



HAL
open science

Surveillance de cibles mobiles fondée sur un réseau de drones

Mouna Elloumi

► **To cite this version:**

Mouna Elloumi. Surveillance de cibles mobiles fondée sur un réseau de drones. Autre [cs.OH]. Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT; École Nationale des Sciences de l'Informatique (La Manouba, Tunisie), 2019. Français. NNT : 2019INPT0098 . tel-04169451

HAL Id: tel-04169451

<https://theses.hal.science/tel-04169451>

Submitted on 24 Jul 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Université
de Toulouse

THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut National Polytechnique de Toulouse (Toulouse INP)

Discipline ou spécialité :

Informatique et Télécommunication

Présentée et soutenue par :

Mme MOUNA ELLOUMI

le jeudi 5 décembre 2019

Titre :

Surveillance de cibles mobiles fondée sur un réseau de drones

Ecole doctorale :

Mathématiques, Informatique, Télécommunications de Toulouse (MITT)

Unité de recherche :

Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (IRIT)

Directeur(s) de Thèse :

M. BENOIT ESCRIG

MME LEILA AZOUZ SAIDANE

Rapporteurs :

Mme SIHEM GUEMARA, ECOLE SUP. DES COMMUNICATIONS DE TUNIS

M. MOHAMED MOSBAH, INP BORDEAUX

Membre(s) du jury :

Mme SIHEM GUEMARA, ECOLE SUP. DES COMMUNICATIONS DE TUNIS, Président

M. BENOIT ESCRIG, INSTITUT POLYTECHNIQUE DE BORDEAUX, Membre

M. DANIEL ROVIRAS, CNAM PARIS, Membre

Mme LEILA AZOUZ SAIDANE, ENSI TUNIS, Membre

M. RIADH DHAOU, TOULOUSE INP, Membre

Remerciements

Je souhaite tout d'abord remercier mes co-directeurs de thèse Benoit Escrig, Riadh Dhaou et Leila Saidane qui m'ont accompagné tout au long de ma thèse avec des conseils toujours avisés et qui m'ont poussé à donner le meilleur de moi-même et à dépasser mes limites. Je les remercie très sincèrement pour leur investissement personnel et professionnel pour me guider durant cette thèse.

Je remercie également tous les membres du jury. J'adresse mes sincères remerciements à Sihem Guemara et Mohamed Mosbah pour leur lecture minutieuse de mon manuscrit et pour avoir accepté de rapporter cette thèse. Je remercie aussi Daniel Roviras pour m'avoir fait l'honneur de participer au jury. Je suis aussi reconnaissante pour leurs remarques et suggestions qui ont contribué à améliorer la qualité de ce manuscrit.

Enfin, je remercie mes collègues, mes amis et tout particulièrement ma famille qui m'a toujours soutenu, encouragé et cru en moi.

Résumé

Les systèmes fondés sur les drones constituent une solution appropriée pour la surveillance, en particulier des cibles mobiles. La grande mobilité des drones, leur faible coût de maintenance, la facilité de leur déploiement et leur capacité de vol stationnaire, font d'eux une solution intéressante pour la surveillance de cibles mobiles.

Notre première contribution concerne le scénario où un seul drone surveille une seule cible mobile. Pour ce cas, nous avons proposé une méthode pour gérer la mobilité du drone, qui assure un suivi continu d'une cible mobile et qui permet d'économiser la consommation en énergie du drone. Les trajectoires du drone ont été calculées en fonction de la position de la cible par rapport au centre du champ de vision du drone. Nous avons considéré pour cela trois zones, et selon la position de la cible par rapport à ces trois zones, le drone fait des ajustements différents, pour minimiser les déplacements inutiles.

Notre deuxième contribution concerne le scénario où plusieurs drones surveillent plusieurs cibles mobiles. Pour ce cas, nous avons proposé des méthodes adaptatives pour gérer le placement et le déplacement des drones. Nous avons appliqué ces méthodes dans le contexte de la surveillance du trafic routier. Les trajectoires des drones ont été adaptées, soit en fonction des positions des groupes de véhicules, soit en fonction des positions des événements de la route (embouteillages et excès de vitesse). Ces méthodes assurent la couverture des véhicules, la détection des événements anormaux et la diminution de la consommation d'énergie des drones.

Nous avons utilisé une combinaison de l'architecture centralisée et de l'architecture distribuée, en effet les communications entre les drones et avec le point central sont toutes possibles. La communication est faite via des liaisons LTE. Nous nous sommes intéressés à des traces de mobilité réelles de véhicules et à des traces de mobilité générées par un modèle de mobilité véhiculaire qui utilise des plans de routes réelles. Nous avons étudié l'influence des traces de mobilité des véhicules utilisées sur les performances des méthodes de gestion de mobilité des drones.

Mots clés : drones, placement et déplacement des drones, consommation d'énergie des drones, liaisons LTE, surveillance du trafic routier, suivi de cibles mobiles.

Abstract

UAV-based systems are an appropriate solution for surveillance, especially for mobile targets. The high mobility of UAVs, their low maintenance costs, their easy deployment and their hovering capability make them an attractive solution for mobile target monitoring.

Our first contribution deals with the scenario where a single UAV monitors a single moving target. For this case, we have proposed a method to manage the mobility of the UAV, which ensures a continuous monitoring of a mobile target and which reduces the energy consumption of the UAV. The trajectories of the UAV were calculated according to the distance between the position of the target and the center of the UAV's field of view. We have considered three zones, and depending on the position of the target in those three zones, the UAV makes different adjustments to minimize unnecessary movements.

Our second contribution deals with the scenario where several drones monitor multiple moving targets. For this case, we proposed adaptive methods to manage the placement and movement of UAVs. We applied these methods in the context of road traffic monitoring. The trajectories of UAVs have been adapted according to the positions of the groups of vehicles, or according to the positions of the events of the road (traffic jams and speeding violations). These methods ensure the coverage of vehicles, the detection of abnormal events and the reduction of energy consumption of UAVs.

We have used a combination of the centralized architecture and the distributed architecture, indeed the communications between the UAVs and with the central point are all possible. The communication is done via LTE links. We were interested in real mobility traces of vehicles and mobility traces generated by a vehicular mobility model that uses real road maps. We studied the influence of vehicle mobility traces on the performance of UAV mobility management methods.

Key words : UAVs, placement and movement of UAVs, UAV energy consumption, LTE links, traffic monitoring, tracking of moving targets.

Table des matières

Introduction	1
0.1 Contexte général	1
0.2 Enjeux	1
0.3 Contributions	3
List of publications	7
1 Contexte	9
1.1 Introduction	9
1.2 Classification des drones	10
1.3 Réglementation de l'utilisation des drones	10
1.4 Applications d'utilisation des drones	11
1.5 Exigences en terme de communication	12
1.5.1 Architectures de communication	12
1.5.2 Technologies de communication	16
1.5.3 Conclusion	17
1.6 La consommation d'énergie des drones	18
1.6.1 Consommation d'énergie due à la communication	19
1.6.2 Consommation d'énergie due aux mouvements	19
1.6.3 Conclusion	20
1.7 Conclusion	20
2 État de l'art	23
2.1 Introduction	23
2.2 Poursuite de cibles mobiles en utilisant des drones	23
2.2.1 La détection des cibles	24
2.2.2 L'estimation des états des cibles	25
2.2.3 L'ajustement de la trajectoires des drones	25
2.2.4 Conclusion	26
2.3 Application de la surveillance du trafic routier	27
2.3.1 Introduction	27
2.3.2 Les systèmes de surveillances	27
2.3.3 Mobilité des drones pour la surveillance du trafic	28
2.3.4 Détection des évènements de la route	29
2.3.4.1 Détection de congestion	29
2.3.4.2 Détection précoce de congestion	30
2.3.5 Conclusion	31
2.4 Conclusion	31
3 Surveillance d'une cible mobile par un drone	33
3.1 Introduction	34

3.2	Modèle du système	34
3.3	Poursuite de cibles mobiles	35
3.3.1	Première étape : détection de la cible	35
3.3.2	Deuxième étape : estimation de l'état de la cible	35
3.3.3	Troisième étape : ajustement de la trajectoire du drone	36
3.4	Gestion de la mobilité du drone	36
3.4.1	Principe de la méthode des trois zones	37
3.4.2	Algorithme de la méthode des trois zones	39
3.5	Évaluation de performance par simulation	41
3.5.1	Évaluation de la continuité du suivi de la cible en utilisant la méthode des trois zones	42
3.5.1.1	Mouvement rectiligne à vitesse constante	44
3.5.1.2	Mouvement rectiligne à vitesse variable	44
3.5.1.3	Mouvement non rectiligne à vitesse constante	46
3.5.1.4	Mouvement non rectiligne à vitesse variable	47
3.5.1.5	Étude de l'influence de la vitesse maximale du drone	49
3.5.1.6	Conclusion	52
3.5.2	Évaluation de la consommation d'énergie du drone en utilisant la méthode des trois zones	52
3.5.2.1	Impact du rapport entre la dimension de la zone autorisée et la dimension de la zone de correction sur la consommation d'énergie due aux mouvements	54
3.5.2.2	Comparaison entre la méthode des trois zones et des méthodes existantes en terme de consommation d'énergie due aux mouvements du drone	56
3.5.2.3	Consommation d'énergie du drone due à la communication	59
3.6	Conclusion	60
4	Surveillance de plusieurs cibles mobiles par plusieurs drones	61
4.1	Introduction	62
4.2	Modèle du système	62
4.3	Détection des événements	64
4.3.1	Détection des congestions	64
4.3.2	Détection des excès de vitesse	64
4.4	Gestion de la mobilité des drones	67
4.4.1	Méthode opportuniste	68
4.4.2	Méthode opportuniste avec apprentissage	69
4.4.3	Méthode véhiculaire	70
4.5	Évaluation de performance par simulation	71
4.5.1	Les outils de simulation	71
4.5.2	Les paramètres de simulation	72
4.5.3	Nombre de drones requis	73
4.5.3.1	Technique de regroupement	74
4.5.3.2	Technique d'observation	77
4.5.4	Évaluation de performance des méthodes de mobilité des drones	77
4.5.4.1	Étude du cas où les traces de mobilité des véhicules sont générées par un modèle de mobilité	78
4.5.4.1.1	Nombre de drones requis	79

4.5.4.1.2	Étude des performances des méthodes opportuniste, véhiculaire et comparaison avec la méthode fixe	80
4.5.4.1.3	Conclusion	83
4.5.4.2	Étude du cas où les traces de mobilités des véhicules sont réelles . . .	84
4.5.4.2.1	Nombre de drones requis	84
4.5.4.2.2	Évaluation de la performance de la méthode opportuniste avec apprentissage	86
4.5.4.2.3	Comparaison des performances des méthodes de surveillance : opportuniste, opportuniste avec apprentissage et fixe	91
4.5.4.2.4	Conclusion	93
4.6	Conclusion	93
	Conclusion et perspectives	95
	Bibliographie	97

Table des figures

1.1	Architecture centralisée	13
1.2	Architecture distribuée	14
1.3	Architecture hybride	16
3.1	Les zones d'ajustements.	38
3.2	Exemple de scénario d'ajustement du mouvement du drone.	41
3.3	Comparaison de la distance estimée et la distance réelle et positionnement par rapport aux trois zones dans le cas d'une trajectoire rectiligne de la cible avec vitesse variable.	45
3.4	Comparaison des vitesses estimée et réelle de la cible et de la vitesse générée du drone dans le cas d'une trajectoire rectiligne de la cible avec vitesse variable.	45
3.5	Comparaison de la distance estimée et la distance réelle et positionnement par rapport aux trois zones dans le cas d'une trajectoire non rectiligne de la cible avec vitesse constante.	46
3.6	Comparaison des trajectoires estimée et réelle de la cible et de la trajectoire générée du drone dans le cas d'une trajectoire non rectiligne de la cible avec vitesse constante.	47
3.7	Comparaison de la distance estimée et la distance réelle et positionnement par rapport aux trois zones dans le cas d'une trajectoire de la cible non rectiligne avec vitesse variable.	48
3.8	Comparaison des trajectoires estimée et réelle de la cible et de la trajectoire générée du drone dans le cas d'une trajectoire non rectiligne de la cible avec vitesse variable.	48
3.9	Comparaison des vitesses estimée et réelle de la cible et de la vitesse générée du drone dans le cas d'une trajectoire non rectiligne de la cible avec vitesse variable.	49
3.10	Distance estimée et distance réelle et positionnement par rapport aux trois zones dans le cas d'une trajectoire rectiligne de la cible avec vitesse variable et avec $V_{max}=5$ m/s.	51
3.11	Distance estimée et distance réelle et positionnement par rapport aux trois zones dans le cas d'une trajectoire rectiligne de la cible avec vitesse variable et avec $V_{max}=50$ m/s.	51
3.12	Influence du rapport r/R sur la distance entre la cible et le centre du champ de vision du drone.	55
3.13	Influence du rapport r/R sur l'énergie consommée par les moteurs du drone.	56
3.14	Comparaison des performances des méthodes d'ajustement de la trajectoire du drone en terme d'énergie consommée par les moteurs dans le cas d'une trajectoire rectiligne avec vitesse variable.	58
3.15	Comparaison des performances des méthodes d'ajustement de la trajectoire du drone en terme d'énergie consommée par les moteurs dans le cas d'une trajectoire non rectiligne de la cible avec vitesse variable.	59
4.1	Méthode de détection des congestions.	66
4.2	Méthode de détection des excès de vitesse.	67
4.3	Influence de la technique de regroupement des cibles sur le nombre de drones à déployer.	80
4.4	Comparaison des performances des méthodes de gestion de la mobilité des drones en terme de couverture des cibles.	81
4.5	Comparaison des performances des méthodes de gestion de la mobilité des drones en terme de détection de congestion.	81

4.6	Comparaison des performances des méthodes de gestion de la mobilité des drones en terme de détection d'excès de vitesse.	82
4.7	Influence du nombre des drones et de leurs vitesses maximales sur la détection des événements et sur la détection des cibles dans la cas des traces de mobilité des cibles générées par SPMBM.	85
4.8	Influence du nombre des drones et de leurs vitesses maximales sur la détection des événements et sur la détection des cibles dans la cas des traces de mobilité réelles des cibles.	86
4.9	Influence de l'apprentissage sur la distance totale parcourue par les drones dans la cas des traces de mobilité des cibles générées par SPMBM.	88
4.10	Influence de la méthode de placement des drones sur la détection des événements dans la cas des traces de mobilité des cibles générées par SPMBM.	88
4.11	Influence de la méthode de placement des drones sur la couverture des cibles dans la cas des traces de mobilité des cibles générées par SPMBM.	89
4.12	Influence de l'apprentissage sur la distance totale parcourue par les drones dans le cas des traces de mobilité réelles des cibles.	89
4.13	Influence de la méthode de placement des drones sur la détection des événements dans le cas des traces de mobilité réelles des cibles.	90
4.14	Influence de la méthode de placement des drones sur la couverture des cibles dans le cas des traces de mobilité réelles des cibles.	90
4.15	Comparaison des performances des méthodes de gestion de mobilité des drones en terme de détection de congestion dans le cas des traces de mobilité des cibles générées par SPMBM.	92
4.16	Comparaison des performances des méthodes de gestion de mobilité des drones en terme de détection de congestion dans le cas des traces de mobilité réelles des cibles.	92

Liste des tableaux

1.1	Classification des drones.	11
1.2	Technologies de communication.	17
1.3	Classification des technologies de communication.	18
3.1	Paramètres de simulation pour l'évaluation de la continuité du suivi de la cible mobile	43
3.2	Proportions du temps pendant lesquelles la cible est hors couverture du drone	50
3.3	Paramètres de simulation pour l'évaluation de la consommation d'énergie	54
4.1	Paramètres de simulation.	72
4.2	Paramètres de l'algorithme de la méthode de regroupement.	75

Introduction

0.1 Contexte général

Les drones ou UAV (Unmanned Aerial Vehicles) sont des avions sans pilote à bord. Ils sont dédiés à la réalisation de missions dans les domaines civils, commerciaux et militaires. Ils sont de plus en plus utilisés en raison de leur grande mobilité, leur faible coût de maintenance, leur facilité de déploiement et leur capacité de vol stationnaire. Ils sont généralement équipés de caméras, de capteurs, de détecteurs et d'équipements de communication.

0.2 Enjeux

Les missions attribuées aux drones soulèvent plusieurs enjeux parmi lesquels on cite : le choix d'une architecture et d'une technologie de communication adaptées aux besoins de la mission, la planification des trajectoires des drones adaptées aux besoins de la mission, la réduction des fausses détections et des non-détections des cibles, le traitement rapide des données, la réduction de la consommation d'énergie des drones, les mesures à prendre pour éviter de blesser les gens, le choix des liaisons sans fil pour que les données échangées ne soient ni interceptées ni corrompues [HYM16]. Nous passons ces enjeux en revue.

Le premier enjeu concerne l'architecture et la technologie de communication à adopter. Le choix de l'architecture dépend des besoins de l'application. En effet, l'architecture conditionne la façon dont les éléments du réseau communiquent. Dans le cas d'une architecture centralisée, les drones communiquent avec un seul point central qui prend toutes les décisions. Dans le cas d'une architecture distribuée, les drones communiquent entre eux et prennent des décisions localement. Dans le cas d'une combinaison des architectures centralisé et distribuée, les drones communiquent avec le point central et lorsque cette communication n'est pas possible ils font relayer les informations entre eux.

Le choix de la technologie de communication sans fil dépend également des besoins de l'application.

Chaque technologie de communication offre une certaine portée (rayon de couverture), est applicable à certains types de liaisons (air-air, air-sol ou sol-air), ou encore nécessite un certain coût de mise en place.

Le deuxième enjeu est lié à la mobilité des drones. Les trajectoires des drones sont soit planifiées à l'avance, soit adaptables en fonction des événements rencontrés.

Le troisième enjeu concerne la fiabilité de la détection. Ici l'altitude du drone, la qualité de la caméra du drone et les algorithmes de détection utilisés sont déterminants pour la fiabilité de la détection.

Le quatrième enjeu est la vitesse avec laquelle les informations collectées par les drones sont traitées. Ceci dépend de l'application si elle est à caractère temps réel, ou si elle tolère les délais.

Le cinquième enjeu est lié à la consommation d'énergie des drones. Étant donné que la durée de vie des batteries des drones est limitée, il faut prévoir soit de changer ou recharger les batteries périodiquement, soit de limiter la consommation en énergie.

Pour la sécurité des personnes, des mesures ont été mises en place grâce aux réglementations de l'utilisation des drones [BUR ; Sha+18 ; Vat+16]. Par exemple, l'altitude minimale autorisée a été fixée pour ne pas blesser les gens ou violer leur vie privée.

Finalement, par rapport à l'enjeu de la confidentialité et de la fiabilité des données échangées entre les drones et la station de base, il faut mettre en place des liaisons sans fil sécurisées et fiables. Ceci pour assurer que les données échangées ne soient ni interceptées ni corrompues.

Les drones sont utilisés pour réaliser essentiellement quatre types de missions liées à leurs fonctions premières : la surveillance, le transport de charges, la collecte de données, et la constitution d'infrastructures réseaux temporaire en jouant le rôle de points d'accès [Sha+18 ; Liu+14].

Dans le cadre de notre étude, nous nous sommes intéressés aux enjeux liés à la mobilité des drones et à leur consommation d'énergie. Nous nous sommes intéressés également à l'application de surveillance de cibles mobiles. Dans ce cadre, nous avons proposé des solutions pour gérer la mobilité des drones et limiter leur consommation en énergie.

0.3 Contributions

Nous nous sommes intéressés à la surveillance de cibles mobiles par des drones. Cette mission n'était réalisable que partiellement avec les systèmes de surveillance fixes qui ne surveillent que des points particuliers, qui ont une couverture limitée et qui sont incapables de gérer la continuité du trafic. Grâce à leur mobilité et facilité de déploiement, les drones sont une solution appropriée pour surveiller et poursuivre des cibles mobiles.

Le suivi de plusieurs cibles en utilisant plusieurs drones est un problème complexe. En effet, il faut gérer la mobilité de plusieurs drones tout en tenant compte des comportements non prédictibles de plusieurs cibles mobiles. Il faut gérer également la coordination et la communication entre plusieurs drones.

Pour traiter ce problème complexe, nous avons commencé par étudier le cas le plus simple, à savoir celui du suivi d'une seule cible mobile par un seul drone. Dans ce cas là, nous gérons juste la mobilité d'un seul drone. Ce problème est traité dans le chapitre 3. Le but est de poursuivre la cible et de la garder dans le champ de vision du drone. La trajectoire du drone est adaptée en fonction de la trajectoire de la cible. Nous estimons la vitesse et la position de la cible et nous adaptons la vitesse et la position du drone pour garder la cible dans son champs de vision. Nous limitons les déplacements inutiles du drone pour limiter sa consommation en énergie. En effet, le niveau d'adaptation des mouvements du drone va dépendre de la position de la cible par rapport à son champ de vision. Plus la cible est proche du centre du champ de vision du drone, moins il fera des adaptations de son mouvement, et plus la cible est loin du centre du champ de vision du drone, plus il fera des ajustements de son mouvement.

À travers cette étude, nous avons pu modéliser le mouvement d'un drone. Nous avons mis en évidence que la trajectoire du drone est directement liée à la trajectoire de la cible. A travers le cas "un drone une cible", nous avons étudié le problème de consommation d'énergie du drone, et l'impact des choix liés aux mouvements sur la consommation d'énergie.

Nous avons comparé notre méthode à des méthodes existantes, et nous avons prouvé que les performances de notre méthode sont meilleures que celle des méthodes existantes en terme de consommation d'énergie des drones dus aux mouvements.

Par la suite, nous avons étudié le cas le plus complexe, à savoir plusieurs cibles mobiles et plusieurs drones. Dans ce cas, il s'agit de gérer la mobilité de plusieurs drones, de détecter et d'estimer les paramètres de plusieurs cibles, et finalement de gérer la consommation d'énergie de tous les drones.

Ce problème est traité dans le chapitre 4.

Nous retrouvons ce cas d'étude dans de multiples applications notamment dans l'application de la surveillance du trafic routier. Dans le cas de cette application, les cibles mobiles sont les véhicules. Plusieurs drones vont les surveiller afin de réguler le trafic et détecter les infractions [Pur05]. En effet, le volume de trafic et le nombre d'infractions ont augmenté et les systèmes existants fixes sont inefficaces pour gérer ce genre de problèmes [Pur05 ; Led08].

Par rapport à l'application de la surveillance du trafic routier, notre objectif est de détecter les états de congestions et les états d'excès de vitesse. Par rapport à l'utilisation des drones, notre objectif est de gérer leur déplacement tout en limitant leur consommation en énergie.

Nous avons défini des processus fondés sur la vitesse des véhicules et leur densité pour détecter les congestions et les excès de vitesse.

Pour la détection des congestions, nous avons fixé des seuils de vitesse et de densité. Si le seuil de la densité est dépassé et si le seuil de la vitesse n'est pas atteint, nous considérons qu'un groupe de véhicules est en congestion. Tant qu'un véhicule est dans un groupe en congestion, nous considérons qu'il est en état de congestion.

La détection des dépassements de vitesse se fait seulement sur la base des vitesses des véhicules. Nous avons fixé un seuil de vitesse maximal, nous considérons qu'un véhicule est en état d'excès de vitesse si sa vitesse dépasse la vitesse maximale. Il suffit qu'un véhicule dépasse la vitesse autorisée, même pour une seconde, pour considérer qu'il a commis une infraction.

Pour la mobilité des drones, nous avons proposé trois méthodes adaptatives. La première méthode génère les trajectoires des drones en utilisant un modèle de mobilité véhiculaire. Les drones se déplacent exactement au-dessus des routes et surveillent tout ce qui se passe dans leurs champs de vision. Leurs déplacements sont réalistes puisque le modèle de mobilité choisi génère des trajectoires proches de la réalité, et les routes font partie d'une carte réelle d'une ville. La deuxième méthode adapte les trajectoires des drones selon le centre de gravité des groupes de véhicules qui sont dans leurs champs de vision. Donc, les mouvements des drones vont dépendre des mouvements des cibles qui sont sous leurs couvertures. L'idée est que les drones continuent à poursuivre leur même groupe de cibles le plus longtemps possible tout en identifiant les événements. La troisième méthode adaptative est fondée sur la deuxième méthode proposée. En effet, les drones vont se déplacer selon la deuxième approche. Mais le plus et le but de cette troisième méthode est de guider les drones vers des points stratégiques. Nous qualifions de points stratégiques les emplacements où les événements se produisent de façon

fréquente. Pour repérer ces points, nous avons utilisé une méthode de traitement de données fondée sur l'apprentissage. Dans notre cas, les données à traiter sont les positions d'évènements calculées durant une phase d'apprentissage. Donc, à la fin de la phase d'apprentissage des drones seront placés au-dessus de points stratégiques et les autres drones continueront de se déplacer selon la deuxième approche.

Pour l'étude de performances de nos méthodes proposées, nous avons travaillé sur des traces de mobilité de véhicules générées par un modèle de mobilité véhiculaire et sur des traces réelles de mobilité de véhicules.

