

Routage intelligent dans les réseaux de véhicules autonomes connectés

Directeur de thèse : Saadi Boudjit – L2TI (boudjit@univ-paris13.fr)

Contexte de la thèse

Ces dernières années, nous avons mené des travaux de recherche au L2TI pour améliorer la connectivité d'une flotte de drones avec les stations de base au sol dans des zones non pourvues d'un réseau d'infrastructure (autoroutes, montagnes, zones sinistrées, etc.). Dans [1] et [2] nous avons combiné des algorithmes de routage ad hoc avec des algorithmes de Swarm Intelligence [3] pour contrôler la mobilité des drones lors des transmissions et assurer la stabilité des routes. Bien que ces algorithmes soient efficaces pour le maintien des routes, ils ne peuvent garantir leur existence. Cela s'explique par les plans de vol indépendants des drones d'un côté, et par la densité du réseau de drones qui peut être faible d'un autre côté. Dans cette thèse, nous souhaitons aller au-delà des travaux existants sur les drones en adoptant une approche innovante et prometteuse. Cette dernière consiste à intégrer au réseau d'UAV (Unmanned Aerial Vehicles) les nouveaux véhicules connectés et autonomes (Connected and Autonomous Vehicles ou CAV) afin d'aboutir à un réseau hétérogène baptisé véhicules terrestres et aériens sans pilote (Unmanned Ground and Aerial Vehicles ou UGAV). Plus particulièrement, le réseau de drones pourrait s'appuyer sur le réseau de véhicules terrestres pour élargir sa couverture et améliorer sa connectivité avec la station de base.

Objectifs et verrous scientifiques

S'il est clair que la combinaison des réseaux de drones avec les réseaux de véhicules terrestres augmente la taille et le nombre de liaisons du réseau résultant (UGAV), cette combinaison ne conduit pas forcément à un meilleur service. En effet, sans routage intelligent, tenant compte de la mobilité et des risques de coupure des liaisons avec le temps, le service pourrait être perturbé et instable. Dans cette thèse, nous proposons d'étudier dans les réseaux UGAV le problème de routage permettant de déterminer des routes stables et vérifiant les contraintes de la qualité de service (QoS). Pour ce faire, nous nous intéresserons à deux modèles de mobilité des véhicules (1) Modèle de mobilité des véhicules complètement connu, ce qui nous permettra d'estimer les durées de vie des liens et par conséquent, déterminer le meilleur routage pour atteindre la station de base au sol. (2) Modèle de mobilité des véhicules partiellement connu où il serait intéressant pour la prise de décision de routage de combiner cette information de mobilité avec d'autres facteurs liés à des données collectées, à la densité du trafic, aux statistiques sur les chemins suivis, aux changements de conditions météorologiques et aux pannes matérielles. Ces facteurs peuvent aider à estimer les mouvements des autres véhicules/drones, puis à prédire les chemins les plus stables qui offriraient une accessibilité continue aux stations de base au sol tout en assurant une meilleure capacité de transmission afin de répondre aux exigences temps réel de certains domaines d'application des drones.

Pour ces cas d'usage, nous proposons d'employer des méthodes d'optimisation combinatoire et/ou d'intelligence artificielle pour accélérer les calculs tout en optimisant les ressources. Il sera question de trouver entre autres les moyens permettant de procurer aux véhicules une intelligence suffisante pour une prise de décision et une navigation sûre moyennant par exemple des méthodes de Machine Learning (ML) [4]. Une autre solution pourrait être l'utilisation du Reinforcement Learning (RL) sur les drones, concept largement utilisé dans la recherche sur les véhicules autonomes [5][6]. Cela a l'avantage de ne nécessiter que très peu ou pas de données puisque les véhicules apprendraient de leur propre expérience sur la base d'essais et d'erreurs.

Références

- [1] Nouman Bashir, **Saadi Boudjit**, Sherali Zeadally (2022) : "A closed-loop control architecture of UAV and WSN for traffic surveillance on highways", Computer Communications, Vol. 190, pp. 78-86, Elsevier, 2022.
- [2] Nour El. Bahloul, **Saadi Boudjit**, Marwen Abdennebi, Djallel Eddine Boubiche (2018) : "A Flocking-based on Demand Routing Protocol for Unmanned Aerial Vehicles", IJCS, Vol. 23, No. 2, pp. 263-276, Springer, 2018.
- [3] C.W. Reynolds, "Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model", In ACM SIGGRAPH computer graphics, 1987, vol. 21, no 4, pp. 25-34.
- [4] M. Haris and J. Hou, "Obstacle detection and safely navigate the autonomous vehicle from unexpected obstacles on the driving lane", Sensors, Vol. 20, No. 17, pp. 1-22, 2020.
- [5] X. Wu et al., "The autonomous navigation and obstacle avoidance for USVs with ANOA deep reinforcement learning method", Knowledge-Based Syst., Vol. 196, p. 105201, 2020.
- [6] P. Bahopale, F. Kazi, and N. Singh, "Reinforcement learning based obstacle avoidance for autonomous underwater vehicle", J. Mar. Sci. Appl., Vol. 18, No. 2, pp. 228-238, 2019.