

Apprentissage Fédéré pour la logistique urbaine intelligente **[Federated Learning for Smart Urban Logistics]**

À mesure que les villes continuent de croître et d'évoluer, la gestion efficace de la logistique urbaine devient de plus en plus essentielle pour garantir la fluidité de la circulation des marchandises tout en minimisant les embouteillages, les émissions et les délais de livraison.

Or cette logistique repose sur une diversité d'opérateurs concurrents, caractérisés par des flottes, des zones d'intervention, des créneaux temporels et des stratégies opérationnelles hétérogènes, générant des données fortement non homogènes et non indépendantes (non-IID). De plus, l'optimisation des itinéraires nécessite des données riches (historiques, trafic, incidents) que les opérateurs hésitent à partager pour des raisons stratégiques. L'apprentissage fédéré offre une solution innovante permettant aux opérateurs concurrents de collaborer pour entraîner collectivement des modèles prédictifs performants sans jamais partager leurs données brutes sensibles, en ne transmettant que les paramètres de leurs modèles locaux à un serveur central.

Objectif

Concevoir et évaluer un cadre d'apprentissage fédéré permettant à des opérateurs logistiques avec données hétérogènes (non-IID) d'optimiser dynamiquement les itinéraires du dernier kilomètre (last mile delivery) sans partage de données sensibles.

Travail à réaliser

1. État de l'art : Revue de littérature approfondie sur l'apprentissage fédéré appliqué à l'optimisation logistique, analyse des frameworks FL existants et identification des datasets disponibles.
2. Proposition de la solution : Spécification de l'architecture système fédérée, conception du modèle de prédiction, de l'algorithme d'agrégation et des mécanismes de confidentialité.
3. Développement et implémentation : Implémentation du prototype du système fédéré incluant les modèles de prédiction, l'optimisation dynamique des itinéraires et la simulation multi-opérateurs.
4. Expérimentation et validation : Réalisation d'expérimentations comparatives (FL vs centralisé et/ou vs heuristiques), collecte des métriques de performance et validation des hypothèses de recherche.

Références

1. Ieva, S., Bilenchi, I., Gramegna, F., Pinto, A., Scioscia, F., Ruta, M., & Loseto, G. (2025). Enhancing Last-Mile Logistics: AI-Driven Fleet Optimization, Mixed Reality, and Large Language Model Assistants for Warehouse Operations. *Sensors*, 25(9), 2696.
2. AbdulRahman, S., Otoum, S., & Bouachir, O. (2025). Federated learning on the go: Building stable clusters and optimizing resources on the road. *Vehicular Communications*, 51, 100870.
3. Mohsen, B. M. (2024). Ai-driven optimization of urban logistics in smart cities: Integrating autonomous vehicles and iot for efficient delivery systems. *Sustainability*, 16(24), 11265.