Nous avons comparé nos méthodes à trajectoires adaptatives à une méthode existante à trajectoire fixe. Nous avons prouvé que les performances de nos méthodes sont meilleures que les performances de la méthode existante en termes de pourcentage de couverture des cibles, de pourcentages de détection des évènements et de consommation d'énergie des drones.

Liste des publications

Acceptés

- [Ell+17] M. ELLOUMI, B. ESCRIG, R. DHAOU, H. IDOUDI et L. A. SAIDANE. “Designing an energy efficient UAV tracking algorithm”. In : *Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC), 2017 13th International*. IEEE. 2017, p. 127–132 (cf. p. [12](#), [33](#)).
- [Ell+18] M. ELLOUMI, R. DHAOU, B. ESCRIG, H. IDOUDI et L. A. SAIDANE. “Monitoring road traffic with a UAV-based system”. In : *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2018 IEEE*. IEEE. 2018, p. 1–6 (cf. p. [12](#), [61](#)).
- [Ell+19] M. ELLOUMI, R. DHAOU, B. ESCRIG, H. IDOUDI, L. A. SAIDANE et A. FER. “Traffic Monitoring on City Roads Using UAVs”. In : *Ad-Hoc, Mobile, and Wireless Networks*. Springer International Publishing, 2019, p. 588–600 (cf. p. [61](#)).

Chapitre 1

Contexte

Contents

1.1	Introduction	9
1.2	Classification des drones	10
1.3	Réglementation de l'utilisation des drones	10
1.4	Applications d'utilisation des drones	11
1.5	Exigences en terme de communication	12
1.5.1	Architectures de communication	12
1.5.2	Technologies de communication	16
1.5.3	Conclusion	17
1.6	La consommation d'énergie des drones	18
1.6.1	Consommation d'énergie due à la communication	19
1.6.2	Consommation d'énergie due aux mouvements	19
1.6.3	Conclusion	20
1.7	Conclusion	20

1.1 Introduction

Au cours des dernières années, les drones sont de plus en plus utilisés pour réaliser des missions, mais plusieurs éléments limitent leurs utilisations, notamment dans le cas de notre étude :

- Les types de drones
- Les restrictions sur l'utilisation des drones
- Les exigences de la mission en termes de communication
- La consommation d'énergie des drones

1.2 Classification des drones

Il existe plusieurs types de drones et chaque type est adapté à une application spécifique. Les drones sont classés selon les paramètres suivants : l'altitude, la portée, la charge, le poids, la vitesse maximale, le degré d'autonomie, la durée de vol, le mécanisme de vol et le type de moteur [Fot+18 ; Sha+18].

Le degré d'autonomie définit le degré d'intervention humaine dans le guidage des drones. En effet il existe des drones totalement autonomes, capables de prendre des décisions et de réagir à des événements sans intervention humaine, il y a aussi des drones non-autonomes qui sont pilotés à distance par un pilote qui n'est pas à bord, et d'autres drones semi-autonomes qui peuvent réaliser une mission d'une façon autonome mais qui sont surveillés par le pilote distant qui peut intervenir à tout moment pour donner des instructions aux drones. [Cir11].

Le mécanisme de vol fait référence, lui, à la nature des ailes des drones. Les ailes sont soit fixes, soit rotatives ou bien fixes et rotatives à la fois (ailes hybrides). Les drones à ailes fixes sont capables de décoller et d'atterrir verticalement et de survoler des emplacements fixes mais leur vitesse est limitée par rapport à la vitesse des drones à ailes fixes qui sont capables, eux, de voler à une plus grande vitesse. Par contre, les drones à ailes fixes ont besoin de piste pour le décollage et l'atterrissage et ne peuvent pas survoler des emplacements fixes. Les drones à ailes hybrides utilisent leurs ailes rotatives pour le décollage et l'atterrissage et le survole d'emplacements fixes, et utilisent leurs ailes fixes pour arriver à leur destination rapidement.

Pour le type de moteur, il s'agit de moteurs électriques ou de moteurs à carburant.

Une classification des drones est présentée dans le tableau 1.1.

Pour la suite de notre étude, nous choisissons de travailler avec un drone à ailes rotatives. En effet, ce type de drone est capable de survoler avec une vitesse nulle des objets statiques, le décollage et l'atterrissage se font horizontalement, ce qui est pratique lorsque l'espace consacré est petit.

1.3 Réglementation de l'utilisation des drones

Il existe beaucoup de restrictions qui conditionnent l'utilisation des drones, notamment l'altitude et le poids maximal des drones. C'est pourquoi nous présentons ultérieurement les réglementations de l'utilisation des drones en France.

La DGAC (Direction Générale de l'Aviation Civile) en France a mis en place des règles à respecter lors de l'utilisation de drones civils [BUR].

Tableau 1.1 – Classification des drones.

Critères	Très petit Poids ≥ 0.1 kg Poids < 2 kg	Petit Poids ≥ 2 kg Poids < 25 kg	Moyen Poids ≥ 25 kg Poids < 150 kg	Grand Poids ≥ 150 kg
Portée max	50 km		200 km	
Durée de vol max	2 h		10 h	
Vitesse max	60 km/h		485 km/h	
Altitude max	6 km		16 km	
Modèle	Parrot Disco	DJI Spreading Wings S900	Scout B-330 UAV helicopter	Predator B
Poids	0.751 kg	3.3 kg	90 kg	1700 kg
Durée de vol	45 min	18 min	180 min	1800 min
Mécanisme de vol (ailes)	Fixes	Rotatives	Rotatives	Fixes
Vitesse	80 km/h	57.6 km/h	100 km/h	482 km/h

- Il est interdit de survoler des personnes pour ne pas les blesser.
- Il faut respecter la hauteur de vol maximum, qui est de 150 mètres.
- Il ne faut jamais utiliser le drone la nuit et il faut toujours le garder en vue.
- Il n'est pas autorisé de faire voler le drone en ville.
- Il est interdit que les drones survolent les lieux destinés à l'aviation comme les aéroports et les sites sensibles comme les bases militaires et les centrales nucléaires.
- Il ne faut pas utiliser les caméras des drones pour espionner les personnes, et il ne faut pas diffuser des prises de vues sans leur accord.
- Depuis Juillet 2018, il est nécessaire de déclarer les drones dont le poids dépasse 800 grammes. Ils devront aussi être équipés de signaux lumineux et sonores pour faciliter leur identification dans le ciel.

1.4 Applications d'utilisation des drones

Les drones sont utilisés dans plusieurs applications, principalement la surveillance, le transport de charges, la collecte de données, et la constitution d'infrastructures réseaux temporaire en jouant le rôle de points d'accès [Sha+18; Liu+14].

Les drones font soit de la surveillance de sites, soit de la surveillance de cibles mobiles. La surveillance

de sites est l'inspection d'une zone particulière pour détecter des événements suspects [ATD14; Ell+18; Wad+15]. La surveillance de cibles mobiles est la poursuite de cibles pour détecter d'éventuels comportements suspects [Ell+17; HRD07; FSP15].

Ils sont également utilisés pour transporter des charges. Par exemple, les drones peuvent apporter des aides à des endroits sinistrés ou livrer des marchandises [Rhe].

Aussi, les drones collectent des données directement ou par l'intermédiaire de capteurs. En effet, grâce à leurs capteurs, les drones peuvent jouer le rôle de capteurs aériens et collecter directement des données. Ces données sont envoyées à un point de collecte pour traitements [MKD18; Tuy+17; Qua+10; Abd+14].

Enfin, les drones sont employés pour assurer une couverture sans fil. Ils jouent soit le rôle d'un point d'accès pour les communications pour fournir une couverture sans fil en cas de panne du réseau, soit le rôle d'un complément du point d'accès pour offrir une meilleure couverture et un meilleur débit pour les utilisateurs [BHR15; RDC18; BEY16].

Pour la suite de notre étude, nous choisissons l'application de surveillance de cibles mobiles en utilisant des drones.

1.5 Exigences en terme de communication

Chacune des applications citées dans la section précédente a des exigences spécifiques en termes d'architecture de communication et de technologie de communication.

1.5.1 Architectures de communication

Selon l'application, nous avons le choix entre une architecture centralisée, une architecture distribuée, et une architecture hybride (combinaison des architectures centralisée et distribuée). L'architecture de communication va définir la façon dont les éléments du réseau communiquent et les entités qui prennent les décisions.

— Architecture centralisée

Dans le cas d'une architecture centralisée (Figure 1.1), les drones ne communiquent pas directement entre eux même s'ils sont physiquement proches, ils communiquent avec un point central. Ce dernier prend toutes les décisions.

Le point central a une vue globale de tout ce qui se passe, notamment les véhicules qui sont dans le champ de vision des drones, leurs identifiants, vitesses et positions. C'est le point central qui se charge d'envoyer des instructions aux drones pour qu'ils adaptent leurs positions par exemple. Les inconvénients de cette architecture sont liés au fait qu'il existe un unique point central. Le premier principal inconvénient qui en découle est un temps de réaction plus long lié à la collecte et à la redistribution des informations. En effet, le point central doit recevoir toutes les données collectées par les drones, avant qu'il ne prenne des décisions et n'envoie ses instructions aux drones. Le deuxième principal inconvénient est le risque de suspension de la mission, en effet, si le point central tombe en panne les drones ne recevront aucune instruction et leur mission sera suspendue.

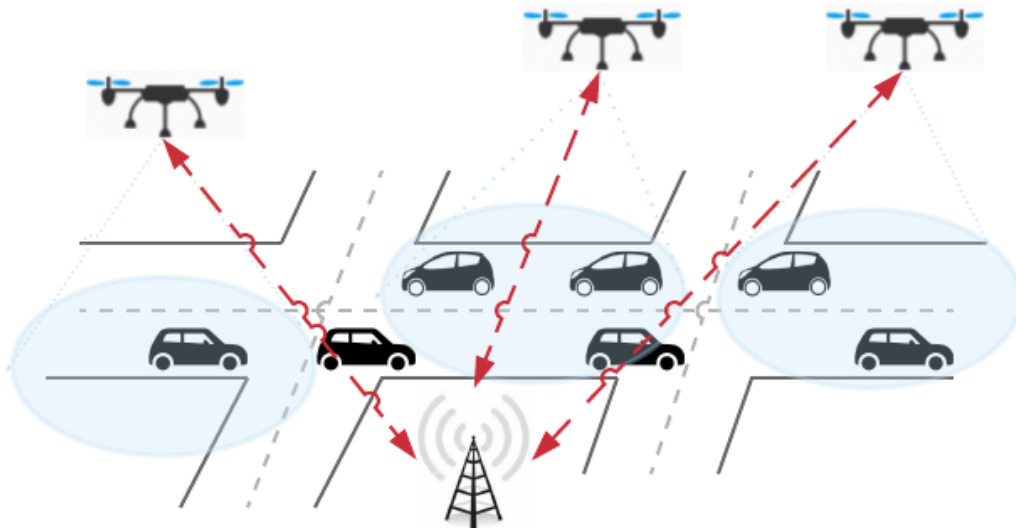


FIGURE 1.1 – Architecture centralisée

L'architecture centralisée est utilisée surtout dans le cas de missions qui ne nécessitent pas d'être faites en temps réel, en effet, un temps de réaction long du point central ne va pas influencer sur la mission. Les drones collectent des informations et les envoient à un point central pour un traitement ultérieur. C'est le cas dans [GET08], où la mission des drones est de collecter des données concernant la végétation, ou dans [DAZ14], où la mission des drones est de prendre des photos.

L'architecture centralisée est utilisée aussi dans le cas où un seul drone est déployé pour réaliser une mission dans une petite zone. Par exemple, dans [Esc+12], un drone a été utilisé pour

surveiller des bâtiments. Les images prises par le drone sont d'abord stockées à bord, puis analysées par un point central à la fin de la mission.

Dans [Yan+14], il est démontré que lorsqu'un drone communique directement avec le point central, la transmission des données est plus rapide que dans le cas où la communication passe par un drone intermédiaire.

Le point central peut contrôler et commander un ensemble de drones, c'est le cas dans [DW10], où la mission des drones est de surveiller la qualité de l'air et de détecter des substances dégagées dans le cas d'incendie ou par des usines.

— Architecture distribuée

Dans le cas d'une architecture distribuée (Figure 1.2), les drones communiquent entre eux et aucun point central n'intervient pour prendre les décisions. Le traitement des diverses tâches est fait de manière distribuée au niveau des drones [CS15].

Les drones n'ont qu'une vue locale du réseau. En effet, les drones voisins s'échangeant les données qu'ils collectent, donc chaque drone n'a que des informations locales.

Les avantages de cette architecture sont liés au fait qu'il n'existe pas un point central. Donc les deux principaux avantages qui en découlent sont un temps de réaction plus rapide par rapport à l'architecture centralisée et pas de risque de panne totale du réseau puisque si un drone tombe en panne les autres drones vont continuer à faire leurs tâches.

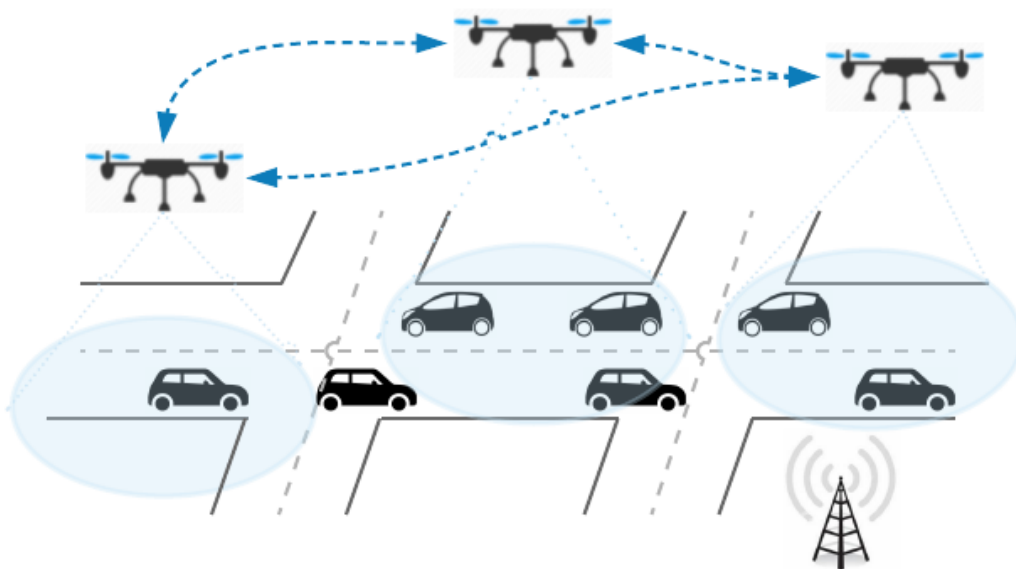


FIGURE 1.2 – Architecture distribuée

Dans [WTJ09], il est démontré que lorsque tous les drones échangent des informations de façon distribuée pour chercher une cible, ils convergent rapidement vers une décision, contrairement au cas où les drones ne communiquent pas.

De même, dans [WH11], plusieurs drones surveillent une zone pour chercher des cibles, ils partagent des informations concernant les cibles de façon distribuée. Ils convergent plus rapidement vers une décision : une cible existe ou non.

L'architecture distribuée est appliquée aussi dans [Tom+12] pour les missions de recherche et de sauvetage. Des drones fonctionnent d'une façon complètement autonome, sans aide externe, dans les zones sinistrées. Le traitement des données et les prises de décisions sont faits à bord.

Dans [Tea+09], une plate-forme de détection entièrement automatisée composée de plusieurs drones a été développée. Les données collectées par les drones sont analysées et traitées à bord, ensuite, la fusion des données entre les drones est effectuée de manière distribuée, pour enfin fournir des résultats de manière autonome par l'ensemble des drones.

L'article [HXX12] traite le problème de recherche de cibles mobiles. Les drones voisins communiquent entre eux et s'échangent les informations pour les fusionner.

— Architecture hybride

L'architecture hybride (Figure 1.3) est la combinaison des architectures centralisée et distribuée. Les drones communiquent entre eux et avec le point central et relayent des informations aux autres drones. Les drones envoient des données au point central, mais échangent aussi des données entre eux. Les décisions sont soit prises au niveau des drones de manière locale, soit au niveau du point central [CS15].

Cette architecture présente deux principaux avantages. Le premier avantage est le fait que les communications sont toujours possible entre les drones et le point central. En effet, lorsque la distance entre un drone et le point central est très grande ce qui fait que la communication directe est impossible, d'autres drones peuvent jouer le rôle de relais pour permettre une communication indirecte. Le deuxième avantage est un temps de réponse rapide. En effet, l'architecture hybride autorise les drones à prendre des décisions de manière locale en utilisant des informations locales lorsque les instructions du point central sont inutiles.

Dans [BSK11], les drones communiquent entre eux à travers un canal établi sur demande lorsqu'un drone a besoin d'aide pour terminer une tâche. Des liens entre le point central et les drones

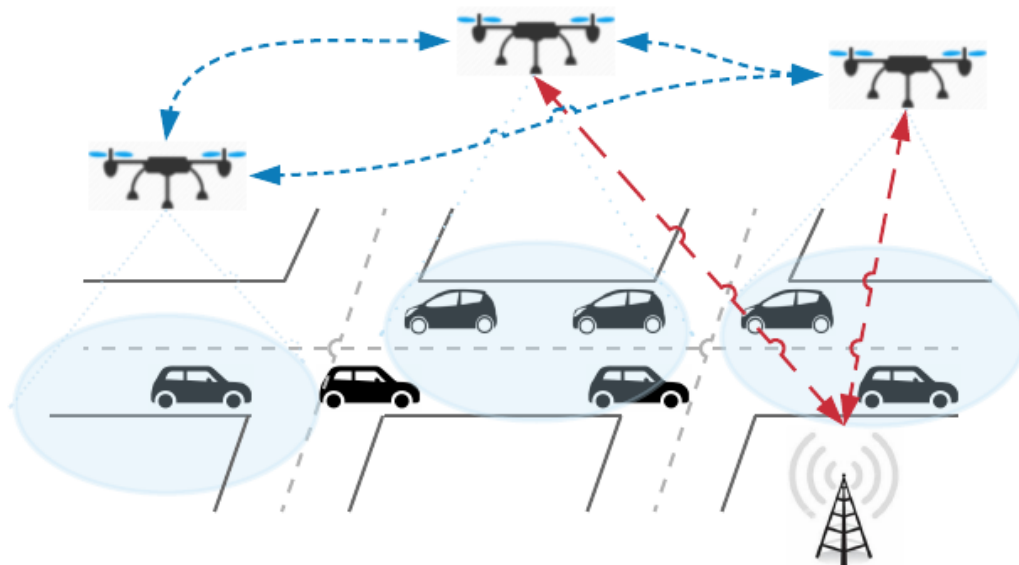


FIGURE 1.3 – Architecture hybride

sont également établis pour, d'un côté, assurer le contrôle et la supervision des drones et pour, d'un autre côté, collecter les données envoyées par les drones.

Pour la surveillance du périmètre d'une zone, une solution décentralisée a été proposée dans [KBH08]. Les drones voisins partagent entre eux les données collectées, et les transmettent au point central.

Le travail présenté dans [Cha+08] résout le problème de gestion de l'eau et du contrôle de l'irrigation en proposant une solution distribuée avec plusieurs drones. Les drones envoient les images prises au point central qui se charge de leurs traitements.

L'objectif de [Cas+06] est d'utiliser plusieurs drones équipés de caméra infrarouge pour surveiller la propagation de grands incendies de forêt. Les drones échangent entre eux les informations collectées et envoient également ces informations au point central.

1.5.2 Technologies de communication

Le choix de la technologie de communication se fait selon les besoins de l'application.

Il faut connaître notamment la taille du terrain où les drones vont opérer, le type de trafic échangé et la fréquence avec laquelle il doit être échangé. Le choix se fait en tenant compte de ce que chaque technologie peut offrir en matière de couverture, débit, taux de pénétration, mode de transmission et coût de mise en place.

Des technologies comme LTE, WiFi, ZigBee, et WiMax sont utilisées pour assurer la communication entre les drones et le point central [Fot+18; HYM16; Khu+18]. Quelques caractéristiques de ces technologies sont présentées dans le tableau 1.2.

Tableau 1.2 – Technologies de communication.

Technologie	Couverture	Débit	Coût
LTE [AG18; Amo+17a; Amo+17b; Wig+17] [Ran+18; KSG17; Lin+18; VCP16]	30 km	75 Mbit/s (lien montant) 300 Mbit/s (lien descendant)	faible
WiFi [Kun+10; GW15; YKB13; Yan+14] [HYB15; Jim+12; Mor+12; Asa+13]	10 m - 250 m	54 - 450 Mbit/s	faible
WiMax [DW10; Rah14; Dal+12]	45 km	70 Mbit/s	élevé
ZigBee [AKJ16; All+07; Bac+18; SM11]	10 m	20 Mbit/s - 250 Kbit/s	faible

Dans le contexte de communications entre les drones et de communications avec l'infrastructure terrestre, trois types de liaisons de transmission existent :

- A2G (Air to Ground) : Pour faire référence aux liaisons des drones jusqu'au point central ;
- A2A (Air to Air) : Pour faire référence aux liaisons entre les drones ;
- G2A (Ground to Air) : Pour faire référence aux liaisons du point central jusqu'aux drones.

Dans le tableau 1.3, nous proposons une classification des technologies de communication utilisées dans la littérature dans le cas des drones selon le type de liaison.

1.5.3 Conclusion

Pour la suite de notre travail, nous faisons des choix qui portent sur l'architecture et la technologie de communication à utiliser.

Nous choisissons une architecture de communication hybride pour permettre des échanges d'informations entre les drones et avec le point central, pour qu'une partie des décisions soient prises à bord des drones et une autre partie au niveau du point central, et pour permettre une communication indirecte entre des drones et le point central, à travers des drones relais, lorsque la communication directe est impossible.

Pour la technologie de communication, nous choisissons LTE pour la communication entre les drones et pour la communication entre les drones et le point central. En effet, en se basant sur la littérature, sur les caractéristiques de chaque technologie, et surtout sur les besoins en couverture, LTE est le mieux adapté pour ces types de communications.

Tableau 1.3 – Classification des technologies de communication.

Liaison	Références	Technologies et Fréquences	Altitude Max
A2G	[Amo+17a; Amo+17b; Wig+17] [VCP16]	LTE, 800 MHz LTE, 800 - 1800 MHz	120 m/100 m/120 m 300 m
	[YKB13; Yan+14] [HYB15] [Mor+12]	WiFi, 802.11 a WiFi, 802.11 ac/n WiFi, 802.11 g	50 m / 300 m 50 m 5 m
	[DW10; Dal+12] [Rah14]	WiMax, 802.16e WiMax	— / 400 m —
	[AKJ16; All+07; SM11; Bac+18]	ZigBee, 802.15.4 - 2.4 GHz	20 m/125 m/30 m/3 m
A2A	[GW15; Jim+12; Asa+13] [Yan+14] [HYB15] [Mor+12]	WiFi, 802.11 n WiFi, 802.11 a WiFi, 802.11 ac/n WiFi, 802.11 g	40 m / 100 m / 300 m 50 m 50 m 5 m
	[Rah14] [Dal+12]	WiMax WiMax, 802.16e - 2.3 GHz	— 400 m
	[AKJ16; All+07; SM11]	ZigBee, 802.15.4 - 2.4 GHz	20 m / 125 m / 30 m
G2A	[AG18] [Amo+17b; Wig+17] [Lin+18] [VCP16]	LTE, 850 MHz LTE, 800 MHz LTE, 700 MHz LTE, 800 - 1800 MHz	120 m 100 m / 120 m 120 m 300 m
	[Kun+10] [Jim+12; Asa+13] [Mor+12]	WiFi, 802.11 b/g WiFi, 802.11 n WiFi, 802.11 g	75 m 100 m / 300 m 5 m
	[DW10]	WiMax, 802.16e	—
	[AKJ16]	ZigBee, 802.15.4 - 2.4 GHz	20 m

1.6 La consommation d'énergie des drones

Au niveau des drones, il y a six principaux postes de consommation d'énergie [Ura11] : les équipements de communication, les moteurs, les équipements de contrôle, les équipements de traitement de données, les charges internes, et les charges externes. Nous passons rapidement ces postes en revue.

Les équipements de communication consomment de l'énergie lors de la transmission et de la réception de données, de commandes de contrôle et d'informations de mise à jour. Plus la distance entre l'émetteur et le récepteur est grande et plus la taille des données échangées est grande, la consommation d'énergie de ce dispositif de communication est plus élevée.

Les moteurs consomment plus d'énergie lorsque le drone change d'altitude, accélère ou ralentit.

Les équipements de contrôle sont constitués notamment de capteurs et de détecteurs, qui sont essentiels pour éviter les collisions par exemple.

Les dispositifs de traitement de données consomment de l'énergie par exemple lors de l'exécution d'algorithmes de localisation de cible ou d'estimation de paramètres. Le nombre de fois que ces dispo-

sitifs sont sollicités a une grande influence sur la consommation d'énergie. Par exemple, si le traitement des données est fait en temps réel, la consommation d'énergie est plus grande.

