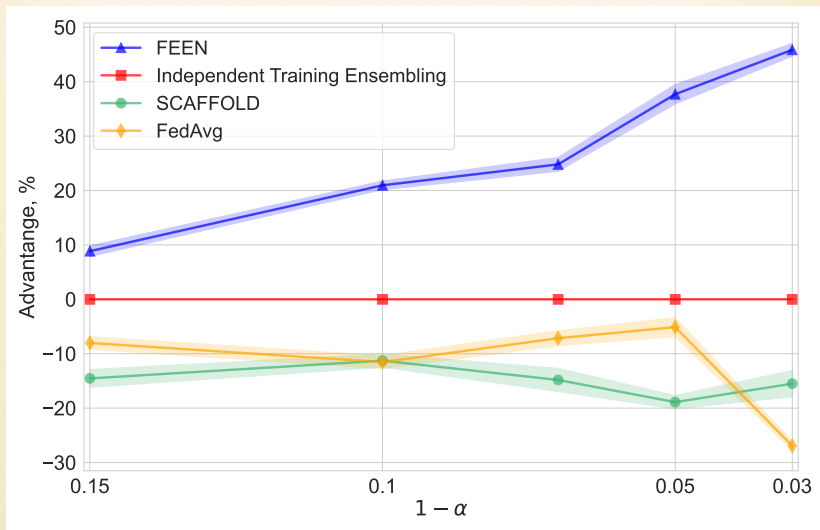


Рис.: модель: ResNet18, датасет: CIFAR10, $K_{all} = 10$, $K_d = 1$

Результаты: качество в зависимости от гетерогенности

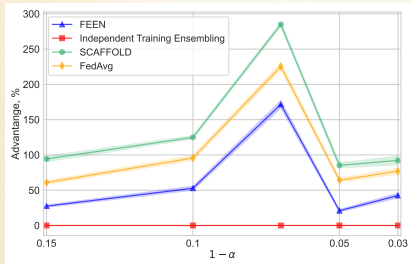


Рис.: модель: ResNet18, датасет: CIFAR100, $K_{all} = 100$, $K_d = 10$

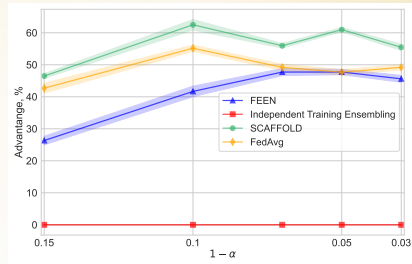


Рис.: модель: SWIN, датасет: ImageNet, $K_{all} = 200$, $K_d = 20$

Результаты: стоимость коммуникаций

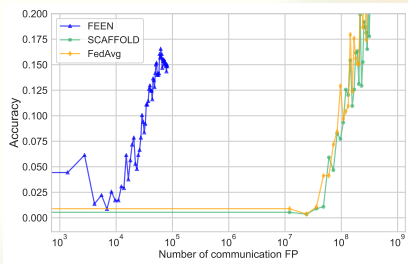


Рис.: модель: ResNet18, датасет: CIFAR100, $K_{all} = 100$, $K_d = 10$, $\alpha = 0.9$

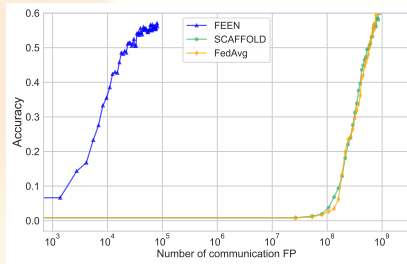


Рис.: модель: SWIN, датасет: ImageNet, $K_{all} = 200$, $K_d = 20$, $\alpha = 0.9$

Выводы и дальнейшие шаги

- ▶ Протестирован новый метод ансамблирования FEEN в распределённом сетепе.
- ▶ FEEN превосходит существующие подходы при высокой гетерогенности данных.
- ▶ Метод отличается низкими затратами на коммуникации.
- ▶ Планируем изучить влияние частоты коммуникаций, лосс-функций и способов усреднения.

Спасибо за внимание!