

Sujet de thèse 2024

L'Apprentissage Fédéré au Service de la Gestion de Faisceaux

31 janvier 2024

Directeur de thèse	Nom Prénom	Chargé Pascal
	Email	Pascal.Charge@univ-nantes.fr
	Téléphone	+33 2 40 68 32 42
	Unité de recherche	IETR UMR 6164 SIGNAL team
	Établissement	Polytech Nantes - Nantes Université
	% encadrement	50%
Co-encadrant(s)	Nom Prénom	Bouزيد Salah Eddine
	Email	Salaheddine.bouزيد@univ-nantes.fr
	Téléphone	+33 2 40 68 32 94
	Unité de recherche	IETR UMR 6164 SIGNAL team
	Établissement	Polytech Nantes - Nantes Université
	% encadrement	50%
Financement envisagé	100% Alloc. Doctorale MENESR contingent NU	

1 Résumé

Dans le contexte de l'avènement des réseaux sans fil et aux réseaux 5G/6G, la gestion optimisée des faisceaux s'avère essentielle pour une transmission de données efficace et précise, contribuant ainsi à une amélioration notable de la capacité, de la couverture et de la qualité du signal du réseau. Compte tenu de la complexité croissante de ces environnements sans fil, à la fois denses et exigeants, l'intégration des techniques d'apprentissage automatique (ML) est devenue une démarche nécessaire [1]. Cependant, malgré les progrès significatifs apportés par ces techniques dans la gestion des faisceaux, des questions émergent concernant la sécurité et la confidentialité, principalement en raison de la centralisation inhérente à la collecte et au traitement des données, ce qui restreint leur mise en œuvre effective [2, 3]. En réponse à ces défis, l'apprentissage fédéré (FL) se présente comme une alternative prometteuse, offrant une méthode plus sécurisée et respectueuse de la vie privée grâce à la décentralisation du processus d'apprentissage.

L'objectif principal de cette thèse est de développer une stratégie d'apprentissage fédéré spécifiquement conçue pour la gestion de faisceaux, apte à traiter la diversité des données et à répondre aux défis posés par les environnements de réseau dynamiques. Cette stratégie vise à améliorer les performances des réseaux sans fil actuels, à minimiser la latence et à préserver la confidentialité des données, s'alignant ainsi sur les exigences contemporaines des systèmes de communication.

La Figure. 1 illustre le concept de l'apprentissage fédéré, soulignant son rôle clé dans l'optimisation des réseaux de télécommunications modernes, tels que la 5G et la 6G.

Figure. 1 depicts the concept of federated learning, emphasizing its critical role in the optimization of modern telecommunication networks such as 5G and 6G.

2 Mots-clefs

Apprentissage automatique, Réseaux de neurones, Suivi de faisceau, Traitement du signal, Communication numérique, Matlab, Python.

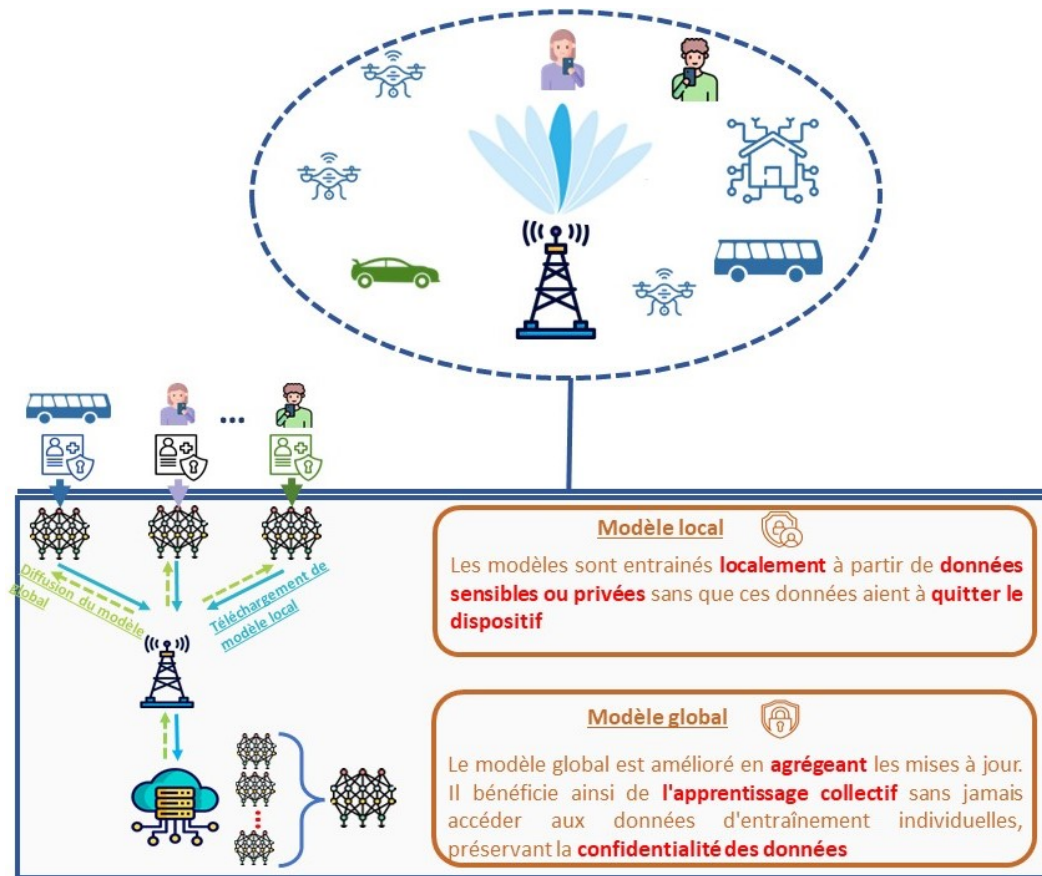


Figure 1: Schéma synoptique de l'apprentissage fédéré au service de la Gestion de faisceaux