Les charges internes sont directement liées aux composants électriques du drone. Un exemple de charge interne est la température de fonctionnement des composants électriques qui va consommer de l'énergie. Les charges externes sont des charges supplémentaires aux composants électriques, par exemple les mauvaises conditions météorologiques.

Nous détaillons, dans ce qui suit, la consommation d'énergie due à la communication et aux mouvements.

1.6.1 Consommation d'énergie due à la communication

L'équation suivante permet de calculer l'énergie, exprimée en Joules, dissipée lors de l'envoi d'information [WS06].

$$E = E_o + E_a + M_t \times E_t \quad (1.1)$$

où E_o est l'énergie dissipée par l'oscillateur local qui génère la fréquence porteuse requise, E_a est l'énergie dissipée par l'amplificateur de puissance qui amplifie le signal afin de produire la puissance de transmission RF requise P_t en dbm, E_t est l'énergie dissipée par l'émetteur, M_t est la taille des messages à transmettre exprimée en Mbits. E_o , E_a et E_t sont exprimés en Joules.

1.6.2 Consommation d'énergie due aux mouvements

Les équations suivantes permettent de calculer l'énergie, exprimée en Joules, dissipée lors des mouvements du drone (croisière et changement d'altitude) [Bea+13; Hep12; Vid13].

— Vol de croisière

$$E_1 = P_1 \times T + m \times a \times V \times T \quad (1.2)$$

où E_1 , exprimée en Joules, est l'énergie dissipée pendant la phase de croisière, m est le poids du drone en kg, a est l'accélération ou le ralentissement en m/s^{-2} , V est la vitesse du drone en m/s , T est la durée entre deux mesures en secondes, P_1 , exprimée en Joules, est une énergie consommée en permanence durant la phase de croisière.

— Augmentation d’altitude

$$E_2 = P_2 \times T + m \times g \times h \times T + E_1 \quad (1.3)$$

où E_2 , exprimée en Joules, est l’énergie dissipée lorsque l’altitude augmente, g est la constante de gravitation en m/s^{-2} , h est l’altitude du drone en m, P_2 , exprimée en Joules, est une énergie consommée en permanence durant la phase d’augmentation d’altitude.

— Diminution d’altitude

$$E_3 = m \times g \times h \times T + E_1 \quad (1.4)$$

où E_3 , exprimée en Joules, est l’énergie dissipée lorsque l’altitude diminue.

1.6.3 Conclusion

Pour la suite de notre étude, nous choisissons de n’étudier que l’énergie consommée due aux mouvements et due à la communication, car la consommation d’énergie des autres composants est la même dans tous les scénarios.

1.7 Conclusion

L’objectif principal de ce chapitre était de présenter le contexte de notre étude. Nous avons commencé par étudier les différents types de drones et nous avons proposé une classification possible. Nous avons ensuite présenté les règles d’utilisation des drones notamment en France. Nous avons présenté après les principales applications réalisables par les drones. Nous avons également présenté les différentes architectures de communication et les technologies de communication utilisables et applicables lors du déploiements de drones pour réaliser des missions. Nous avons abordé enfin la consommation d’énergie des drones et nous avons détaillé la consommation d’énergie due à la communication et aux mouvements.

Aussi, dans ce chapitre, nous avons fait des choix pour notre étude. Nous avons choisi le type de drones : à ailes rotatives, l’application : la surveillance de cibles mobiles, l’architecture de communication : hybride, la technologie de communication : LTE, et les postes de consommation d’énergie : les équipements de communication et les moteurs.

Par la suite, nous allons introduire les solutions existantes qui peuvent résoudre nos problématiques à savoir le déploiement de drones pour poursuivre des cibles mobiles et pour la surveillance du trafic routier.

Chapitre 2

État de l'art

Contents

2.1	Introduction	23
2.2	Poursuite de cibles mobiles en utilisant des drones	23
2.2.1	La détection des cibles	24
2.2.2	L'estimation des états des cibles	25
2.2.3	L'ajustement de la trajectoires des drones	25
2.2.4	Conclusion	26
2.3	Application de la surveillance du trafic routier	27
2.3.1	Introduction	27
2.3.2	Les systèmes de surveillances	27
2.3.3	Mobilité des drones pour la surveillance du trafic	28
2.3.4	Détection des évènements de la route	29
	2.3.4.1 Détection de congestion	29
	2.3.4.2 Détection précoce de congestion	30
2.3.5	Conclusion	31
2.4	Conclusion	31

2.1 Introduction

Nous nous intéressons à l'application de surveillance de cibles mobiles en général et à l'application de surveillance du trafic routier en particulier. La réalisation de ces applications en utilisant des drones soulève beaucoup de problèmes, notamment la détection des cibles, la détection des évènements de la route (embouteillages et excès de vitesse) et la gestion de mobilité des drones.

2.2 Poursuite de cibles mobiles en utilisant des drones

La surveillance est l'une des fonctions principales des drones. Du fait qu'ils sont équipés de caméras et qu'ils sont mobiles, ils sont adaptés pour poursuivre les cibles mobiles et détecter d'éventuels

comportements suspects. Les cibles mobiles sont par exemple des piétons, des véhicules, des cyclistes, etc.

La poursuite de cibles se fait en trois étapes : la détection des cibles, l'estimation des états des cibles, et l'ajustement des trajectoires des drones.

2.2.1 La détection des cibles

La détection des cibles signifie la détection de leur présence dans le champ de vision des caméras des drones. En effet, les drones sont équipés de caméras et l'idée est d'utiliser des algorithmes de détection tout en essayant de limiter les fausses détections et les non-détections. De fausses détections arrivent lorsque l'algorithme détecte la présence d'une cible alors qu'elle n'est pas dans le champ de vision de la caméra du drone. Les non-détections correspondent au cas où une cible est bien dans le champ de vision du drone, mais l'algorithme n'arrive pas à détecter sa présence.

Dans [Li+16], la détection des cibles mobiles est constituée de quatre étapes : l'estimation du mouvement de l'arrière-plan de façon locale puis de façon globale, la détection de tous les objets mobiles candidats en comparant la différence entre les mouvements de l'arrière-plan et les mouvements locaux, l'identification des vraies cibles en étudiant les caractéristiques spatio-temporelles des points qui constituent les objets détectés, et finalement l'utilisation du filtre de Kalman pour limiter les non-détections et les fausses alarmes.

Dans [Qad+11], la méthode "Zero Mean Normalized Cross Correlation" est utilisée pour détecter et localiser une cible dans une image fournie par la caméra du drone. Plusieurs modèles de la même cible sont comparés avec l'image pour détecter la cible en question. L'idée est de calculer le coefficient de corrélation entre les modèles de la cible et l'image. Si ce coefficient atteint un seuil fixé, ça veut dire qu'une correspondance fidèle est trouvée et que la cible est détectée.

La détection de la présence d'une cible dans une image prise par caméra d'un drone est faite en plusieurs étapes dans [Wan+14]. Tout d'abord, l'image est transformée en niveaux de gris. Ensuite, une opération est appliquée sur l'image en niveaux de gris pour accentuer la différence entre la cible et l'arrière-plan. L'opérateur utilisé est "Laplacian operator" qui permet donc de séparer la cible de l'arrière plan. Ensuite, un seuil et d'autres opérations sont appliqués sur l'image pour atténuer au maximum les bruits. Finalement une stratégie fondée sur la taille des objets détectés est appliquée pour éviter les fausses détections.

Une autre méthode pour détecter la présence d'une cible dans une image fournis par un drone est

présentée dans [WSW17]. Le détecteur proposé permet de construire une carte grâce à la connectivité de l'arrière-plan et ensuite permet de repérer l'objet mobile. Mais d'abord le filtre de Kalman est utilisé pour prédire une localisation grossière de la cible. Ensuite, le détecteur est utilisé pour repérer la cible avec précision.

2.2.2 L'estimation des états des cibles

Le but de cette étape est d'estimer la vitesse et la position des cibles. Récupérer ces paramètres est essentiel pour l'étape suivante, puisque la trajectoire du drone sera directement liée aux trajectoires des cibles.

Dans [Rua09], la position de la cible est estimée grâce à l'altitude du drone et l'angle de sa caméra. En effet, le drone est équipé de capteurs, d'un GPS et d'autres équipements qui permettent de mesurer à bord son altitude, sa position et sa vitesse. Également dans [Wan+14], les états de la cible sont estimés en tenant compte, d'une part de l'angle de la caméra et d'autre part des coordonnées du drone.

Dans [Wan+14; WSW17], le filtre de kalman est utilisé également pour estimer les états des cibles mobiles au sol. Le filtre de Kalman ou KF (Kalman Filter) est un algorithme comprenant deux phases : la prédiction et la correction. Dans la phase de prédiction, l'état courant est estimé en fonction de l'état à l'instant précédent. Dans la phase de correction, la prédiction est corrigée à l'aide de mesures faites à l'instant courant dans le but d'obtenir une estimation plus précise.

La version étendue du filtre de kalman ou EKF (Extended Kalman Filter) est utilisée dans [FSP15] pour estimer l'état des cibles. EKF a le même principe de fonctionnement que KF mais c'est un estimateur qui est adapté à un système non linéaire contrairement à KF qui est adapté à un système linéaire. En effet les trajectoires des cibles sont complexes et dynamiques avec des changements d'accélération, donc il est impossible d'utiliser des systèmes linéaires pour modéliser ces trajectoires [CZR05].

2.2.3 L'ajustement de la trajectoires des drones

Pour cette étape, il s'agit de garder les cibles dans le champ de vision des drones, ces derniers doivent donc ajuster leurs trajectoires en fonction de celles des cibles mobiles.

Dans [FSP15], l'ajustement de la trajectoire du drone est fait de façon que le drone ait, dans son champ de vision, le plus grand nombre de cibles.

Dans [Rua09], pour générer la trajectoire du drone, l'idée est de garder constante la distance horizontale entre la projection de sa position et la position de la cible au sol. Pour cette étude, les auteurs considèrent un cercle ayant, comme centre, la position de la cible et ayant, comme rayon, la distance désirée entre le drone et la cible. La direction et la vitesse du drone sont ainsi calculées en fonction de la projection de sa position sur le sol. Si le drone est à l'extérieur du cercle, il adapte sa direction et accélère pour rattraper la cible. Si le drone est à l'intérieur du cercle, il garde sa même direction et diminue de vitesse pour attendre la cible.

Dans [Wan+14], pour poursuivre une cible mobile par un drone, une méthode a été proposée pour générer une trajectoire circulaire du drone qui a des ailes fixes, et qui a une altitude et une vitesse constantes.

Dans [SP15], des algorithmes d'optimisation de la trajectoire du drone ont été proposés pour maximiser le temps d'observation d'une cible mobile au sol.

2.2.4 Conclusion

Pour la suite de notre travail, nous choisissons de commencer par étudier la surveillance d'une cible mobile en utilisant un seul drone. Pour cela, nous supposons que la détection de la cible est toujours possible, nous choisissons la version étendue du filtre de kalman pour faire l'estimation des états de la cible mobile puisqu'il est adapté à un système non linéaire. Finalement nous choisissons de proposer des méthodes d'ajustement de la trajectoire des drones pour permettre à la fois de garder la cible dans le champ de vision du drone et réduire sa consommation d'énergie.

Nous choisissons après, de travailler sur un scénario plus complexe à savoir le suivi de plusieurs cibles par plusieurs drones. Ce cas là peut être appliqué à plusieurs applications de surveillances : la surveillance d'évènements sportifs, la surveillance de zones sinistrées, la surveillance de zones sensibles pour détecter les intrusions, la surveillance du trafic routier, etc.

L'application de surveillance du trafic routier est particulièrement intéressante en raison des besoins de plus en plus nombreux de réguler le trafic dans les grandes villes où le nombre de véhicules ne cesse d'augmenter. Dans ce cas-là, les véhicules seront les cibles mobiles et les comportements suspects que les drones vont identifier seront les infractions, les accidents et les congestions.

2.3 Application de la surveillance du trafic routier

2.3.1 Introduction

L'application de la surveillance du trafic routier a pour objectif de détecter les infractions par exemple les excès de vitesse et de réguler le trafic. La régularisation du trafic peut être faite en temps réel ou temps différé.

Parmi les mesures prises en temps réel nous citons : envoi de notifications aux conducteurs, guidage vers des chemins alternatifs en cas de congestion détectée, envoi de notifications aux secours pour qu'ils interviennent rapidement en cas d'accidents détectés.

Pour les mesures prises en temps différé, il s'agit essentiellement de la réorganisation des panneaux de signalisation et des feux rouges après avoir collecté des informations par rapport à l'utilisation des routes.

Pour réaliser la mission de surveillance, les drones suivent un processus constitué de trois phases. Dans un premier temps, ils survolent les routes et ajustent leurs trajectoire de manière efficace. Dans un deuxième temps, ils collectent des informations pertinentes à propos des véhicules tels que les identifiants, les vitesses et les positions, et ils détectent les événements par exemple les congestions, des excès de vitesse et les accidents. Dans un troisième temps, ils transmettent ces informations à un point central.

2.3.2 Les systèmes de surveillances

Les systèmes de surveillance peuvent être soit fixes, soit mobiles.

Les systèmes fixes sont constitués de dispositifs placés à des endroits fixes. Parmi les dispositifs fixes il y a les caméras de surveillance, les radars, les capteurs et les détecteurs [Pur05 ; Led08].

Ces dispositifs ont une couverture limitée. En effet, ils sont utiles qu'à des points particuliers et peuvent collecter beaucoup d'informations par rapport aux véhicules tels que leurs vitesses, nombres et caractéristiques. Leurs coûts de mise en place et de maintenance sont élevés et ils sont généralement affectés par les mauvaises conditions météorologiques.

Pour les systèmes mobiles il s'agit des satellites et des drones. Les satellites permettent aussi de collecter beaucoup d'information par rapport aux véhicules [EF10 ; KK15 ; Kha+17]. Mais la nature transitoire des satellites rend difficile l'obtention d'images permettant une surveillance continue du trafic routier. De plus, lorsqu'il fait mauvais temps, les nuages rendent les images de mauvaise qualité.

Du fait que les drones sont équipés de caméras, de capteurs, et de détecteurs et qu'ils sont mobiles, ils sont devenus la nouvelle tendance pour la surveillance du trafic routier [PVK07 ; CDO07 ; ROD07]. L'utilisation de systèmes de surveillance mobiles fondés sur les drones présente plusieurs avantages [Coi+04] :

- La couverture d'une vaste zone
- La mise en œuvre rentable, rapide et sûre
- Le déploiement dans les cas de conditions dangereuses
- La possibilité d'accéder à des emplacements précis
- La capacité de vol stationnaire
- Une vitesse plus élevée que celle des véhicules
- Le caractère temps réel qui peut être assuré

2.3.3 Mobilité des drones pour la surveillance du trafic

Pour l'application de surveillance du trafic routier, beaucoup de méthodes existantes permettent de gérer le déplacement des drones [RKK16 ; RRS16 ; BVG17 ; Ros+09]. L'idée principale est de définir les trajectoires des drones à l'avance par des points d'intérêt fixes. Ces points d'intérêt fixes peuvent être des intersections où il y a beaucoup de trafic, des zones critiques ou des positions de capteurs placés au sol qui ont pour rôle de collecter des données. Les drones se déplacent d'un point d'intérêt fixe à un autre pour obtenir des informations sur le trafic et sur les véhicules.

Un ou plusieurs drones sont déployés pour collecter des données auprès des multiples capteurs placés sur les routes [RKK16 ; RRS16]. Les drones survolent les capteurs, établissent des connexions avec eux, et récupèrent les données collectées par ces capteurs. Dans [RKK16], le but est de poursuivre des intrus sur un réseau routier. Cela implique que les drones doivent détecter des intrus, élaborer un plan pour agir en fonction de cette détection et exécuter ce plan, le tout sans intervention humaine. Dans [RRS16], le but est de réagir rapidement et en temps réel à des situations qui surviennent sur le réseau routier. Les drones analysent le trafic, repèrent les problèmes et prennent les décisions adéquates.

Dans d'autres systèmes, un seul drone doté de capacités de traitement d'image mesure les paramètres pertinents des véhicules [BVG17 ; Ros+09]. Dans [BVG17], les auteurs ont présenté une méthodologie permettant d'extraire les trajectoires et les vitesses de véhicules. Cette méthode proposée, présente des erreurs de positionnement de véhicules comprise entre $0,54m$ et $0,55m$ et des erreurs d'estimation

de la vitesse des véhicules comprise entre 3,57% et 3,96%. Dans [Ros+09], pour surveiller le trafic routier, le drone qui est équipé de caméra et de processeurs, détecte les routes et les véhicules et poursuit ces derniers. Les données du trafic sont obtenues avec une précision allant jusqu'à 79%.

2.3.4 Détection des évènements de la route

Pour détecter les évènements qui se produisent sur les routes, l'idée principale est d'analyser le comportement des véhicules. Pour chaque type d'évènement, il s'agit d'examiner des paramètres précis relatifs aux véhicules. Parmi les paramètres à examiner nous avons : la vitesse des véhicules, la direction dans laquelle ils se déplacent, et leur nombre dans une zone donnée.

Ainsi, la vitesse des véhicules va nous renseigner s'il y a dépassement de la vitesse autorisée ou non. Le nombre de véhicules dans une zone et leur vitesse sont les deux paramètres essentiels qui indiquent s'il y a congestion ou non.

2.3.4.1 Détection de congestion

Les questions de détections de collisions ont été abordées dans [Pat+16 ; PTN07 ; AHS17]. Dans une première catégorie de ces approches, les véhicules sont d'abord regroupés, puis pour chaque groupe le nombre et la vitesse des véhicules sont comparés à des seuils pour détecter s'il y a congestion ou non. Dans une deuxième catégorie, les routes sont découpées en segments, puis, pour chaque segment, le nombre et la vitesse des véhicules sont comparés à des seuils pour identifier s'il y a congestion.

Dans [Pat+16], il s'agit de proposer des chemins alternatifs aux utilisateurs de la route pour éviter les congestion détectées. D'abord, les véhicules sont regroupés en utilisant l'algorithme de K-Means pour déterminer s'il y a congestion ou non et ceci dans chaque groupe. Ensuite, en cas de congestion, l'algorithme de Dijkstra est utilisé pour trouver un chemin alternatif, le plus court, vers la destination de l'utilisateur.

Dans [PTN07], pour déterminer s'il y a des congestions, l'idée est de diviser la route en plusieurs segments et de calculer le vitesse moyenne et le nombre moyen de véhicules pour chaque segments. La précision de la détection des congestions est entre 75.43% et 88.79%.

Le but dans [AHS17] est de détecter les congestions en se basant sur la densité du trafic. En effet, l'idée est de mesurer l'évolution du flux de trafic entre les segments de route et regarder s'il y a un flux de trafic anormal.

2.3.4.2 Détection précoce de congestion

D'autres études traitent la détection précoce de la congestion en ayant recours à des techniques d'apprentissages. Le but est de détecter les congestions avant qu'elles ne se produisent pour les éviter.

L'apprentissage automatique est utilisé pour comprendre la structure des données et pour les intégrer dans des modèles. Ces modèles sont compris et utilisés tour par les utilisateurs. Les algorithmes d'apprentissage automatique permettent aux ordinateurs, d'abord, d'analyser des données, ensuite, de construire des modèles à partir de ces données et enfin, d'automatiser les processus de prise de décision en fonction des données saisies.

Il faut donc faire de l'apprentissage sur le trafic passé pour prédire le futur trafic et identifier les endroits où les congestions vont se produire [Mor+16 ; Fou+17 ; AM16 ; El +15].

Le but dans [Mor+16] est de contrôler les congestions et d'atténuer le trafic dans son ensemble. Le volume du trafic futur est prédit en fonction du trafic passé et actuel. La précision de prédiction du flux du trafic est d'environ 92 – 98%.

Le but dans [Fou+17] est de prédire à court terme les congestions et de diriger le trafic vers d'autres chemins les plus appropriés. Ici une méthode est proposée où chaque noeud prédit son propre état de congestion en temps réel, en fonction de l'état de congestion des noeuds voisins. Cette méthode est appropriée surtout pour les noeuds nouvellement installés puisque aucune donnée du trafic passé n'est requise.

Dans [AM16], le but est d'éviter les congestions et les accidents. Des techniques d'exploitation de données et des techniques d'analyse ont été appliquées. L'analyse des données est effectuée au niveau d'un point central, en combinant les données historiques et les données reçues en temps réel par des véhicules circulant sur la route.

Dans [El +15], le but est de détecter les mauvais comportements des véhicules. Par exemple lorsqu'ils dépassent la vitesse autorisée ou lorsque leurs vitesse est en dessous de la limite inférieur de la vitesse fixée. Les auteurs ont proposé une méthode coopérative qui permet d'agréger plusieurs jugements des situations rencontrées et d'avoir des décisions coopératives, et de bénéficier de l'expérience acquise grâce à une phase d'apprentissage.

2.3.5 Conclusion

Pour notre étude, nous choisissons de travailler sur l'application de la surveillance du trafic routier en utilisant plusieurs drones.

Nous choisissons de proposer des méthodes de gestion de la mobilité des drones pour garder le plus de cibles dans leurs champs de visions, pour détecter le plus d'événements et pour réduire leur consommation d'énergie. En effet, dans les méthodes existantes, les trajectoires des drones sont prédéfinies à l'avance ce qui empêche les drones de s'adapter aux événements rencontrés. Pour les processus de détection des événements de la route à savoir les congestions et excès de vitesse, nous choisissons de se fonder sur les processus déjà existants dans la littérature tout en apportant des améliorations.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'application de surveillance de cibles mobiles et les différentes étapes pour réaliser cette mission. Nous avons introduit par la suite l'application de surveillance du trafic routier et les solutions proposées dans la littérature pour réaliser cette mission, à savoir les systèmes de surveillance fixes et mobiles. Nous avons présenté aussi les méthodes utilisées pour gérer la mobilité des drones pour l'application de surveillance du trafic routier, ainsi que les processus de détection des événements de la route.

Dans ce chapitre, nous avons fait aussi des choix concernant les contributions qu'on veut faire. Nous avons choisi d'étudier le cas le plus simple de l'application de surveillance de cibles mobiles à savoir une cible et un drone, puis nous avons choisi d'étudier un cas plus complexe à savoir plusieurs cibles et plusieurs drones. Nous avons choisi d'agir sur la gestion de la mobilité des drones et sur leur consommation d'énergie.

Nous allons présenter, dans le chapitre suivant, l'étude que nous avons faite sur la surveillance d'une seule cible mobile par un seul drone. Pour cette étude nous allons nous focaliser sur la gestion de la mobilité du drone et sur sa consommation d'énergie.

Chapitre 3

Surveillance d'une cible mobile par un drone

Ce chapitre a été développé à partir de l'article [Eli+17].

Contents

3.1	Introduction	34
3.2	Modèle du système	34
3.3	Poursuite de cibles mobiles	35
3.3.1	Première étape : détection de la cible	35
3.3.2	Deuxième étape : estimation de l'état de la cible	35
3.3.3	Troisième étape : ajustement de la trajectoire du drone	36
3.4	Gestion de la mobilité du drone	36
3.4.1	Principe de la méthode des trois zones	37
3.4.2	Algorithme de la méthode des trois zones	39
3.5	Évaluation de performance par simulation	41
3.5.1	Évaluation de la continuité du suivi de la cible en utilisant la méthode des trois zones	42
3.5.1.1	Mouvement rectiligne à vitesse constante	44
3.5.1.2	Mouvement rectiligne à vitesse variable	44
3.5.1.3	Mouvement non rectiligne à vitesse constante	46
3.5.1.4	Mouvement non rectiligne à vitesse variable	47
3.5.1.5	Étude de l'influence de la vitesse maximale du drone	49
3.5.1.6	Conclusion	52
3.5.2	Évaluation de la consommation d'énergie du drone en utilisant la méthode des trois zones	52
3.5.2.1	Impact du rapport entre la dimension de la zone autorisée et la dimension de la zone de correction sur la consommation d'énergie due aux mouvements	54
3.5.2.2	Comparaison entre la méthode des trois zones et des méthodes existantes en terme de consommation d'énergie due aux mouvements du drone	56
3.5.2.3	Consommation d'énergie du drone due à la communication	59
3.6	Conclusion	60

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, l'objectif est de proposer une solution pour assurer le suivi continu d'une cible mobile, en utilisant un seul drone, et en économisant l'énergie consommée par le drone.

3.2 Modèle du système

Notre système est composé d'un seul drone U et d'une seule cible mobile C . Nous avons choisi un drone à ailes rotatives car il est capable de décoller et d'atterrir verticalement et de survoler des cibles statiques avec une vitesse nulle, contrairement aux drones à ailes fixes qui doivent effectuer des mouvements circulaires pour y parvenir.

Le drone est caractérisé par sa position (P_{ux}, P_{uy}) , sa vitesse (V_{ux}, V_{uy}) , son altitude A et son rayon de champ de vision R . La vitesse du drone est comprise entre une vitesse minimale V_{min} et une vitesse maximale V_{max} , avec $V_{min} = 0m/s$ vu que le drone est capable d'effectuer un vol stationnaire. L'altitude A du drone est comprise entre une altitude minimale A_{min} et une altitude maximale A_{max} .

Le rayon R du champ de vision du drone correspond au rayon du champ de vision de sa caméra, et est calculé selon l'expression (3.1)

$$R = \frac{(A \times \theta)}{2 \times CST} \quad (3.1)$$

où A est exprimée en mètre, θ est l'angle de la caméra du drone, exprimé en degré, et CST est une constante égale à 57,3. Plus l'angle θ est grand, plus le rayon R est grand. Plus l'altitude A est élevée, plus le rayon R est grand.

Nous supposons que, dès lors que la cible est dans la champ de vision du drone, elle est détectée (détection parfaite).

En revanche, des erreurs d'estimation des états de la cible (position et vitesse) peuvent survenir.

Le drone surveille la cible mobile C pendant une période d'observation T_{MAX} , divisée en intervalles de temps de durée T . L'estimation de l'état de la cible et l'ajustement de la trajectoire du drone se font à chaque intervalle T .

Nous faisons l'hypothèse qu'il n'y a pas d'obstacle, le drone n'a donc pas besoin de détecter et d'éviter des obstacles. Nous supposons également que la cible circule dans le plan 2D (l'altitude de la cible est constante et est égale à zéro) .

D'un autre coté, la cible est caractérisée par un état réel constitué par la position réelle de la cible ($P_{real_{tx}}, P_{real_{ty}}$) et par sa vitesse réelle ($V_{real_{tx}}, V_{real_{ty}}$), et par un état estimé constitué par l'estimation de la position de la cible (P_{tx}, P_{ty}) et de sa vitesse (V_{tx}, V_{ty}).

La vitesse de la cible est comprise entre une vitesse minimale $V_{t_{min}} = 0m/s$ et une vitesse maximale $V_{t_{max}}$, avec $V_{t_{max}} < V_{max}$.

3.3 Poursuite de cibles mobiles

La poursuite de cibles mobiles comprend trois étapes :

- la détection de la cible
- l'estimation de l'état de la cible
- l'ajustement de la trajectoire du drone

3.3.1 Première étape : détection de la cible

Détecter la cible signifie détecter sa présence dans le champ de vision du drone. Nous avons supposé qu'il est toujours possible de détecter la cible et que la détection est toujours sans erreur, et ce, quel que soit l'altitude du drone.

Dans le cas de notre étude, nous introduisons une fonction *DETECTION* qui retourne vrai si la cible est dans le champ de vision du drone et retourne faux dans le cas contraire.

3.3.2 Deuxième étape : estimation de l'état de la cible

Estimer l'état de la cible signifie estimer ses paramètres : sa vitesse, sa position et sa direction de mouvement.

Dans notre cas, les trajectoires de la cible comportent des changements de vitesse et de direction. Ces changements ne sont pas linéaires. Pour estimer l'évolution des trajectoires nous avons choisi une méthode adaptée à la non linéarité du système fondée sur la version étendue du filtre de Kalman (EKF).

L'EKF est utilisé ici pour prédire et corriger les états de la cible. Dans un premier temps, l'état courant de la cible est prédit en fonction de son état précédent. Dans un second temps, les mesures effectuées de l'état courant de la cible sont utilisées pour corriger la prédiction de son état courant.

Les équations de EKF sont :

$$x(k) = f[x(k-1)] + w(k-1) \quad (3.2)$$

$$z(k) = h[x(k)] + v(k) \quad (3.3)$$

Le vecteur d'état prédit est noté $x(k)$ (positions et vitesse), avec $x(k) = (P_{tx}(k), P_{ty}(k), V_{tx}(k), V_{ty}(k))$, $f[x(k)]$ est une fonction qui prédit l'état à l'instant k en fonction de l'état à l'instant $k-1$, $w(k)$ est un bruit gaussien qui représente les erreurs du système et dont la matrice de covariance est diagonale et de variance σ_w^2 . L'équation (3.2) est l'équation d'état utilisée pour prédire l'état.

Le vecteur des états mesurés est noté $z(k)$, avec $z(k) = (P_{real_{tx}}(k), P_{real_{ty}}(k), V_{real_{tx}}(k), V_{real_{ty}}(k))$, $h[x(k)]$ est une fonction qui associe des mesures aux vecteurs d'état. Le bruit $v(k)$ est un bruit gaussien qui représente les erreurs de détection et dont la matrice de covariance est diagonale et de variance σ_v^2 . L'équation (3.3) est l'équation de mesure employée pour calculer les mesures de l'état prédit.

Dans le cas de notre étude, pour simplifier, nous introduisons une fonction *ESTIMATION* qui utilise l'algorithme EKF pour l'estimation de la position et de la vitesse de la cible.

Cette fonction prend en paramètre la position estimée de la cible à l'instant précédant $k-1$: $(P_{tx}(k-1), P_{ty}(k-1))$ et la position mesurée de la cible à l'instant courant k : $(P_{real_{tx}}(k), P_{real_{ty}}(k))$. En sortie, cette fonction donnera la position $(P_{tx}(k), P_{ty}(k))$ et la vitesse $(V_{tx}(k), V_{ty}(k))$ estimées à l'instant courant k .

3.3.3 Troisième étape : ajustement de la trajectoire du drone

A ce niveau là, nous disposons d'une estimation de l'état de la cible. Il est maintenant nécessaire de développer une méthode pour ajuster les états du drone en fonction des états estimés de la cible. C'est l'objet de notre contribution qui va être détaillé dans la section suivante.

3.4 Gestion de la mobilité du drone

La solution la plus intuitive est de garder la cible au centre du champ de vision du drone. Cette solution génère beaucoup de déplacements inutiles. En effet, il n'est pas nécessaire de garder la cible exactement au centre du champ de vision du drone, il suffit juste de s'assurer qu'elle reste sous la couverture du drone.

Par exemple, si la cible se déplace sur une route rectiligne et alterne entre la voie de gauche et la voie de droite, le drone n'a pas besoin de faire la même chose pour garder la cible exactement au centre de son champ de vision, il peut garder un mouvement rectiligne.

Donc, notre idée est de proposer une méthode de mobilité du drone pour optimiser ses déplacements. Cette méthode permettra de garder la cible dans le champ de vision du drone et permettra de minimiser la consommation en énergie du drones vu que la consommation d'énergie est directement liée aux mouvements du drone.

Dans la littérature on trouve deux approches utilisées pour la poursuite de cibles mobiles, les auteurs ne considèrent que deux zones dans lesquelles les cibles peuvent se retrouver, à savoir l'intérieur ou l'extérieur du champ de vision du drone [Gom+13]. La première approche consiste à garder la cible exactement au centre du champ de vision du drone. Dans ce premier cas le drone fait beaucoup d'ajustements mais le risque de perdre de vue la cible est limité. Dans la deuxième approche le drone n'ajuste sa position que lorsque la cible sort de son champs de vision. Cette méthode limite le nombre de déplacement du drone mais limite également la couverture de la cible.

Nous proposons donc une méthode qui considère une zone intermédiaire qui sera une zone de correction, pour permettre de limiter les déplacements du drone et de limiter le risque de perdre en vue la cible.

3.4.1 Principe de la méthode des trois zones

Nous avons proposé une méthode fondée sur trois zones que nous avons appelé "la méthode des trois zones", en effet nous avons introduit une zone intermédiaire. Les trois zones sont : la zone autorisée, la zone de correction et la zone re-détection. La figure 3.1 illustre les trois zones.

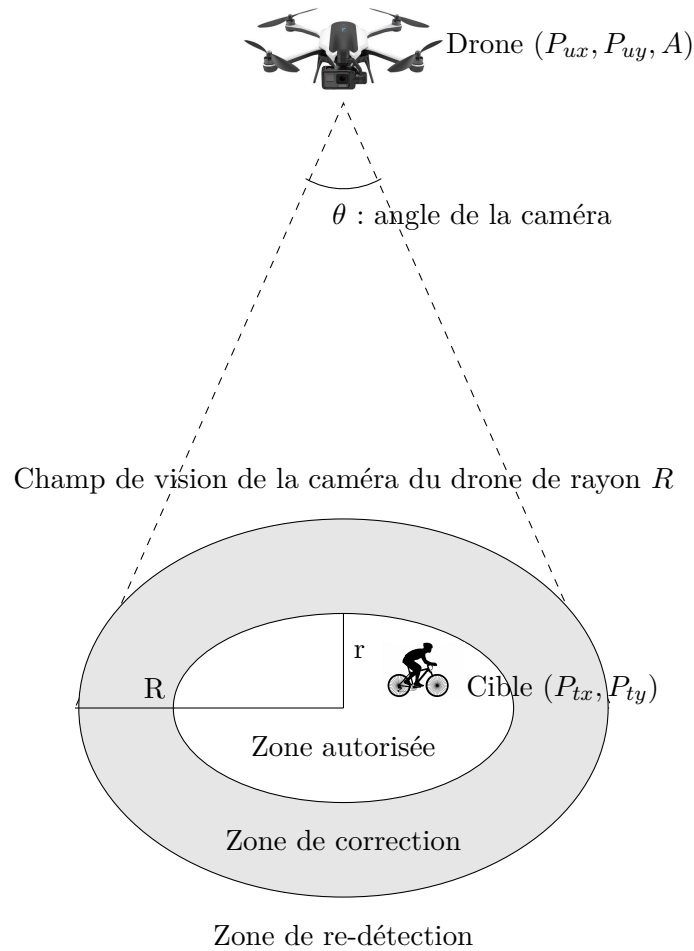


FIGURE 3.1 – Les zones d’ajustements.

- La zone autorisée est la zone ayant comme centre le centre du champ de vision du drone et dont le rayon (r) est strictement inférieur au rayon du champ de vision du drone. Lorsque la cible est dans la zone autorisée, le drone n’ajuste ni sa vitesse, ni son altitude, il n’ajuste que sa position.
- La zone de correction est la zone dont le rayon se situe entre le rayon de la zone autorisée et le rayon (R) du champ de vision du drone. Lorsque la cible est dans la zone de correction, le drone n’ajuste pas son altitude, il ajuste sa position et sa vitesse. Si la cible est dans cette zone, c’est qu’elle commence à s’éloigner du drone, ce dernier doit donc s’ajuster pour la garder dans son champ de vision.
- La zone de re-détection est la zone en dehors du champ de vision du drone. Lorsque la cible rentre dans cette zone elle n’est plus dans le champ de vision du drone. Le drone augmente son altitude de façon progressive pour avoir plus de vision et détecter à nouveau la cible, et en

parallèle il ajuste sa position et sa vitesse. Lorsque la cible est à nouveau sous la couverture du drone, il descend de façon progressive jusqu'à atteindre l'altitude initiale (minimale).

En conclusion, notre méthode permet d'adapter le degré des ajustements faits par le drone en fonction de l'emplacement de la cible par rapport à son champ de vision. En effet, le but est d'assurer à la fois le suivi d'une cible mobile et de diminuer la consommation en énergie du drone en évitant les déplacements inutiles.

3.4.2 Algorithme de la méthode des trois zones

L'ajustement des paramètres de mobilité du drone (position, vitesse, altitude) en fonction des paramètres de mobilité la cible c se fait suivant l'algorithme présenté plus bas (Algorithme 1).

Dans cet algorithme, pendant la durée de simulation T_{max} :

- Si la cible c est détectée et si la distance d entre la position estimée de la cible et la projection de la position du drone (P_{ux}, P_{uy}) est inférieure à r , le drone conservera sa vitesse (V_{ux}, V_{uy}) .
- Si la cible est détectée et si d est comprise entre r et R , le drone mettra à jour sa vitesse et sa position (P_{ux}, P_{uy}) avec les valeurs estimées de la vitesse (V_{tx}, V_{ty}) et de la position (P_{tx}, P_{ty}) de la cible. Pour rejoindre la cible, la vitesse du drone ne dépasse pas V_{max} .
- Si la cible n'est pas détectée, c'est à dire quelle est en dehors du champ de vision du drone, le drone mettra à jour sa vitesse, sa position et son altitude A .

Le drone met à jour son altitude pour avoir à nouveau la cible dans son champ de vision. La nouvelle altitude est atteinte par incréments successifs, par unité (*unit*), exprimée en mètre, et elle ne dépasse jamais l'altitude maximale A_{max} . Puis, lorsque la cible est à nouveau sous la couverture du drone, il met à jour sa vitesse et sa position, et retourne à l'altitude minimale A_{min} par décréments successifs (par *unit*). Le drone ne dépasse pas la vitesse V_{max} .

En revanche, lorsque l'altitude maximale du drone est atteinte et que la cible n'est toujours pas sous la couverture du drone, il garde l'altitude maximale et il vole à la vitesse maximale en gardant sa même direction de mouvement pour essayer de retrouver la cible.

Algorithme 1 : Suivi d'une cible mobile en utilisant un drone

Input : $r, R, A, d, (P_{tx}, P_{ty}), (P_{real_{tx}}, P_{real_{ty}}), (P_{ux}, P_{uy}), (V_{ux}, V_{uy}), (V_{tx}, V_{ty}), T_{max}, A_{max}, A_{min}, V_{max}, T, unit$
for $i = 2$ **to** T_{max} **do**
 $(V_{ux}(i), V_{uy}(i)) \leftarrow (V_{ux}(i-1), V_{uy}(i-1))$
 $(P_{ux}(i), P_{uy}(i)) \leftarrow (P_{ux}(i-1) + T \times V_{ux}(i), P_{uy}(i-1) + T \times V_{uy}(i))$

 ESTIMATION $((P_{tx}(i-1), P_{ty}(i-1)), (P_{real_{tx}}(i), P_{real_{ty}}(i))) = ((P_{tx}(i), P_{ty}(i)), (V_{tx}(i), V_{ty}(i)))$
 $d = \sqrt{(P_{tx}(i) - P_{ux}(i))^2 + (P_{ty}(i) - P_{uy}(i))^2}$
if *DETECTION* (cible) = *True* **then**
if $d < r$ **then**
 $(V_{ux}(i), V_{uy}(i)) \leftarrow (V_{ux}(i-1), V_{uy}(i-1))$
 $(P_{ux}(i), P_{uy}(i)) \leftarrow (P_{ux}(i-1) + T \times V_{ux}(i), P_{uy}(i-1) + T \times V_{uy}(i))$
end
if $r \leq d \leq R$ **then**
if $(V_{tx}(i), V_{ty}(i)) \leq V_{max}$ **then**
 $(V_{ux}(i), V_{uy}(i)) \leftarrow (V_{tx}(i), V_{ty}(i))$
 $(P_{ux}(i), P_{uy}(i)) \leftarrow (P_{tx}(i), P_{ty}(i))$
end
if $(V_{tx}(i), V_{ty}(i)) > V_{max}$ **then**
 $(V_{ux}(i), V_{uy}(i)) \leftarrow V_{max}$
 $(P_{ux}(i), P_{uy}(i)) \leftarrow (P_{ux}(i-1) + T \times V_{ux}(i), P_{uy}(i-1) + T \times V_{uy}(i))$
end
end
end
if *DETECTION* (cible) = *False* **then**
do
 $A(i) \leftarrow A(i) + unit$
while (*DETECTION* (cible) = *False*) & $(A(i) \leq A_{max})$ & $(V_{tx}(i), V_{ty}(i)) \leq V_{max}$
if (*DETECTION* (cible) = *True*) & $(A(i) \leq A_{max})$ **then**
if $(V_{tx}(i), V_{ty}(i)) \leq V_{max}$ **then**
 $(V_{ux}(i), V_{uy}(i)) \leftarrow (V_{tx}(i), V_{ty}(i))$
 $(P_{ux}(i), P_{uy}(i)) \leftarrow (P_{tx}(i), P_{ty}(i))$
end
if $(V_{tx}(i), V_{ty}(i)) > V_{max}$ **then**
 $(V_{ux}(i), V_{uy}(i)) \leftarrow V_{max}$
 $(P_{ux}(i), P_{uy}(i)) \leftarrow (P_{ux}(i-1) + T \times V_{ux}(i), P_{uy}(i-1) + T \times V_{uy}(i))$
end
do
 $A(i) \leftarrow A(i) - unit$
while $(A(i) \geq A_{min})$ & $(V_{tx}(i), V_{ty}(i)) \leq V_{max}$
end
if (*DETECTION* (cible) = *False*) & $(A(i) \leq A_{max})$ **then**
 $(V_{ux}(i), V_{uy}(i)) \leftarrow V_{max}$
 $(P_{ux}(i), P_{uy}(i)) \leftarrow (P_{ux}(i-1) + T \times V_{ux}(i), P_{uy}(i-1) + T \times V_{uy}(i))$
end
end
end

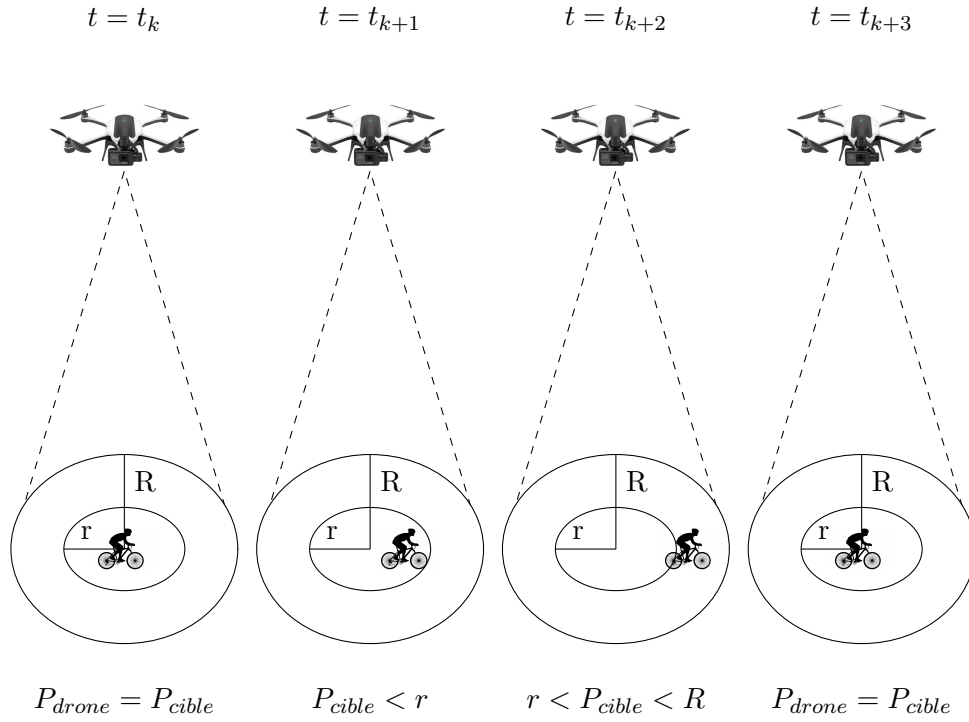


FIGURE 3.2 – Exemple de scénario d'ajustement du mouvement du drone.

La figure 3.2 illustre un scénario dans le quel nous observons comment le drone réagit en fonction de la position de la cible par rapport aux trois zones. À $t = t_k$, la cible se retrouve exactement dans le centre du champ de vision du drone ($P_{drone} = P_{cible}$). À $t = t_{k+1}$, la cible accélère mais elle reste dans la zone autorisée ($P_{cible} < r$), donc le drone n'ajustera que sa position et ne corrigera pas sa vitesse. À $t = t_{k+2}$, la cible accélère encore et se retrouve dans la zone de correction ($r < P_{cible} < R$), donc le drone corrigera cette fois sa vitesse. À $t = t_{k+3}$, la cible se retrouve à nouveau dans le centre du champ de vision du drone ($P_{drone} = P_{cible}$).

3.5 Évaluation de performance par simulation

Nous évaluons, dans cette section, les performances de notre méthode de gestion de la mobilité des drones.

Pour évaluer la continuité du suivi de la cible en utilisant notre méthode, nous choisissons les critères d'évaluation suivants :

- La distance entre la position de la cible et la position du centre du champ de vision du drone.

Ce critère va nous permettre de repérer dans quelle zone la cible se trouve et déduire si elle sort

ou non du champ de vision du drone.

- La différence entre la trajectoire de la cible et la trajectoire du drone. Ce critère va nous permettre d'observer le déplacement du drone et de le comparer par rapport au déplacement de la cible sur le plan 2D et déduire à quel point leurs trajectoires sont proches.

Pour évaluer la consommation d'énergie du drone lors de l'utilisation de notre méthode et pour comparer les performances de notre méthode avec les performances des méthodes existantes en terme de consommation d'énergie, nous choisissons le critère d'évaluation suivant :

- L'énergie restante dans la batterie du drone.

3.5.1 Évaluation de la continuité du suivi de la cible en utilisant la méthode des trois zones

Dans cette section, nous allons étudier l'influence des mouvements d'une cible mobile sur le comportement d'un drone qui a pour mission de poursuivre cette cible. Dans un premier temps, nous utilisons des mouvements de cible non réalistes (des mouvements simples et d'autres illustrant les pires cas) pour observer la réaction du drone. Pour tous les scénarios, nous supposons que le drone est en phase de croisière, c'est-à-dire que nous ne prenons pas en compte les phases de décollage et d'atterrissage.

Les paramètres de simulation sont présentés dans le tableau 3.1.

A_{min} est fixée à $60m$ pour éviter de blesser les gens et pour respecter leurs vies privées. Tout au long de la simulation ($60s$) l'altitude du drone est maintenue à A_{min} et peut atteindre au maximum A_{max} , temporairement, pour re-détecter la cible. A_{max} est fixée à $200m$ pour éviter de gêner les hélicoptères et les avions.

Initialement le drone est exactement au-dessus de la cible à une position aléatoirement choisie $(0,4)m$. Aussi, la vitesse initiale du drone sera égale à la vitesse initiale de la cible pour assurer des conditions initiales favorables de poursuite.

Le rayon r est égal à $R/3$, nous choisissons ce rapport pour valider la capacité de notre algorithme à assurer la continuité du suivi de la cible. Nous validons le choix de ce rapport par la suite en étudiant la consommation d'énergie du drone pour un rapport r/R variant de 0.1 à 0.9.

Nous avons choisi une caméra de qualité moyenne (d'angle 50 degré). Donc, dans ce cas-là, pour une altitude de $60m$, le rayon du champ de vision R sera égal à environ $27m$ et r sera égale à environ $9m$.

Les quatre types de mouvements de la cible mobile que nous étudions sont les suivants :

- Mouvement rectiligne à vitesse constante
- Mouvement rectiligne à vitesse variable
- Mouvement non rectiligne à vitesse constante
- Mouvement non rectiligne à vitesse variable

Nous calculons dans les simulations ces paramètres :

- La distance estimée : la distance entre la position estimée de la cible et la position du centre c du champ de vision du drone.
- La distance réelle : la distance entre la position réelle de la cible et la position du centre c du champ de vision du drone.
- La trajectoire estimée de la cible : la trajectoire qui utilise les positions estimées de la cible.
- La trajectoire réelle de la cible : la trajectoire qui utilise les positions réelles de la cible.
- La trajectoire générée du drone : la trajectoire qui utilise les positions du drones générées par l'algorithme proposé.

Tableau 3.1 – Paramètres de simulation pour l'évaluation de la continuité du suivi de la cible mobile

Paramètres	Valeurs
Vitesse maximale du drone (V_{max})	120 m/s
Vitesse minimale du drone (V_{min})	0 m/s
Altitude maximale du drone (A_{max})	200 m
Altitude minimale du drone (A_{min})	60 m
Unité d'ajustement de l'altitude du drone ($unit$)	5 m
Positions initiales du drone et de la cible	(0, 4) m
Vitesses initiales du drone et de la cible	(0, 5) m/s
Angle de la caméra du drone θ	50 degré
Rayon de la zone autorisée (r)	$\frac{R}{3}$ m
Variance du bruit du système (σ_w^2)	0.5
Variance du bruit de détection (σ_v^2)	1
Durée de simulation (T_{max})	60 s

3.5.1.1 Mouvement rectiligne à vitesse constante

Dans un premier scénario, nous générons une trajectoire rectiligne d'une cible avec une vitesse constante, et nous observons comment le drone réagit pour garder cette cible dans son champ de vision.

Ce premier scénario sert à mettre en évidence qu'il n'y a pas d'erreur d'estimation des paramètres de la cible et qu'il n'y a pas d'erreur dans le suivi de la cible, lorsque le mouvement est rectiligne à vitesse constante.

3.5.1.2 Mouvement rectiligne à vitesse variable

Dans ce deuxième scénario, nous gardons un mouvement rectiligne de la cible mais cette fois nous faisons varier la vitesse avec des accélérations et des décélérations. Nous appliquons des changements de vitesses brusques et d'autre moins brusques pour tester notre algorithme dans les pires cas. La figure 3.3 illustre les changements de vitesses que la cible a réellement effectués, les valeurs des vitesses estimées de la cible et les valeurs des vitesses générées du drone, pour la durée de la simulation.

Dans la figure 3.3, nous observons des différences entre la distance estimée et la distance réelle dues aux erreurs d'estimation. Nous observons également dans la figure 3.3, les instants où la cible est toujours dans la zone autorisée, les instants où la cible entre dans la zone de correction et les instants où la cible entre dans la zone de re-détection.