3 État de l'art

La gestion des faisceaux est une technique clé dans les systèmes de télécommunications modernes, permettant une transmission de données plus efficace et précise. Brillantes et *al.* offrent une revue complète des techniques de beamforming en IA, soulignant leur importance croissante dans les réseaux sans fil, y compris les réseaux 5G et 6G [4]. Ces techniques sont essentielles pour répondre à la demande croissante de capacité, de couverture et de qualité du signal dans des environnements de réseau de plus en plus denses.

Parmi ces techniques, l'apprentissage fédéré émerge comme une solution prometteuse pour surmonter les défis de sécurité et de confidentialité dans la gestion des données de réseaux sans fil. [5, 6] décrivent les principes, les technologies et les applications de l'apprentissage fédéré, mettant en lumière son potentiel pour décentraliser le processus d'apprentissage tout en préservant la confidentialité des données. Cette approche est particulièrement pertinente dans les contextes où les données ne peuvent pas être centralisées pour des raisons de confidentialité ou de sécurité.

Bien que l'apprentissage fédéré offre des avantages significatifs en termes de sécurité et de confidentialité, il présente également des défis particuliers. Liu et *al.* examinent les défis de sécurité dans l'apprentissage fédéré, identifiant les potentiels attaques et proposant des stratégies pour atténuer ces risques [7]. Par conséquent, il est essentiel de relever ces défis pour créer des approches d'apprentissage fédéré solides, aptes à faire face aux diverses menaces de sécurité.

4 Programme de travail

- ▷ T0 à T0+6 mois : Phase d'étude bibliographique
 - Analyse approfondie des dernières recherches sur la gestion de faisceaux des systèmes de télécommunications : Exploration des méthodes actuelles et des défis dans la gestion des faisceaux pour les systèmes de télécommunications, incluant l'examen des techniques de beamforming et d'optimisation.
 - Analyse approfondie des dernières recherches sur l'apprentissage fédéré : Analyse des développements récents dans le domaine de l'apprentissage fédéré, en mettant l'accent sur les applications dans les réseaux sans fil, les avantages en termes de sécurité et de confidentialité, et les défis techniques.
 - Analyser les travaux existants sur les techniques de gestion des faisceaux, l'apprentissage automatique dans les réseaux sans fil, et les défis relatifs à la sécurité et à la confidentialité.
- ▷ T6 à T24 : Conception et Développement
 - Conception de la stratégie d'apprentissage fédéré dans la gestion des faisceaux, en tenant compte de la diversité des données et des dynamiques de réseau.
 - Implémenter la stratégie d'apprentissage fédéré proposée dans un environnement de simulation.
 - Analyser les résultats obtenus pour identifier les domaines d'amélioration.
 - Ajuster et optimiser les algorithmes d'apprentissage fédéré pour maximiser les performances et l'efficacité de la gestion des faisceaux.
 - Évaluer la robustesse de la stratégie proposée face aux menaces de sécurité et aux enjeux de confidentialité.
- ▷ T24 à T30 : Optimisation et Valorisation
 - Rédaction du manuscrit et préparation de la soutenance.
 - Rédaction et soumission de publications scientifiques pour partager les résultats de la recherche avec la communauté académique.

References

- [1] Zhaohui Yang, Mingzhe Chen, Kai-Kit Wong, H. Vincent Poor, and Shuguang Cui. Federated learning for 6g: Applications, challenges, and opportunities. *Engineering*, 8:33–41, 2022.
- [2] Qing Xue, Yi-Jing Liu, Yao Sun, Jian Wang, Li Yan, Gang Feng, and Shaodan Ma. Beam management in ultra-dense mmwave network via federated reinforcement learning: An intelligent and secure approach. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 9(1):185–197, 2023.
- [3] Mduduzi C. Hlophe and Bodhaswar T. Maharaj. Ai meets crns: A prospective review on the application of deep architectures in spectrum management. *IEEE Access*, 9:113954–113996, 2021.
- [4] Davi da Silva Brillhante, Joanna Carolina Manjarres, Rodrigo Moreira, Lucas de Oliveira Veiga, José F. de Rezende, Francisco Müller, Aldebaro Klautau, Luciano Leonel Mendes, and Felipe A. P. de Figueiredo. A literature survey on ai-aided beamforming and beam management for 5g and 6g systems. *Sensors*, 23(9), 2023.
- [5] Subrato Bharati, M. Rubaiyat Hossain Mondal, Prajoy Podder, and V.B. Surya Prasath. Federated learning: Applications, challenges and future directions. *International Journal of Hybrid Intelligent Systems*, 18(1–2):19–35, May 2022.
- [6] Bingyan Liu, Nuoyan Lv, Yuanchun Guo, and Yawen Li. Recent advances on federated learning: A systematic survey, 2023.
- [7] P. Liu, X. Xu, and W. Wang. Threats, attacks and defenses to federated learning: issues, taxonomy and perspectives. *Cybersecurity*, 5(4), 2022.