Lorsque la distance estimée est inférieure au rayon r de la zone autorisée, par exemple aux instants 15, 25, 35, le drone n'ajuste que sa position.

Lorsque la distance estimée est entre le rayon r de la zone autorisée et le rayon R du champ de vision du drone, par exemple aux instants 11, 13, 23, le drone ajuste sa position et sa vitesse.

Lorsque la cible se retrouve dans la zone de ré-détection, c'est-à-dire que la distance estimée est supérieure au rayon R du champ de vision du drone, par exemple aux instants 9, 52, 58, le drone ajuste sa position, sa vitesse et son altitude.

Pour ce mouvement rectiligne à vitesse variable, la valeur moyenne de la différence entre la position estimée et la position réelle de la cible est égale environ à $3.7m$.

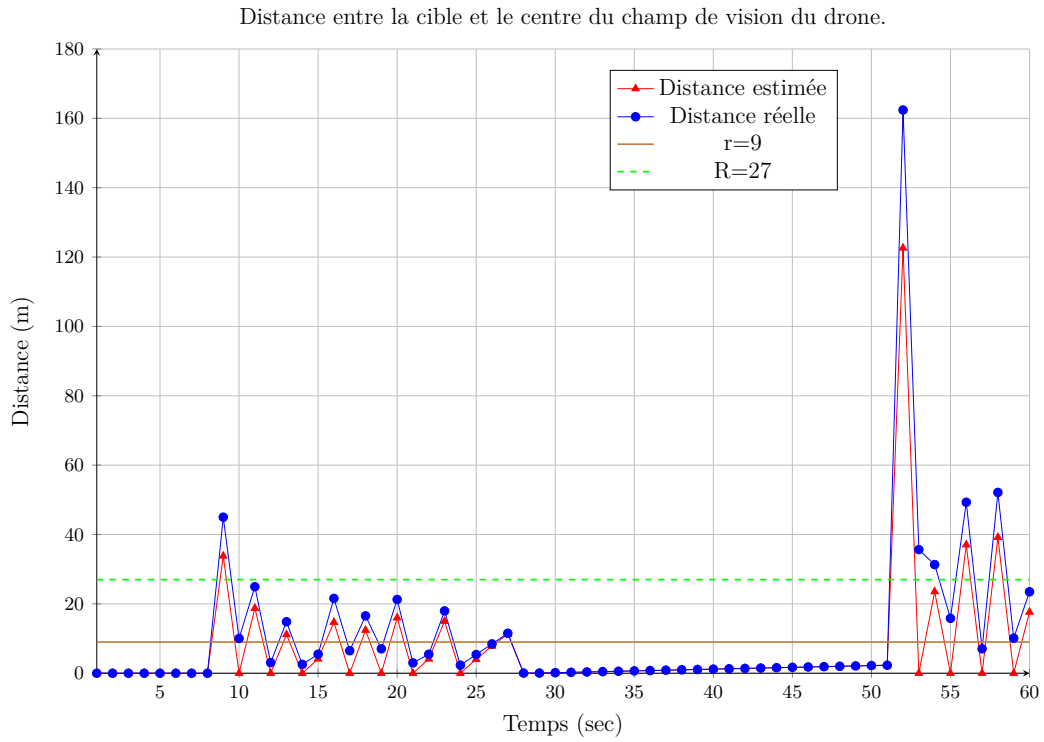


FIGURE 3.3 – Comparaison de la distance estimée et la distance réelle et positionnement par rapport aux trois zones dans le cas d'une trajectoire rectiligne de la cible avec vitesse variable.

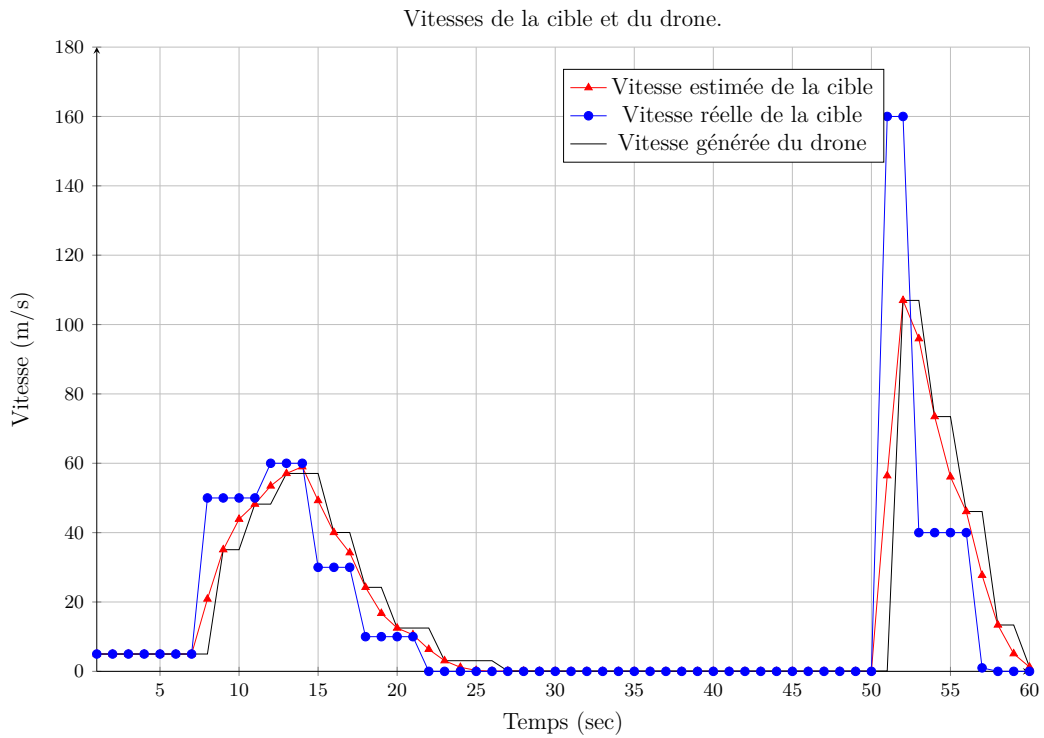


FIGURE 3.4 – Comparaison des vitesses estimée et réelle de la cible et de la vitesse générée du drone dans le cas d'une trajectoire rectiligne de la cible avec vitesse variable.

3.5.1.3 Mouvement non rectiligne à vitesse constante

Dans ce troisième scénario, la trajectoire de la cible que nous avons générée est non rectiligne avec une vitesse constante.

Dans la figure 3.5, nous observons que la distance estimée et la distance réelle ne dépassent jamais R , donc la cible se retrouve, soit dans la zone autorisée, soit dans la zone de correction. En effet, il n'y a pas eu de mouvement brusque de la cible puisque sa vitesse est maintenue constante. Donc la cible est restée dans le champ de vision du drone, et ce dernier n'a pas ajusté son altitude.

Pour ce mouvement non rectiligne à vitesse constante, la valeur moyenne de la différence entre la position estimée et la position réelle de la cible est égale environ à $0.6m$.

Lorsque la vitesse de la cible est constante, les valeurs estimées et réelles des positions de la cible sont presque identiques, ceci est confirmé par la figure 3.6. Les trajectoires estimées et réelles de la cible sont presque confondues. On remarque que l'allure de la trajectoire du drone est très proche de celle de la cible, mais un peu moins lorsque la cible change de directions. En fait, le drone ne va se rendre compte que la cible a changé de direction et qu'il doit ajuster sa trajectoire, que lorsque la cible entre dans la zone de correction.

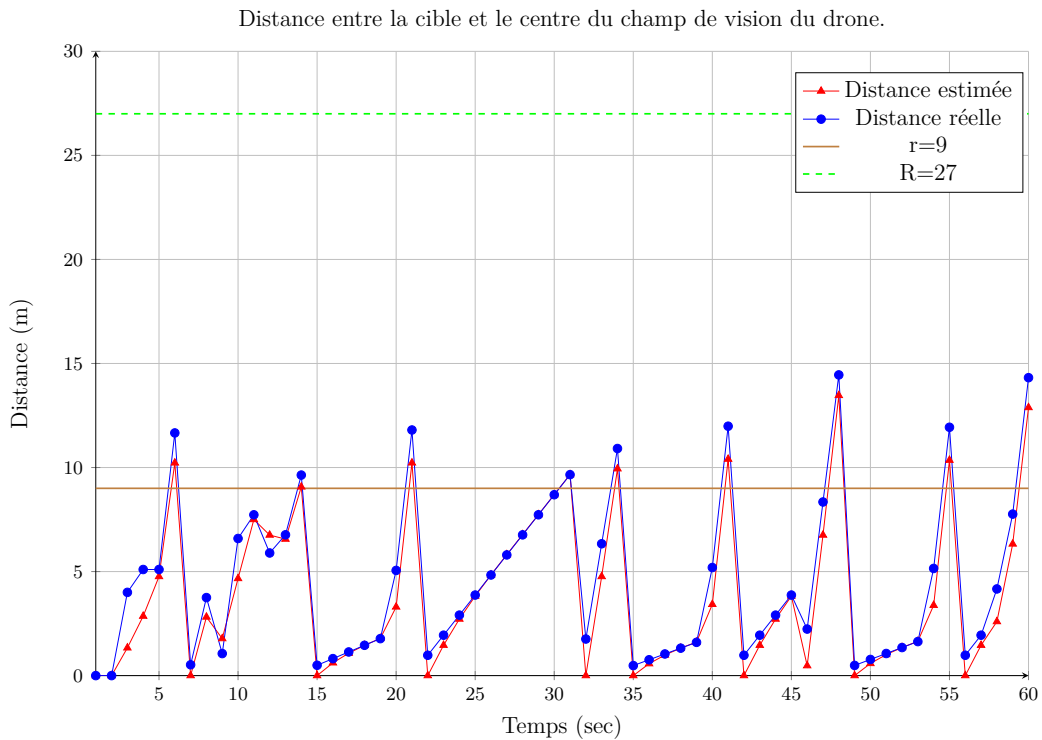


FIGURE 3.5 – Comparaison de la distance estimée et la distance réelle et positionnement par rapport aux trois zones dans le cas d'une trajectoire non rectiligne de la cible avec vitesse constante.

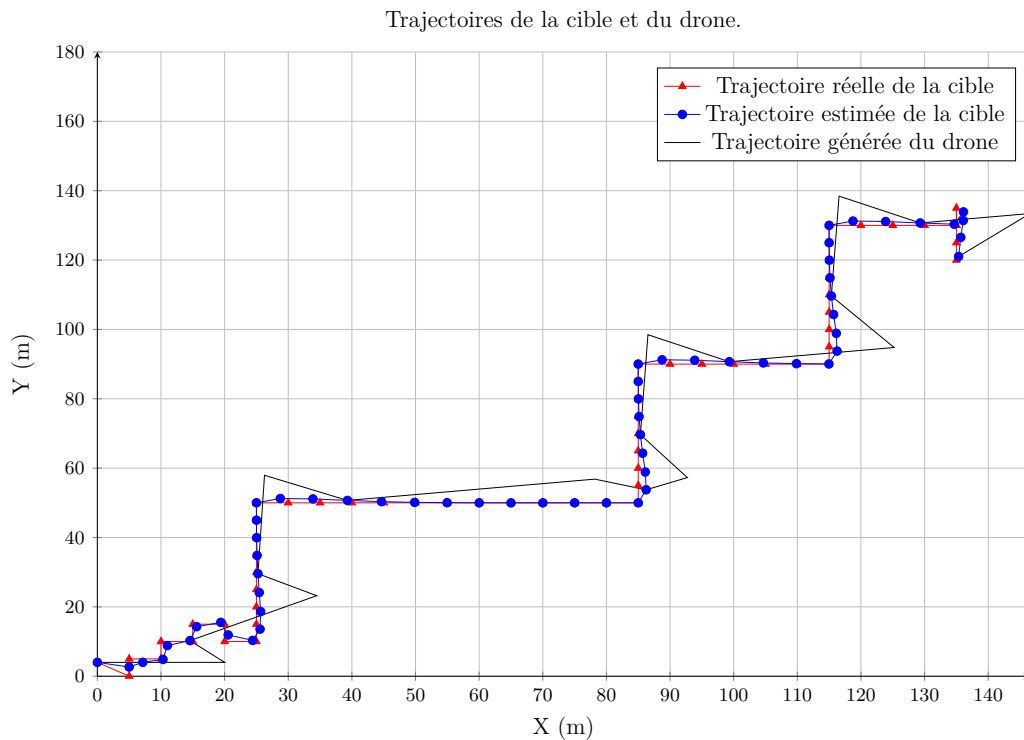


FIGURE 3.6 – Comparaison des trajectoires estimée et réelle de la cible et de la trajectoire générée du drone dans le cas d'une trajectoire non rectiligne de la cible avec vitesse constante.

3.5.1.4 Mouvement non rectiligne à vitesse variable

Ce scénario est la combinaison des scénarios précédents : la trajectoire générée de la cible est non rectiligne à vitesse variable.

Dans la figure 3.7, nous remarquons que la distance estimée et la distance réelle ont dépassé plusieurs fois R . Ce qui veut dire que la cible est entrée dans la zone de ré-détection plusieurs fois. Ceci est dû au fait que sa vitesse est variable contrairement au cas précédent où sa vitesse est constante.

Pour ce mouvement non rectiligne à vitesse variable, la valeur moyenne de la différence entre la position estimée et la position réelle de la cible est égale environ à $2.2m$.

À travers la figure 3.8, nous remarquons qu'il y a plus d'erreurs d'estimation de la position de la cible et que la trajectoire du drone n'est pas confondue avec la trajectoire de la cible contrairement au cas précédent. Ces erreurs et ces différences sont dues au mouvement de la cible qui est caractérisé par des accélérations et des décélérations.

Les accélérations et décélérations de la cible sont illustrées dans la figure 3.9. Ainsi, dans cette figure nous représentons la vitesse réelle de la cible, sa vitesse estimée et la vitesse générée du drone.

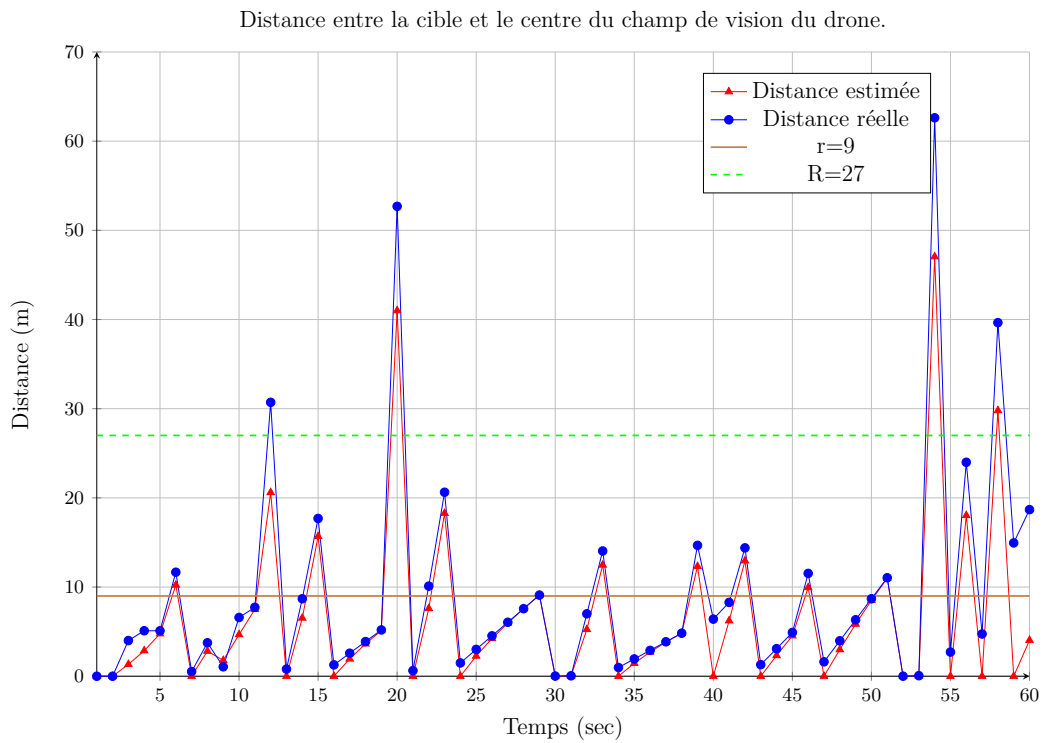


FIGURE 3.7 – Comparaison de la distance estimée et la distance réelle et positionnement par rapport aux trois zones dans le cas d'une trajectoire de la cible non rectiligne avec vitesse variable.

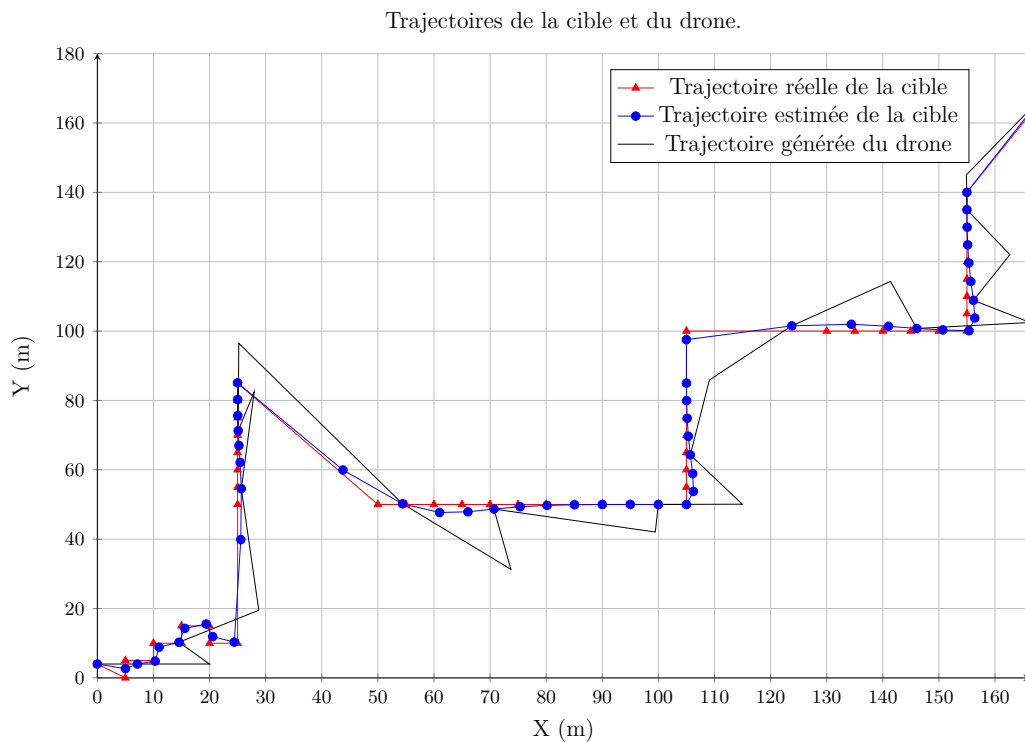


FIGURE 3.8 – Comparaison des trajectoires estimée et réelle de la cible et de la trajectoire générée du drone dans le cas d'une trajectoire non rectiligne de la cible avec vitesse variable.

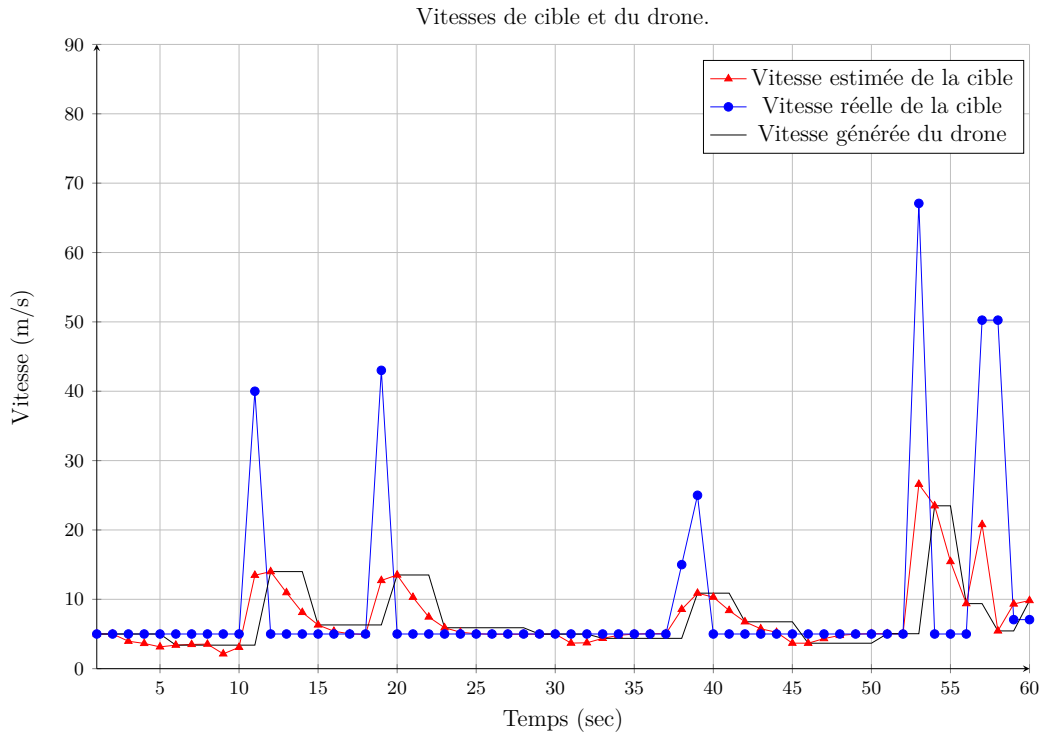


FIGURE 3.9 – Comparaison des vitesses estimée et réelle de la cible et de la vitesse générée du drone dans le cas d'une trajectoire non rectiligne de la cible avec vitesse variable.

3.5.1.5 Étude de l'influence de la vitesse maximale du drone

Nous étudions ici l'influence de la vitesse maximale du drone sur la continuité du suivi de la cible mobile.

Pour les simulations précédentes, nous avons fixé la vitesse maximale (V_{max}) du drone à $120m/s$. Pour cette partie, nous fixons d'abord V_{max} à $5m/s$ qui est une vitesse typique d'un drone Parrot. Ensuite, nous faisons des simulations avec une vitesse maximale intermédiaire ($V_{max} = 50m/s$).

Nous remarquons, que plus la vitesse maximale du drone est petite, plus le drone mets du temps pour rejoindre la cible. Donc, plus la vitesse maximale du drone est petite, plus la cible restera hors couverture du drone.

Pour un mouvement rectiligne de la cible avec vitesse variable (figure 3.3, figure 3.10, et figure 3.11), nous faisons les observations suivantes. Pour $V_{max} = 120m/s$, la cible est restée 6 secondes en dehors du champ de vision du drone. Pour $V_{max} = 50m/s$, la cible est restée 9 secondes en dehors du champ de vision du drone. Pour $V_{max} = 5m/s$, la cible est restée 24 secondes hors couverture du drone.

Pour un mouvement non rectiligne de la cible avec vitesse variable, nous faisons les observations suivantes. Pour $V_{max} = 120m/s$ et pour $V_{max} = 50m/s$, la cible est restée 7 secondes en dehors de la

couverture du drone. Pour $V_{max} = 5m/s$, la cible est restée 21 secondes en dehors de la couverture du drone.

Dans le tableau 3.2, nous présentons les proportions du temps pendant lesquelles la cible est restée en dehors du champ de vision du drone pour un mouvement rectiligne de la cible avec vitesse variable (mvt1) et pour un mouvement non rectiligne de la cible avec vitesse variable (mvt2), pour différentes valeurs de vitesses maximales du drone (V_{max}).

Les résultats deviennent satisfaisants lorsque la vitesse maximale fixée du drone s'approche de la vitesse maximale générée, lorsqu'il n'y a pas une contrainte de vitesse pour le drone, à savoir $108m/s$ pour le mouvement rectiligne de la cible avec vitesse variable et $23m/s$ pour le mouvement non rectiligne de la cible avec vitesse variable.

Tableau 3.2 – Proportions du temps pendant lesquelles la cible est hors couverture du drone

Mouvement	V_{max}	Pourcentage du temps de la non couverture de la cible
mvt1	$120m/s$	10%
mvt1	$50m/s$	15%
mvt1	$5m/s$	40%
mvt2	$120m/s$	11.66%
mvt2	$50m/s$	11.66%
mvt2	$5m/s$	35%

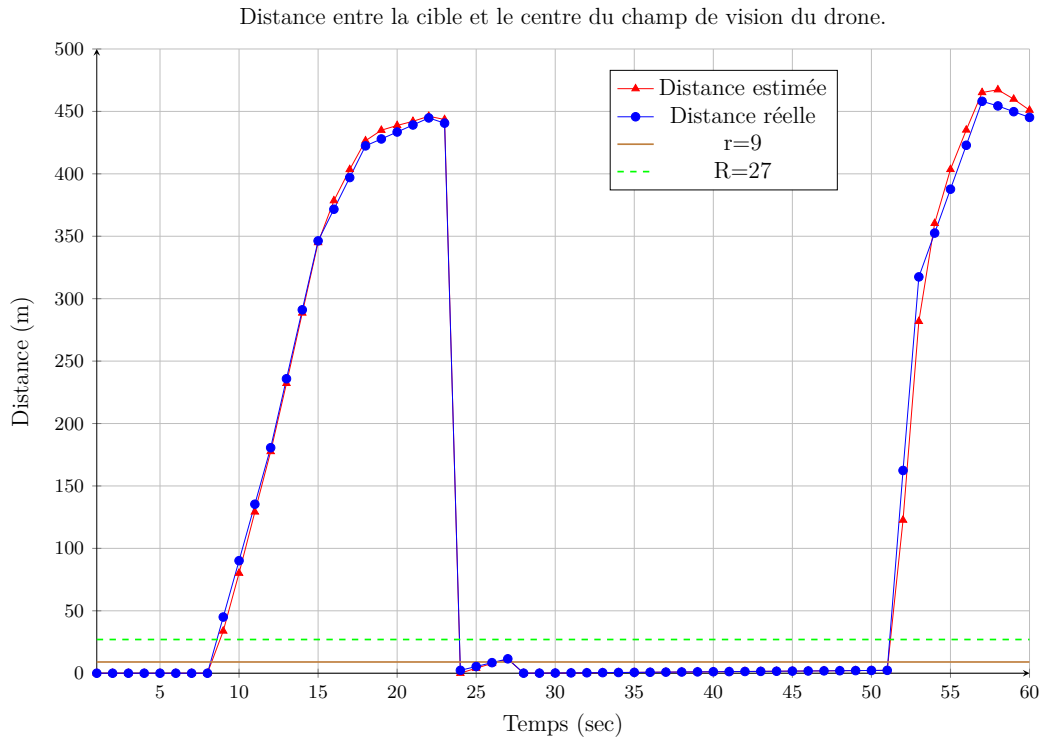


FIGURE 3.10 – Distance estimée et distance réelle et positionnement par rapport aux trois zones dans le cas d'une trajectoire rectiligne de la cible avec vitesse variable et avec $V_{max}=5$ m/s.

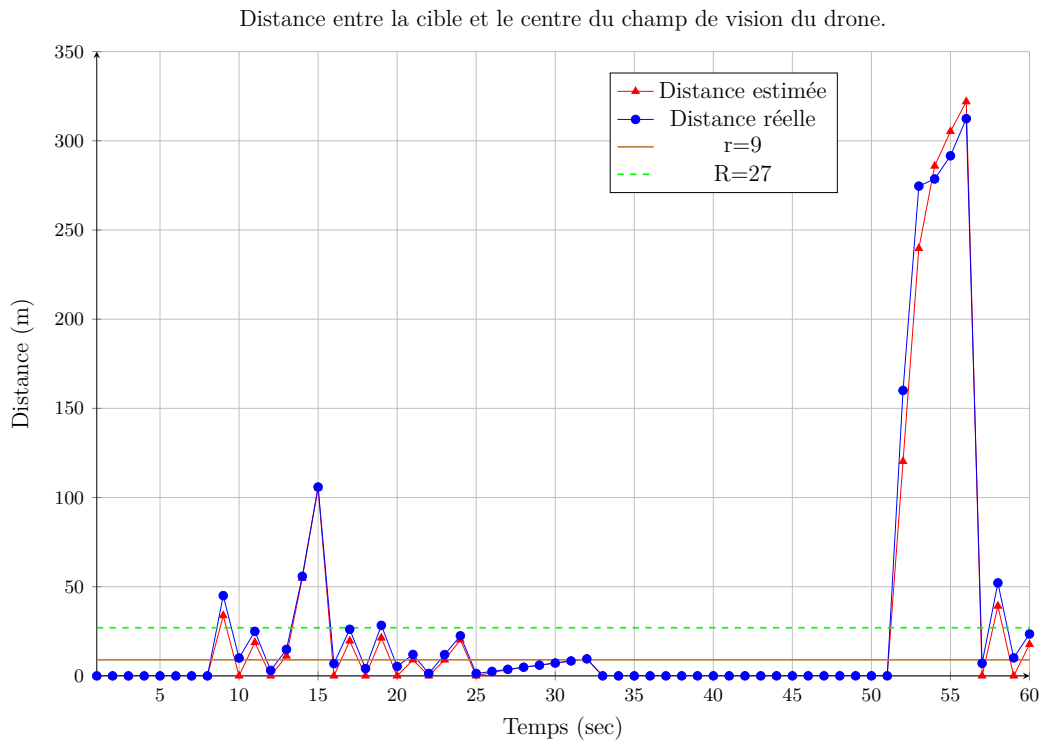


FIGURE 3.11 – Distance estimée et distance réelle et positionnement par rapport aux trois zones dans le cas d'une trajectoire rectiligne de la cible avec vitesse variable et avec $V_{max}=50$ m/s.

3.5.1.6 Conclusion

Les différents scénarios étudiés ont servi à identifier les instants où le drone effectue les différents types d'ajustements. Également, ils ont servi à montrer l'écart entre les positions estimées de la cible, les positions réelles de la cible et les positions générées du drone. Finalement, ils ont servi à montrer que des erreurs d'estimation peuvent avoir lieu et qu'elles sont plus fréquentes lorsque le mouvement est à vitesse variable.

Aussi, nous avons montré que plus la vitesse maximale du drone est petite, plus la cible restera longtemps en dehors du champ de vision du drone. Mais, pour la suite des simulations (pour le calcul de la consommation d'énergie), nous allons fixer la vitesse maximale du drone à $5m/s$. Cette valeur correspond à la vitesse maximale d'un drone Parrot, cela nous permettra d'avoir des résultats de simulations proches de la réalité.

3.5.2 Évaluation de la consommation d'énergie du drone en utilisant la méthode des trois zones

Dans la section précédente, nous avons validé la capacité de notre algorithme d'assurer la continuité du suivi de la cible mobile.

Nous confirmons maintenant, dans cette section, la capacité de de notre méthode à minimiser l'énergie consommée par les moteurs d'un drone par rapport à d'autres algorithmes proposés dans la littérature. Nous étudions également l'influence du rapport entre la dimension de la zone autorisée et la dimension de la zone de correction sur l'énergie consommée par les moteurs du drone. Finalement, nous étudions la consommation d'énergie du drone due à la communication.

Nous utilisons les équations suivantes pour le calcul de la consommation d'énergie du drone due aux mouvements :

Pour le vol de croisière :

$$E_1 = P_1 \times T + m \times a \times V \times T \quad (3.4)$$

où E_1 est l'énergie dissipée pendant la phase de croisière, m est le poids du drone, a est l'accélération ou le ralentissement, V est la vitesse du drone, T est la durée entre deux mesures et P_1 est une énergie consommée durant la phase de croisière.

Lors de l'augmentation d'altitude :

$$E_2 = P_2 \times T + m \times g \times h \times T + E_1 \quad (3.5)$$

où E_2 est l'énergie dissipée lorsque l'altitude augmente, g est la constante de gravitation, h est l'altitude du drone et P_2 est une énergie consommée durant la phase d'augmentation d'altitude.

Lors de la diminution d'altitude :

$$E_3 = m \times g \times h \times T + E_1 \quad (3.6)$$

où E_3 est l'énergie dissipée lorsque l'altitude diminue.

Nous utilisons l'équation suivante pour calculer l'énergie dissipée lorsque le drone envoie des informations au point central :

$$E = E_o + E_a + M_t \times E_t \quad (3.7)$$

où E_o est l'énergie dissipée par l'oscillateur, E_a est l'énergie dissipée par l'amplificateur, E_t est l'énergie dissipée par l'émetteur et M_t est la taille des messages à transmettre.

Donc pour cette section, nous utilisons les paramètres de Ar.Drone version 2.0 pour obtenir des observations réalistes. La batterie est de type Lithium polymer dont la capacité est de $47952J$. La vitesse maximale est $5m/s$. Pour les paramètres liées à la consommation d'énergie due à la communication à savoir E_t , P_t , E_a et E_o , nous nous sommes fondés sur les valeurs dans [WS06]. Les autres paramètres de simulation sont présentés dans le tableau 3.3.

Tableau 3.3 – Paramètres de simulation pour l'évaluation de la consommation d'énergie

Paramètres	Valeurs
Capacité de la batterie	47952 J
Énergie dissipée par l'émetteur (E_t)	$18 \times 10^{-3} J$
puissance de transmission (P_t)	20 dbm
Énergie dissipée par l'amplificateur (E_a)	$P_t \times 10^{-3} / 0.4 J$
Énergie dissipée par l'oscillateur (E_o)	$11 \times 10^{-3} J$
Masse du drone (m)	0.38 kg
Constante de gravitation (g)	9.8 m/s^{-2}
Énergie consommée en phase de croisière (P_1)	80 watt
Énergie consommée en augmentant d'altitude (P_2)	110 watt
Vitesse maximale du drone (V_{max})	5 m/s
Vitesse minimale du drone (V_{min})	0 m/s
Altitude maximale du drone (A_{max})	200 m
Altitude minimale du drone (A_{min})	60 m
Positions initiales du drone et de la cible	(0, 4) m
Vitesses initiales du drone et de la cible	(0, 2.5) m/s
Angle de la caméra du drone (θ)	50 degré
Variance du bruit du système (σ_w)	0.5
Variance du bruit de détection (σ_v)	1
Durée de la simulation (T_{max})	5 min

3.5.2.1 Impact du rapport entre la dimension de la zone autorisée et la dimension de la zone de correction sur la consommation d'énergie due aux mouvements

Dans cette section, le but est de déterminer le rapport optimal entre le rayon r de la zone autorisée et le rayon R du champ de vision du drone, qui permettra de minimiser la consommation en énergie due aux mouvements et de minimiser la distance entre le drone et la cible.

Le rapport r/R a un impact direct sur la performance de notre méthode proposée, puisque le drone va réagir différemment selon les dimensions des zones.

Dans un premier scénario, nous faisons varier le rapport r/R et nous observons la distance estimée

(la distance entre la position estimée de la cible et la position du centre du champ de vision du drone). Plus le rapport r/R est grand, plus la distance estimée est grande. En effet, dans la figure 3.12, qui illustre la distance moyenne, nous observons par exemple que pour $r/R = 0.1$, la distance est égale à $0.4m$ environ, alors que pour $r/R = 0.8$, la distance est égale à $2.5m$ environ.

Quand la zone autorisée est plus grande, le drone va faire moins d'ajustements, ce qui va créer un écart plus grand entre lui et la cible en terme de distance.

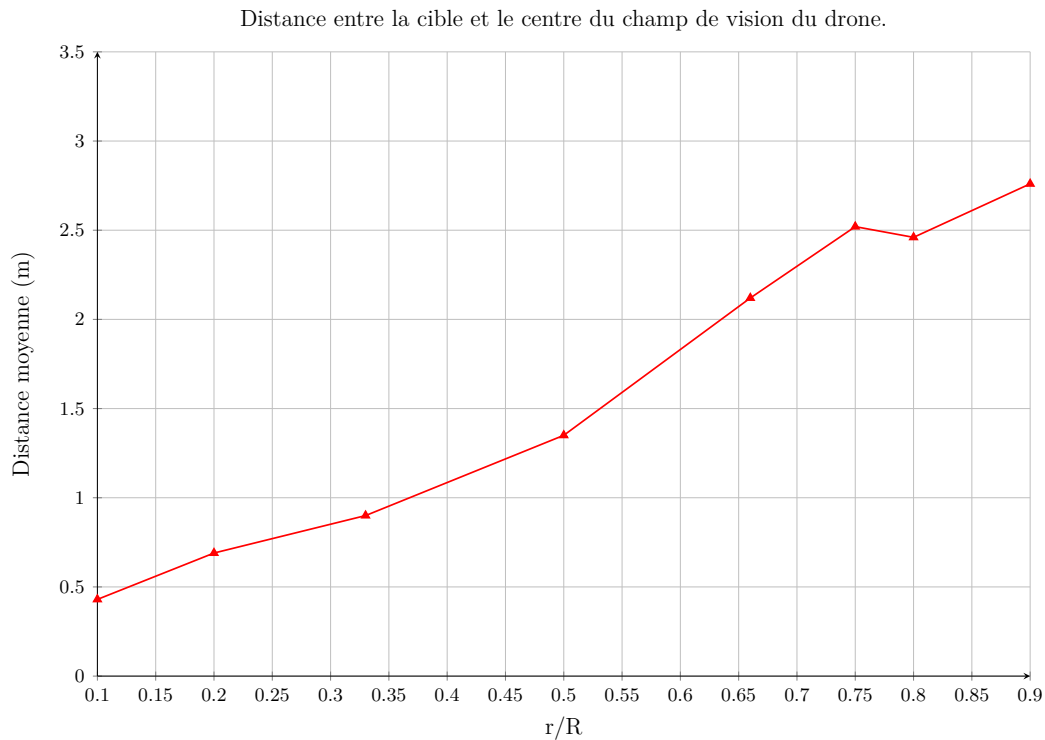


FIGURE 3.12 – Influence du rapport r/R sur la distance entre la cible et le centre du champ de vision du drone.

Dans un deuxième scénario, nous faisons varier le rapport r/R , mais cette fois nous observons la consommation d'énergie du drone due aux mouvements horizontaux et verticaux.

La figure 3.13 illustre l'évolution de la consommation d'énergie du drone. Il y a moins d'énergie restante dans la batterie du drone lorsque le rapport r/R est plus grand.

Lorsque la zone autorisée est plus grande que la zone de correction, le drone aura moins de temps pour faire des ajustements plus conséquents qu'il fait normalement dans la zone de correction. Donc, la cible sortira plus vite de son champ de vision et le drone devra faire des ajustements encore plus conséquents à savoir l'ajustement de son attitude, de sa vitesse et de sa position.

Alors que, lorsque la zone de correction est plus grande que la zone autorisée, le drone aura le

temps de faire plus d'ajustement quand la cible entre dans la zone de correction et elle ne sortira pas facilement de son champ de vision. Par conséquent, le drone fera moins de grands ajustements.

La croissance que nous observons au début est due au fait que lorsque la zone de correction est très grande par rapport à la zone autorisée, il y aura beaucoup de petits ajustements de mouvement non nécessaire qui vont entraîner plus de consommation d'énergie donc moins d'énergie restante dans la batterie du drone.

Lorsque la valeur du rayon r est entre 0.3 et 0.4, le drone consomme le moins d'énergie (figure 3.13). Mais étant donné que, plus ce rapport est petit, plus la distance entre le drone et la cible est petite (figure 3.12), nous fixons $r = R/3$ pour la suite des simulations.

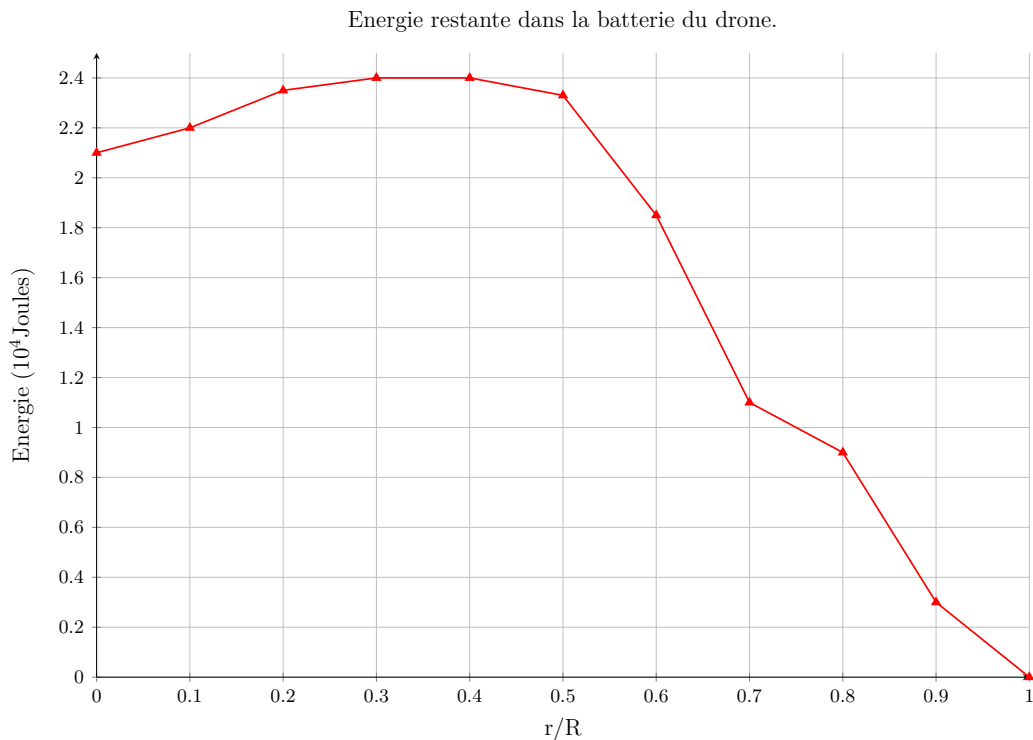


FIGURE 3.13 – Influence du rapport r/R sur l'énergie consommée par les moteurs du drone.

3.5.2.2 Comparaison entre la méthode des trois zones et des méthodes existantes en terme de consommation d'énergie due aux mouvements du drone

Dans cette section, nous comparons les performances de notre méthode aux performances de deux méthodes existantes en terme d'énergie restante dans les batteries des drones.

Les méthodes existantes sont fondées uniquement sur deux zones à savoir l'intérieur du champ de vision et l'extérieur du champ de vision du drone.

- Méthode 1 des deux zones : dans cette méthode, le drone fait tout le temps des ajustements pour garder la cible dans son champ de vision.
- Méthode 2 des deux zones : pour cette méthode, le drone ne fait des ajustements que lorsque la cible sort de son champ de vision.

La figure 3.14 illustre la comparaison entre les différentes méthodes d'ajustement de la trajectoire du drone en terme de consommation d'énergie pour un mouvement rectiligne de la cible avec une vitesse variable.

La figure 3.15 compare les performances des trois méthodes d'ajustement de la trajectoire du drone en terme de consommation d'énergie pour un mouvement non rectiligne de la cible avec une vitesse variable.

Nous remarquons qu'au bout de $5min$ de simulation, la méthode que nous avons proposée donne les meilleurs résultats à savoir : la plus grande quantité d'énergie restante dans la batterie du drone.

En fait, à la fin de la simulation (dans la figure 3.15), le niveau d'énergie restante dans la batterie du drone diffère d'une méthode à une autre, sachant que initialement la batterie était complètement chargée ($47952Joules$). Au bout de $5min$ de simulation, pour la méthode 2, la batterie du drone est complètement vide. Pour la méthode 1, l'énergie restante dans la batterie du drone est de $21183Joules$. Pour notre méthode, l'énergie restante dans la batterie du drone est de $24032Joules$.

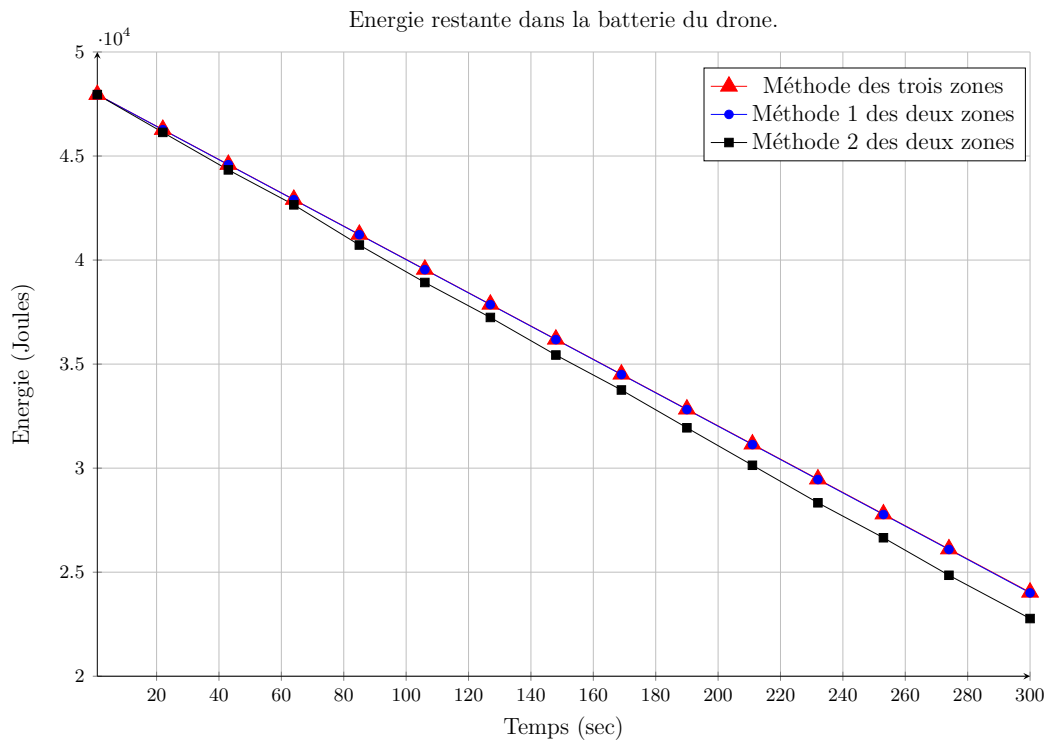


FIGURE 3.14 – Comparaison des performances des méthodes d’ajustement de la trajectoire du drone en terme d’énergie consommée par les moteurs dans le cas d’une trajectoire rectiligne avec vitesse variable.

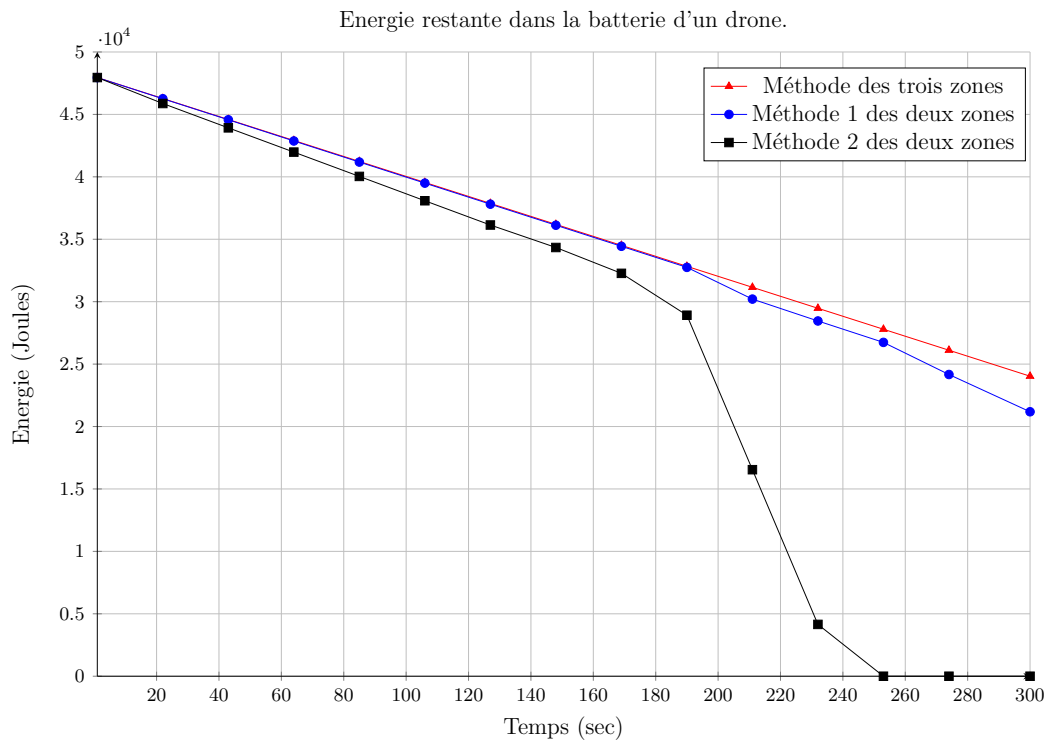


FIGURE 3.15 – Comparaison des performances des méthodes d’ajustement de la trajectoire du drone en terme d’énergie consommée par les moteurs dans le cas d’une trajectoire non rectiligne de la cible avec vitesse variable.

3.5.2.3 Consommation d’énergie du drone due à la communication

Dans cette section, nous calculons l’énergie dissipée lorsque le drone envoie des informations à la station de base en se fondant sur l’équation 3.7.

Nous supposons d’abord que le drone envoie chaque seconde une image à la station de base. Donc, au bout de 5min de simulation, si la taille des images à transmettre est de 5Mbits la batterie sera déchargée de 0.10%. Ce pourcentage peut atteindre 1.17% si la taille des images à transmettre est de 100Mbits.

Si nous supposons que le drone envoie à la station de base trois images par seconde et que la taille de chaque image est de 100Mbits, la batterie sera déchargée de seulement 3.51% Alors que pour la consommation d’énergie du moteur, après 5min de simulation, la batterie sera déchargée de environ 50%.

Nous concluons que la consommation d’énergie due à la communication est négligeable par rapport à la consommation d’énergie des moteurs.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié le cas le plus simple de l'application de surveillance de cibles mobiles en utilisant des drones : une seule cible et un seul drone. Nous avons proposé une méthode pour gérer la mobilité du drone. Cette méthode permet un suivi continu de la cible et permet d'économiser l'énergie du drone.

Nous avons confirmé l'efficacité de notre méthode en termes de continuité du suivi de la cible et d'énergie consommée, pour tout type de mouvements de la cible mobile.

Nous avons comparé les performances de notre méthode aux performances des méthodes existantes en terme d'énergie consommée par les moteurs du drone, et nous avons conclu que dans notre méthode le drone consomme moins d'énergie que dans les autres méthodes.

Nous avons conclu aussi que la méthode que nous avons proposée est plus efficace, en termes d'énergie consommée et de distance entre la cible et le centre du champ de vision du drone, pour une certaine proportion de la zone autorisée par rapport à la zone de correction.

Finalement, nous avons confirmé que la consommation d'énergie due à la communication est négligeable par rapport à la consommation d'énergie des moteurs.

Dans le chapitre suivant, nous allons étudier un cas plus complexe de l'application de surveillance de cibles mobiles en utilisant des drones à savoir : plusieurs cibles et plusieurs drones. Nous allons étudier ce cas-là pour une mission spécifique qui est la surveillance du trafic routier.

Chapitre 4

Surveillance de plusieurs cibles mobiles par plusieurs drones

Ce chapitre a été développé à partir des articles [Ell+18] et [Ell+19].

Contents

4.1	Introduction	62
4.2	Modèle du système	62
4.3	Détection des événements	64
4.3.1	Détection des congestions	64
4.3.2	Détection des excès de vitesse	64
4.4	Gestion de la mobilité des drones	67
4.4.1	Méthode opportuniste	68
4.4.2	Méthode opportuniste avec apprentissage	69
4.4.3	Méthode véhiculaire	70
4.5	Évaluation de performance par simulation	71
4.5.1	Les outils de simulation	71
4.5.2	Les paramètres de simulation	72
4.5.3	Nombre de drones requis	73
4.5.3.1	Technique de regroupement	74
4.5.3.2	Technique d'observation	77
4.5.4	Évaluation de performance des méthodes de mobilité des drones	77
4.5.4.1	Étude du cas où les traces de mobilité des véhicules sont générées par un modèle de mobilité	78
4.5.4.1.1	Nombre de drones requis	79
4.5.4.1.2	Étude des performances des méthodes opportuniste, véhiculaire et comparaison avec la méthode fixe	80
4.5.4.1.3	Conclusion	83
4.5.4.2	Étude du cas où les traces de mobilités des véhicules sont réelles	84
4.5.4.2.1	Nombre de drones requis	84
4.5.4.2.2	Évaluation de la performance de la méthode opportuniste avec apprentissage	86
4.5.4.2.3	Comparaison des performances des méthodes de surveillance : opportuniste, opportuniste avec apprentissage et fixe	91
4.5.4.2.4	Conclusion	93
4.6	Conclusion	93

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, l'objectif est de proposer une solution pour poursuivre des cibles mobiles en utilisant plusieurs drones. Cette solution sera appliquée dans le contexte de la surveillance du trafic routier. Les drones auront pour mission, en plus du suivi des cibles mobiles, de détecter des événements tels que des dépassements de la vitesse autorisée et des embouteillages.

4.2 Modèle du système

Notre système est composé de plusieurs drones (U_1, U_2, \dots, U_i) , qui sont caractérisés par leurs positions (P_1, P_2, \dots, P_i) , leurs vitesses (V_1, V_2, \dots, V_i) , et leur identifiant i avec $1 \leq i \leq U_{max}$, U_{max} désignant le nombre maximal de drones. Nous supposons que tous les drones volent à une même altitude (A) et ont le même rayon de champ de vision (R) . Toutefois nous supposons que les drones peuvent changer temporairement d'altitude pour éviter les collisions les uns avec les autres. Ils surveillent le trafic routier pendant une période d'observation (St) .

Notre système est constitué également de plusieurs cibles mobiles (T_1, T_2, \dots, T_j) . Les cibles sont caractérisées par leurs positions $(Pt_1, Pt_2, \dots, Pt_j)$, leur vitesse $(Vt_1, Vt_2, \dots, Vt_j)$, et leur identifiant j , avec $1 \leq j \leq T_{max}$, où T_{max} représente le nombre maximal de cibles. Les cibles sont des véhicules. Leurs positions et vitesses sont mises à jour selon un modèle de mobilité véhiculaire ou à partir de traces de mobilité réelles pour la période St .

La période St est divisée en intervalles de temps. Les mises à jour, les instructions et les décisions sont faits à chaque intervalle de temps.

Nous supposons que tous les drones sont capables de détecter les cibles qui sont dans leur champ de vision et que la détection est parfaite. Nous supposons également que les drones sont capables d'estimer les paramètres pertinents des cibles à savoir : l'identifiant, les positions et les vitesses. Au niveau des drones, nous supposons qu'il peut y avoir un délai de traitement Du .

Les informations collectées par rapport aux cibles sont utilisées pour détecter des événements et pour ajuster les trajectoires des drones. Ces informations sont traitées dans un centre de traitement. Au niveau du centre de traitement, nous supposons qu'il peut y avoir un délai de traitement Dp .

Les drones envoient les informations collectées au centre de traitement via un réseau à infrastruc-

ture de type LTE. Les drones peuvent également s'envoyer des informations entre eux via la même technologie. Cette architecture est une architecture hybride qui permet à la fois la communication entre les drones et une communication avec un point central (le centre de traitement).

Après avoir traité les informations envoyées par les drones, le centre de traitement déduit si des événements se sont produits et calcule les nouvelles positions des drones. Le centre de traitement envoie les nouvelles positions aux drones pour qu'ils ajustent leurs trajectoires.

Des délais peuvent survenir lors de la transmission des informations (Dt) et lors de la réception des informations (Dr). Les délais diffèrent d'un intervalle de temps à un autre, car la distance entre le centre de traitement et les drones varie.

Les drones transmettent de nouvelles informations au centre de traitement à chaque intervalle de temps, alors que le centre de traitement n'envoie les nouvelles positions aux drones que lorsqu'ils arrivent à leurs destinations. En effet, il peut falloir, aux drones, plusieurs intervalles de temps pour qu'ils arrivent à leurs destinations.

Pour la gestion des mouvements des drones, il existe deux types d'ajustements de la trajectoire :

- Des ajustements qui nécessitent un seul intervalle de temps pour être faits. C'est le cas de mises à jour de vitesses et de positions pour maintenir un mouvement continu des drones.
- Des ajustements qui nécessitent plusieurs intervalles de temps pour être faits. C'est le cas où les drones doivent aller à des points particuliers qui sont loin de leurs positions actuelles.

Ces ajustements sont fait en respectant la limitation de vitesse :

$$\frac{P_k - P_{k-1}}{t_k - t_{k-1}} \leq V_{max} \quad (4.1)$$

où P_k correspond à la nouvelle position du drone et pas nécessairement la position finale, V_{max} correspond à la vitesse maximale du drone, t_k correspond à l'instant d'observation et $1 \leq k \leq St$.

Nous supposons qu'il n'y a pas d'obstacle ; les drones n'ont donc pas à les détecter et à les éviter.

S'il y a changement d'altitude (pour éviter la collision entre les drones), la condition suivante doit être vérifiée :

$$A_{min} \leq A_k \leq A_{max} \quad (4.2)$$

où A_k est la nouvelle altitude, A_{min} est l'altitude minimale autorisée, A_{max} est l'altitude maximale

autorisée et $1 \leq k \leq St$.

4.3 Détection des événements

Nous proposons ici des algorithmes de détection de congestions et de détection d'excès de vitesse.

4.3.1 Détection des congestions

Notre méthode de détection de congestions est fondée sur une approche de regroupement, elle est illustrée par la figure 4.1. Pour détecter les congestions, nous avons fixé un seuil de vitesse maximale (V_{max1}) et un seuil de densité minimal (N_{min}).

Dans un premier temps, les véhicules sous la couverture des drones et dont la vitesse est inférieure au seuil de vitesse V_{max1} sont sélectionnés. Ensuite, pour chaque véhicule sélectionné, nous recherchons des voisins dans un rayon égal au rayon du champ de vision des drones.

Pour chaque groupe constitué, si le nombre de véhicules est égal ou supérieur au seuil de densité N_{min} , nous considérons que le groupe est en congestion.

Les centres des zones congestionnées sont les centres de gravité des groupes en congestion.

Supposons que le nombre de véhicules dans un groupe en congestion est égal à N , et que les positions de ces véhicules sont représentées par $P_t(k)$, avec $1 \leq k \leq N$. Le centre de gravité C du groupe en congestion sera donc calculé comme suit :

$$C = \frac{1}{N} \times \sum_{k=1}^N P_t(k)$$

Nous formons une liste de véhicules en congestion, qui est mise à jour avec les membres des groupes congestionnés. Il est nécessaire d'avoir cette liste pour chaque observation. En fait, la durée de la congestion augmente si, d'une observation à une autre, un véhicule est toujours en congestion.

En conclusion, l'état de congestion est constaté sur un groupe de véhicules, mais la durée de congestion est calculée, pour chaque véhicule, en fonction de la durée pendant laquelle ces véhicules restent dans des groupes en congestion.

4.3.2 Détection des excès de vitesse

Notre méthode de détection d'excès de vitesse est une approche à seuil, elle est illustrée par la figure 4.2. Pour détecter les excès de vitesse, nous avons fixé un autre seuil de vitesse maximale V_{max2} .

Pour la détection de ce type d'infraction, nous sélectionnons d'abord les véhicules sous la couverture des drones, puis nous comparons leurs vitesses à la vitesse seuil V_{max2} .

Si la vitesse d'un véhicule dépasse le seuil, nous considérons qu'il y a excès de vitesse et nous associons au véhicule une étiquette.

Pour les observations suivantes, si le véhicule étiqueté continue à rouler à une vitesse supérieure V_{max2} , nous ne considérons pas que ce véhicule a commis une autre violation de vitesse, seule la durée de cette infraction augmente.

Et si pour les observations suivantes, la vitesse du véhicule étiqueté passe sous le seuil, nous retirons l'étiquette. Ainsi, si ce véhicule dépasse à nouveau la vitesse autorisée, une autre infraction sera comptée. Même si un véhicule passe sous le seuil juste pour une seconde et le dépasse à nouveau, notre algorithme comptera une autre infraction.

Par conséquent, le nombre d'infractions n'augmente que si la vitesse d'une voiture non étiquetée dépasse le seuil de vitesse. De plus, quand une voiture étiquetée sort de la couverture des drones, nous retirons l'étiquette associée aux dépassements de vitesses.

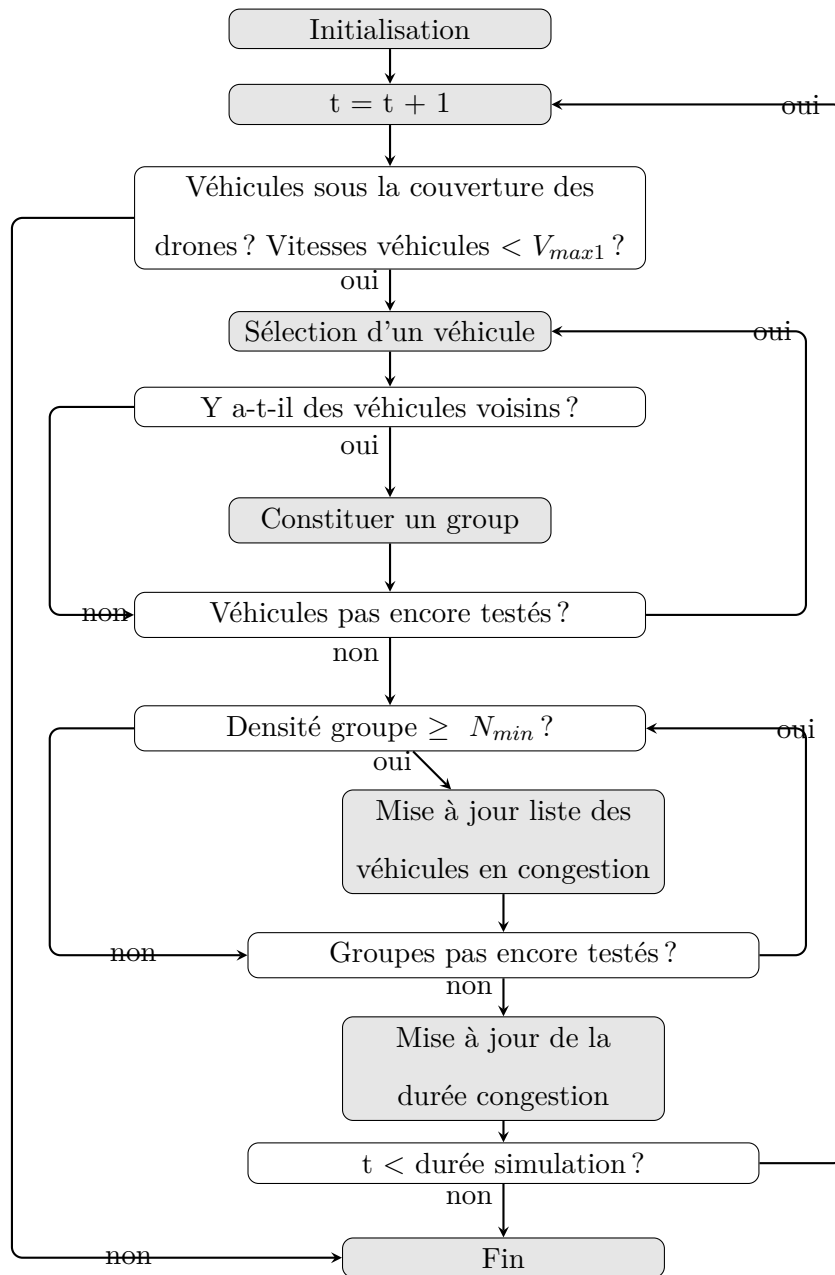


FIGURE 4.1 – Méthode de détection des congestions.

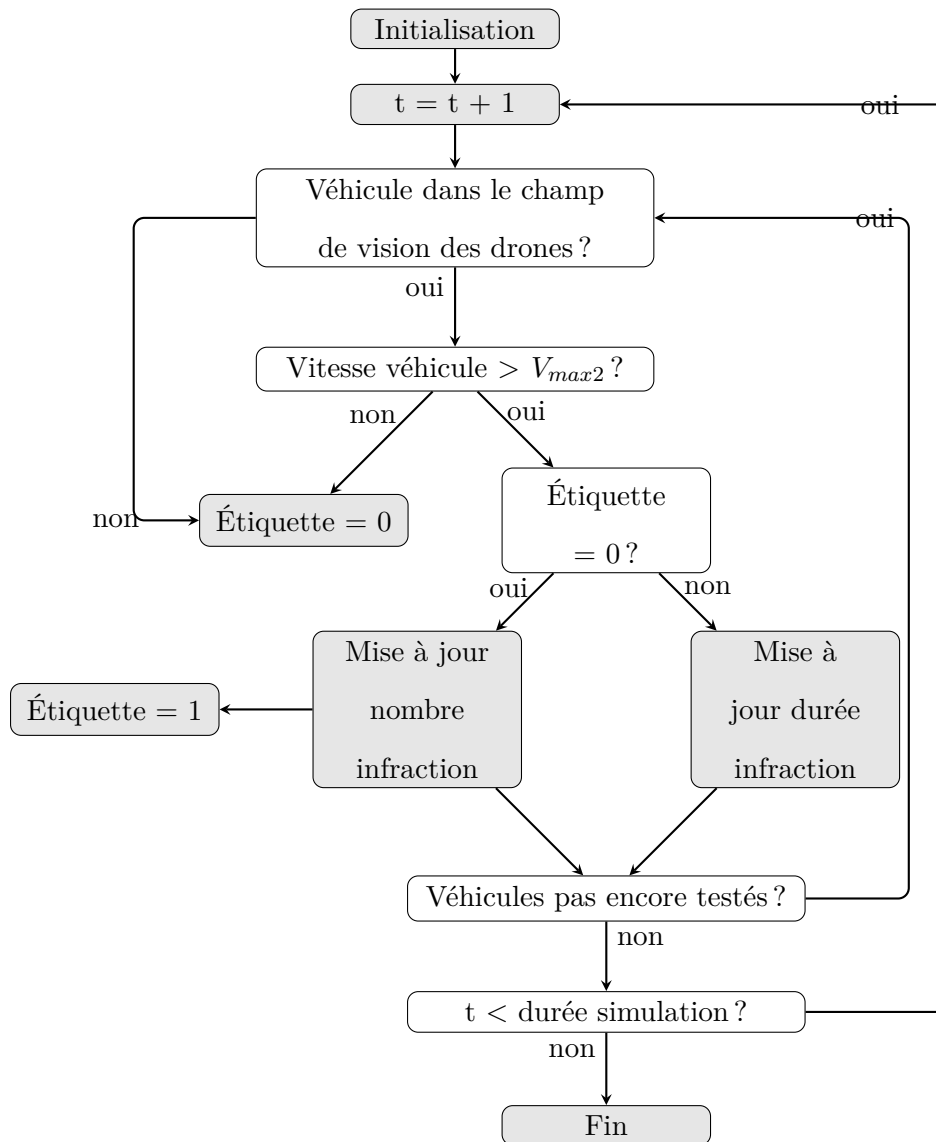


FIGURE 4.2 – Méthode de détection des excès de vitesse.

4.4 Gestion de la mobilité des drones

Nous proposons ici des méthodes pour gérer de manière adaptative la mobilité de plusieurs drones. La mission de ces drones est de surveiller le trafic routier de manière coopérative. Ils détectent les événements anormaux qui surviennent sur les routes, dans notre cas les congestions et les excès de vitesses.

Les drones sont capables de détecter et d'identifier les véhicules dans leur champ de vision, d'estimer parfaitement leurs positions et vitesses et de déduire la position des événements. En effet, la détection

des évènements est directement liée aux comportements des véhicules.

Toutes les informations pertinentes concernant les véhicules et les évènements sont échangées entre les drones et avec un centre de traitement.

Dans ce qui suit, nous présentons les méthodes de gestion de mobilité des drones que nous avons proposé.

4.4.1 Méthode opportuniste

Le but de cette méthode est de gérer les déplacements des drones de manière adaptative pour pouvoir couvrir le plus grand nombre de véhicules, analyser leurs comportements, identifier les comportements suspects et ainsi détecter le plus grand nombre d'évènements (embouteillages et excès de vitesse).

Le principe de la méthode opportuniste est d'ajuster les trajectoires des drones de manière adaptative, selon des points d'intérêts non prédéfinis mais calculés au fur et à mesure que les drones se déplacent. En effets, les trajectoires ne sont pas prédéfinies à l'avance mais ajustables selon le comportement des véhicules qui sont dans leurs champs de vision. Les points d'intérêts mobiles sont les centres de gravité des groupes de véhicules qui se trouvent sous la couverture des drones. Les drones ajustent leurs positions pour survoler les centres de gravité de leurs groupes.

Supposons que le nombre de véhicules dans un groupe est égal à N , et que les positions de ces véhicules sont représentées par $P_t(k)$, avec $1 \leq k \leq N$. Le centre de gravité C de ce groupe sera calculé comme suit :

$$C = \frac{1}{N} \times \sum_{k=1}^N P_t(k)$$

Les drones suivent et surveillent leurs groupes de véhicules tout en tenant compte des nouvelles entrées et des sorties des véhicules de leur champ de vision. En effet, la constitution d'un groupe peut changer, principalement à cause du changement de vitesse et de direction de mouvement. Si, d'une observation à une autre, des groupes disparaissent, les drones choisissent au hasard d'autres groupes à suivre et à superviser.

Cette méthode est appelée opportuniste du fait que les drones ajustent leurs trajectoires selon des groupes de véhicules choisis de manière opportuniste.

4.4.2 Méthode opportuniste avec apprentissage

Le but de cette méthode est de gérer le placement et le déplacement des drones pour détecter le plus grand nombre d'évènements et pour réduire la consommation d'énergie des drones.

La méthode opportuniste avec apprentissage est fondée sur la méthode opportuniste car les drones se déplacent selon cette dernière méthode. En revanche, des drones seront placés au-dessus d'emplacements stratégiques trouvés grâce à une phase d'apprentissage.

Les points stratégiques sont des emplacements où des événements se produisent avec une forte probabilité.

Si des drones sont placés au-dessus de points stratégiques, ils vont observer plus d'évènements et leur consommation d'énergie due aux mouvements va diminuer.

La méthode opportuniste avec apprentissage est caractérisée donc par une phase d'apprentissage réalisée au début. Durant cette phase, tous les drones sont mobiles, ils collectent des informations sur les véhicules (positions et vitesses), ils détectent les événements anormaux et estiment les positions de ces événements.

À la fin de la phase d'apprentissage, un centre de traitement traite toutes les positions des événements détectés, afin de trouver les emplacements où ils se sont produits de manière fréquente : les points stratégiques. Dans notre cas, ces points stratégiques sont soit des endroits où des congestions se produisent de manière fréquente, soit des endroits où des excès de vitesses se produisent de manière fréquente.

Pour trouver les points stratégiques, le centre de contrôle utilise une méthode de traitement de données fondée sur l'apprentissage non supervisé. En effet, le but est d'explorer et de diviser en groupes les données relatives aux événements. [Ong17; Son].

Dans notre cas, les données à diviser en groupes sont les positions d'évènements calculées durant la phase d'apprentissage. Les groupes sont formés selon un critère qui est la distance. En effet, la position de chaque événement est comparée aux positions de tous les autres événements de même nature. Si la distance les séparant est inférieure à une valeur donnée, alors on considère qu'il font partie du même groupe. Les fréquences d'occurrences d'évènements sont égales au nombre de positions dans les groupes.

Par exemple, pour une position d'évènement donnée p_1 , si d'autres événements ont été observés dans la même position ou dans une zone circulaire de rayon (ra) avec p_1 comme étant son centre, la

fréquence d'occurrence des événements à cette position va augmenter. Si la fréquence d'occurrence est supérieure à un seuil de fréquence, le centre de ce groupe sera un point stratégique.

Le seuil de fréquence n'est pas fixé à l'avance, mais il doit être au moins égal à 2 pour considérer que le centre du groupe formé est un point stratégique candidat. En effet, il faut qu'un événement se produise au moins 2 fois dans une zone circulaire de rayon (ra). La fréquence d'occurrence dépend du nombre total de véhicules, de la période d'observation et du nombre de drones déployés.

A la fin de la phase d'apprentissage, un certain nombre de drones sont placés au-dessus des points stratégiques précédemment calculés. Les points stratégiques avec une plus grande fréquence d'occurrence sont prioritaires pour y placer des drones pour que ces derniers observent plus d'évènements.

Le choix des drones à placer peut-être :

- Aléatoire : les drones sont affectés aléatoirement aux points stratégiques.
- Selon le critère de la distance : la distance ici fait référence à la distance entre les drones et les points stratégiques. Pour chaque point stratégique, le drone le plus proche y sera placé.
- Selon le critère de la couverture : la couverture fait référence ici au nombre de véhicules sous la couverture des drones. Les drones avec le plus petit nombre de véhicules sous leurs couvertures, seront placés au-dessus des points stratégiques.

Les drones non placés continuent de se déplacer selon la méthode opportuniste. Tous les drones, fixes et mobiles, continuent de surveiller le trafic.

4.4.3 Méthode véhiculaire

Le but de cette méthode est de gérer le déplacement des drones pour détecter le plus d'évènements possibles en observant le comportement des véhicules.

La méthode véhiculaire est fondée sur des modèles de mobilité véhiculaire qui sont utilisés, dans notre cas, pour générer les mouvements des drones. Les trajectoires des drones ne sont pas prédéfinies à l'avance mais elles sont guidées par des points générés selon une loi uniforme en utilisant un modèle de mobilité véhiculaire.

Donc, les drones vont se déplacer exactement au-dessus des routes, vont observer les comportements des véhicules qui passent dans leurs champs de vision, vont identifier les comportements suspects et ainsi vont détecter les événements de la route. En effet, si les drones se déplacent au-dessus des routes, plus de véhicules seront observés et donc plus d'évènements seront détectés.

Pour que les mouvements des drones soient réalistes, nous avons choisi une carte réelle d'une ville et un modèle de mobilité qui génère des trajectoires proches de la réalité.

4.5 Évaluation de performance par simulation

Dans cette section, nous allons étudier les performances des méthodes de gestion de mobilité des drones que nous avons proposées, en termes de pourcentages de détection des événements, de pourcentages de couverture des véhicules et de distance parcourue par les drones.

4.5.1 Les outils de simulation

Pour évaluer les performances des méthodes proposées, nous avons étudié l'influence des traces de mobilités des véhicules sur le comportement des drones et donc sur les informations collectées.

Nous avons utilisé deux types de traces de mobilité des véhicules :

- Traces de mobilité réelles : nous avons opté pour des traces de mobilité de voitures circulant dans la ville de Cologne en Allemagne [San].
- Traces de mobilité générées par un modèle de mobilité véhiculaire : nous avons opté pour le simulateur ONE (Opportunistic Network Environment) pour générer des traces de mobilité véhiculaire en se fondant sur les routes de la ville de Helsinki en Finlande [Ari].

Nous avons généré deux types de trajectoires des drones :

- Trajectoires adaptatives : nous avons choisi d'utiliser MATLAB pour gérer la mobilité des drones de façon adaptative, en tenant compte des comportements des véhicules dans le champ de vision des drones et des positions des événements de la route.
- Trajectoires générées par un modèle de mobilité : comme pour les véhicules, nous avons opté pour le simulateur ONE pour générer les trajectoires des drones en utilisant des modèles de mobilité véhiculaires.

4.5.2 Les paramètres de simulation

Tableau 4.1 – Paramètres de simulation.

Paramètres	Helsinki	Cologne
Durée d'observation (St)	1000s	1000s
Intervalle des vitesses des voitures	[0 – 15m/s]	[0 – 50m/s]
Vitesse maximale pour les congestions (V_{max1})	8m/s	5m/s
Vitesse maximale sur les routes (V_{max2})	12m/s	20m/s
Densité minimale d'un groupe en congestion (N_{min})	10	20
Rayon du champ de vision des drones (R)	100m	100m
Altitude des drones (A)	200m	200m
Surface de la zone totale	15.3km ²	400km ²
Surface de la zone centrale	2.4km ²	225km ²

Pour les traces générées par un modèle de mobilité, nous avons choisi les routes de la ville d'Helsinki intégrées dans le simulateur ONE.

La surface totale de la zone est de (4500m × 3400m) avec 1000 voitures circulant dans cette zone. Pour une partie de nos observations, nous considérons la zone centrale (1600m × 1500m).

Le modèle de mobilité que nous utilisons est le modèle Shortest Path Map-Based Movement (SPMBM), intégré dans le simulateur et utilisé pour calculer le chemin le plus court, entre un point de départ et un point d'arrivée. Les chemins sont calculés selon l'algorithme de Dijkstra. Les vitesses des véhicules sont uniformément distribuées entre 0m/s et 15m/s. Lorsque les véhicules arrivent à destination, ils repartent tout de suite. En effet, le temps d'attente lorsque les véhicules arrivent à destination est nul.

Pour les traces réelles, nous avons choisi les traces de mobilité des voitures dans la ville de Cologne. La surface totale de la ville est de 400km², avec plus de 700000 voitures qui y transitent. Nous disposons de données sur les mouvements des voitures sur une durée de 24h, pour une journée normale de travail.

Pour notre étude, nous ne considérons que la zone centrale (225km²). Nous avons fait des observations durant une période de pointe. Nous définissons une période de pointe comme étant une période au cours de laquelle beaucoup de voitures transitent dans la zone à superviser. Dans notre cas, nous avons repéré 16h comme étant une période de pointe. Le nombre total de voitures qui transitent dans la zone sélectionnée est de 25800 voitures en période de pointe.

Le temps d'observation est de $1000s$, car cela correspond approximativement à la durée d'autonomie d'un drone commercial. Le rayon de champ de vision des drones est directement lié à l'altitude maximale autorisée pour les drones survolant une ville. Les seuils de vitesses et de densité et les intervalles de vitesses sont liés à la nature des routes des villes et au trafic.

Le tableau 4.1 récapitule les paramètres de simulation.

Pour ces simulations, nous introduisons des délais de transmission et de traitements des données. En effet, les drones envoient des informations sur les véhicules (positions, vitesses et nombres) et sur les événements (positions et durées) au centre de traitement via des liaisons LTE. Le traitement des données envoyées par les drones se fait au niveau du centre de traitement. Le centre de traitement envoie les nouvelles positions aux drones, pour qu'ils ajustent leurs positions, également via des liaisons LTE.

Les délais de transmission et de propagation dépendent de la distance entre le centre de traitement et les drones et de la vitesse de la lumière. Pour la ville d'Helsinki, le délai de transmission maximal est d'environ $3.33 \times 10^{-6}sec$. Pour la ville de Cologne, le délai de transmission maximal est d'environ $5 \times 10^{-5}sec$.

Les drones observent le trafic, détectent les véhicules et estiment leurs vitesses et positions. Ainsi, les délais de traitement des données sont dus aux processus de détection et d'estimation. Lorsque la version étendue du filtre de Kalman est utilisée, le temps d'exécution est d'environ $3.69 \times 10^{-2}sec$ [SZ05]. Lors de l'utilisation de nouvelles techniques de détection telles que Wave3D, le temps d'exécution est d'environ $6.306 \times 10^{-3}sec$ [MV12].

Le centre de traitement traite les positions, les vitesses et le nombre de véhicules pour déduire les nouvelles positions des drones (centres de gravité des véhicules dans le champ de vision des drones) et les positions des points stratégiques.

4.5.3 Nombre de drones requis

Le problème principal ici est d'évaluer le nombre nécessaire de drones pour couvrir une zone urbaine, car il n'est pas envisageable de déployer un nombre illimité de drones.

Pour déterminer le nombre de drones à déployer, nous avons utilisé principalement deux méthodes (hors ligne) :

- Technique de regroupement : pour cette technique l'idée est de regrouper les cibles et d'attribuer à chaque groupe de cibles un drone. Par conséquent, toutes les cibles seront couvertes.

- Technique d’observation : pour cette technique, il s’agit d’observer l’évolution des critères d’évaluation de performance lorsque nous augmentons le nombre de drones déployés. L’idée est de repérer à partir de quel nombre de drones, l’évolution devient plus ou moins stable.

4.5.3.1 Technique de regroupement

Une solution possible pour déduire le nombre de drones à utiliser, consiste à former des groupes de véhicules et d’affecter un drone à chaque groupe.

Parmi les méthodes les plus utilisées pour le regroupement, dans les réseaux de capteurs ou dans les réseaux véhiculaires, nous citons k-means [SK12]. L’algorithme de k-means présente deux principaux inconvénients à savoir un nombre de groupes fixé à l’avance et l’utilisation d’un seul critère pour le partitionnement qui est la distance.

Pour notre proposition, pour constituer des groupes de cibles, nous ne fixons pas le nombre de groupes à l’avance et nous utilisons plusieurs critères pour le partitionnement des cibles en groupes : distances entre les cibles, vitesses des cibles et directions de déplacement des cibles.

Le critère de distance est un critère naturel pour constituer des groupes de cibles, mais nous sommes également intéressés à la constitution de groupes stables. Un groupe est stable lorsque sa constitution (ses membres) ne changera pas de manière significative durant une courte période. Le groupe sera plus stable lorsque la différence entre les vitesses des membres est petite. Le groupe sera également plus stable si les membres ont la même direction de déplacement.

Le critère de la distance est obligatoire pour effectuer le regroupement. Les deux autres critères sont optionnels, c’est-à-dire qu’ils peuvent être employés au choix avec le critère de la distance.

Nous proposons un algorithme (Algorithme 2) pour réaliser cette étape de regroupement des cibles. Nous considérons cette étape comme une étape hors ligne qui permet aux utilisateurs d’estimer le nombre de drones à utiliser. Nous supposons d’abord que le nombre total de cibles est connu et que toutes les cibles sont parfaitement identifiées avec les paramètres suivants : identifiant, positions, vitesses, directions de mouvements.

Les paramètres de l’algorithme sont présentés dans le tableau 4.2.

Le principe de notre algorithme est le suivant : nous choisissons d’abord une cible qui sera la cible centrale du premier groupe de cibles. Cette cible est choisie au hasard, son identifiant est tiré selon une distribution uniforme. Ensuite, nous examinons toutes les cibles et nous affectons une cible au groupe lorsqu’elle remplit au moins le premier critère mentionné ci-dessous. Le deuxième et le troisième

critères peuvent être combinés au premier critère pour décider si une cible appartiendra à un groupe ou non.

- La distance entre elle et la cible centrale est inférieure au rayon du champ de vision du drone.
- La différence entre sa vitesse et celle de la cible centrale est inférieure à une valeur donnée.
- Sa direction de déplacement et celle de la cible centrale sont les mêmes (dans notre cas les deux déplacements doivent être dans un angle de 45 degré).

Ensuite, nous affectons des étiquettes aux cibles qui font partie d'un groupe, afin qu'elles soient identifiables et qu'elles ne soient pas prises en compte dans les étapes suivantes.

Enfin, nous continuons à choisir d'autres cibles centrales non étiquetées jusqu'à ce que toutes les cibles non étiquetées soient placées dans des groupes.

Tableau 4.2 – Paramètres de l'algorithme de la méthode de regroupement.

Paramètres	Signification
T_{nb}	Nombre des cibles
G	Membres des groupes
D	Distance maximale
V	Différence de vitesse maximale
P_t	Positions des cibles
M_t	Directions de mouvement des cibles
V_t	Vitesses des cibles
$compt$	Nombre des cibles couvertes
T_{tag}	Étiquettes des cibles
T_{id}	Identifiant des cibles
C_{id}	Identifiant de la cible centrale
P_c	Position de la cible centrale
M_c	Direction de mouvement de la cible centrale
C_{tag}	Étiquette de la cible centrale
V_c	Vitesse de la cible centrale

Algorithme 2 : Méthode de regroupement.

```

j = 1; compt = 0;
while compt <  $T_{nb}$  do
    // les actions ci-dessous seront répétées jusqu'à ce que toutes les cibles
    soient couvertes
    while  $C_{tag}(j) == 1$  do
         $P_c(j) = \text{Uniform}(P_t)$ ; // tirer au sort une cible centrale selon une loi
        uniforme jusqu'à ce que la cible tirée soit non étiquetée
    end
     $C_{tag}(j) = 1$ ; // nous donner une étiquette à la cible centrale
     $G(j, j) = C_{id}(j)$ ; // ajouter la cible centrale dans un groupe
    compt = compt + 1; // incrémenter le nombre de cibles couvertes
    for i = 1 to  $T_{nb}$  do
        if ( $T_{tag}(i) == 0$ ) & ( $i \neq j$ ) & ( $M_t(i) == M_c(j)$ ) &  $|V_t(i) - V_c(j)| < V$  &
         $|P_t(i) - P_c(j)| < D$  then
            // vérifier que la cible est non étiquetée et nous testons la
            direction de mouvement, la vitesse et la position
             $G(j, i) = T_{id}(i)$ ; // ajouter la cible dans un groupe
            compt = compt + 1; // incrémenter le nombre de cibles couvertes
             $T_{tag}(i) = 1$  // donner une étiquette à la cible membre
        end
    end
    j = j + 1
end

```

Cette technique de regroupement permet d'estimer le nombre de drones qui pourra couvrir toutes les cibles à chaque instant. Mais, ce nombre estimé de drones peut être grand, car même si une cible est isolée, un drone lui sera attribué. Cette solution est efficace mais coûteuse en terme de nombre de drones à déployer.

Nous présentons donc dans la section suivante le principe d'une autre technique pour estimer le nombre de drones à déployer.

4.5.3.2 Technique d'observation

Pour estimer le nombre de drones à utiliser, d'abord nous choisissons une méthode de gestion de mobilité des drones, ensuite nous faisons varier le nombre de drones et nous observons l'évolution des métriques suivantes : pourcentage de couverture et pourcentage de détection des événements. Lorsque l'évolution de ces métriques devient stable, nous retenons le nombre de drones correspondant et nous supposons que c'est le nombre le drone à déployer.

4.5.4 Évaluation de performance des méthodes de mobilité des drones

Dans un premier temps, nous utilisons des traces de mobilité de véhicules générées par un modèle véhiculaire pour étudier les performances de la méthode opportuniste et de la méthode véhiculaire.

Dans ces deux méthodes, les drones se déplacent en suivant des points mobiles, soit les centres de gravité des groupes de véhicules pour le cas de la méthode opportuniste, soit des positions générées par un modèle de mobilité, dans le cas de la méthode véhiculaire.

Nous allons comparer ces deux méthodes avec une méthode existante où la trajectoire du drone est prédéfinie à l'avance par des points fixes : la méthode fixe. Dans cette méthode existante [BVG17 ; Ros+09], un seul drone est utilisé pour surveiller le trafic. La trajectoire du drone est prédéfinie à l'avance, il se déplace d'un point d'intérêt fixe à un autre pour effectuer la tâche de surveillance. Les points d'intérêt sont des intersections où il y a beaucoup de trafic.

Par la suite, nous allons étudier les performances de la méthode opportuniste et de la méthode opportuniste avec apprentissage, qui est une amélioration de la méthode opportuniste, pour des traces de mobilité réelles de véhicules et des traces de mobilité générées par un modèle véhiculaire. Dans la méthode opportuniste avec apprentissage, des drones seront placés au-dessus de points stratégiques trouvés durant une période d'apprentissage. Nous allons comparer ces deux méthodes avec la méthode existante (la méthode fixe).

Les méthodes de mobilités proposées et existantes que nous évaluons dans les simulations sont :

- La méthode opportuniste : initialement, les drones sont placés aléatoirement.
- La méthode véhiculaire : initialement, les drones sont placés aléatoirement. Leurs vitesses est fixe et égale à $12m/s$. Les trajectoires des drones sont générées en utilisant SPMBM comme modèle de mobilité.
- La méthode opportuniste avec apprentissage : initialement, les drones sont placés aléatoirement.

Le placement des drones est effectué selon deux critères. Le premier critère est le critère de distance (DC) : nous plaçons les drones les plus proches des points stratégiques. Le deuxième critère est le critère de couverture (CC) : nous plaçons les drones avec le plus petit nombre de véhicules sous leurs champs de vision.

- La méthode fixe : dans le cas de nos simulations, pour des raisons d'équité entre la méthode fixe et les méthodes proposées, le nombre des drones est égal au nombre des points d'intérêts. Initialement, les drones sont placés aléatoirement. Ensuite, chaque drone se déplace vers son point d'intérêt (qui est le plus proche par rapport à sa position initiale). Ensuite, jusqu'à la fin de la simulation, les drones survolent leurs points d'intérêts fixes avec une vitesse nulle.

Les critères que nous utilisons pour évaluer les performances des méthodes de gestion de mobilité des drones sont :

- Pourcentage de couverture : c'est le nombre des véhicules qui sont dans le champ de vision des drones par rapport au nombre total des véhicules circulant dans la zone à superviser.
- Pourcentage de détection du nombre d'excès de vitesses : c'est le nombre d'excès de vitesses détectés par rapport au nombre total des excès de vitesse qui ont eu lieu dans la zone à superviser. Les violations de vitesse sont détectées lorsque la vitesse des véhicules dépasse V_{max2} .
- Pourcentage de détection de la durée de congestions : c'est la durée des congestions détectées par rapport à la durée totale des congestions qui ont eu lieu au niveau de la zone supervisée. Les événements de congestion se produisent au niveau d'un groupe de véhicules. Par conséquent, lorsque la vitesse des membres d'un groupe est inférieure à V_{max1} et lorsque que le nombre des membres du groupe est supérieur ou égal à N_{min} , nous considérons qu'un groupe de véhicules est en congestion.
- Distance parcourue : c'est la distance totale parcourue par tous les drones.

4.5.4.1 Étude du cas où les traces de mobilité des véhicules sont générées par un modèle de mobilité

Dans cette section, nous considérons la surface totale de la ville de Helsinki et nous ne travaillons que sur des traces de mobilité générées par SPMBM.

Nous commençons par déterminer le nombre de drones à déployer en utilisant la technique de regroupement précédemment présentée.

Ensuite, nous étudions les performances de la méthode opportuniste et de la méthode véhiculaire en termes de détection d'événements et de pourcentage de couverture des cibles et nous étudions l'influence du nombre de drones à déployer.

Enfin, nous comparons les performances de la méthode opportuniste, de la méthode véhiculaire et de la méthode fixe.

4.5.4.1.1 Nombre de drones requis

Nous avons implémenté la méthode de regroupement des cibles présentée dans la section précédente. Dans la figure 4.3, trois approches sont comparées. La première approche est fondée que sur le critère de la distance entre les véhicules. La deuxième approche est fondée sur deux critères : la distance et la vitesse des véhicules. La troisième approche est fondée aussi sur deux critères : la distance et la direction de déplacement des véhicules.

Pour les trois approches nous observons au début de la simulation une phase transitoire qui dure jusqu'à 200sec. Après 200sec de simulation nous observons une stabilisation. En appliquant la première approche, nous aurons besoin d'environ 250 drones pour couvrir les 1000 véhicules. En appliquant la deuxième ou la troisième approche, nous aurons besoin d'environ 490 drones pour couvrir les 1000 véhicules. En effet, pour ces deux approches il y a plus de restrictions pour former des groupes (des groupes plus stables).

Pour la première approche, il nous faut environ 250 drones pour couvrir de façon continu tous les véhicules, mais en pratique et pour des implantations réelles ce nombre est trop grand et trop coûteux.

Si nous déployons moins de drones, naturellement le pourcentage de couverture va diminuer. Par exemple, pour 25 drones, nous nous attendons à couvrir 100 véhicules, à savoir un pourcentage de couverture de 10%. Nous allons donc effectuer des simulations pour un nombre de drones compris entre 1 et 50 afin de regarder comment le rapport entre le nombre de véhicules couverts et le nombre de drones déployés évolue. Aussi, notre but est d'améliorer le pourcentage de la couverture des véhicules.

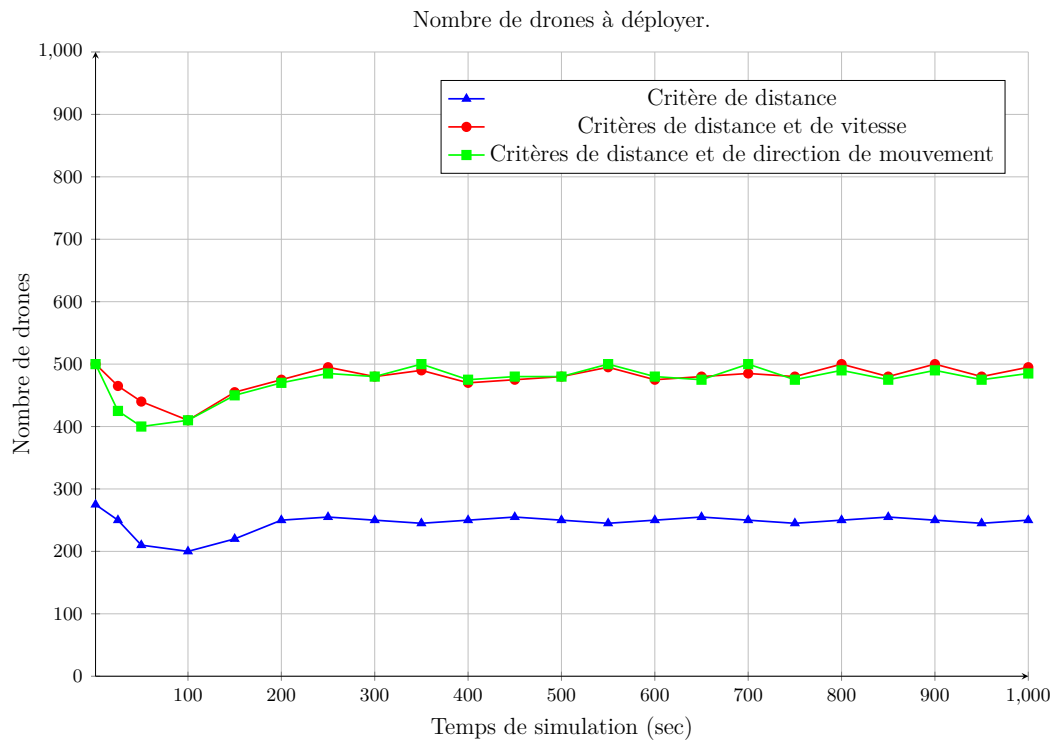


FIGURE 4.3 – Influence de la technique de regroupement des cibles sur le nombre de drones à déployer.

4.5.4.1.2 Étude des performances des méthodes opportuniste, véhiculaire et comparaison avec la méthode fixe

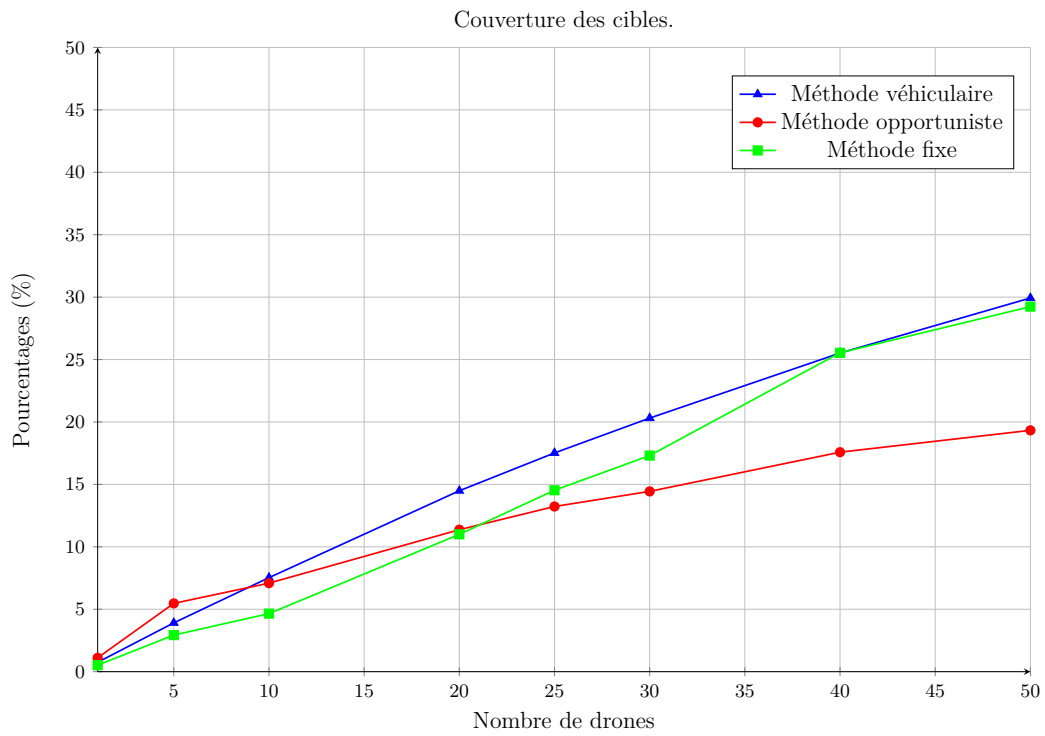


FIGURE 4.4 – Comparaison des performances des méthodes de gestion de la mobilité des drones en terme de couverture des cibles.

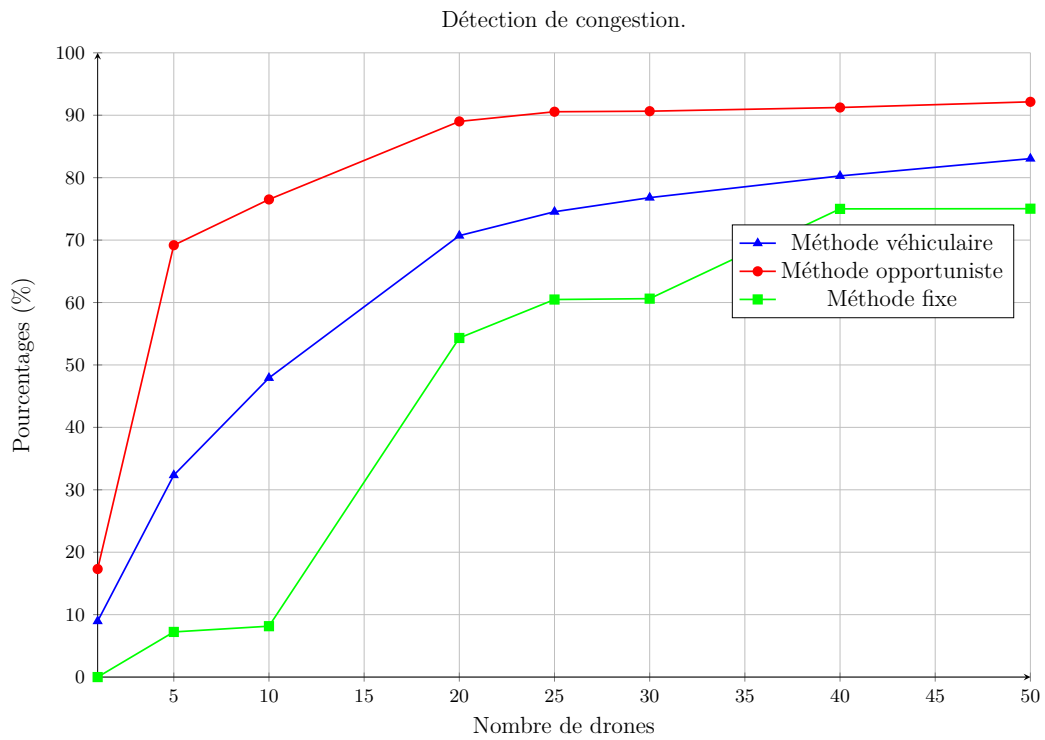


FIGURE 4.5 – Comparaison des performances des méthodes de gestion de la mobilité des drones en terme de détection de congestion.

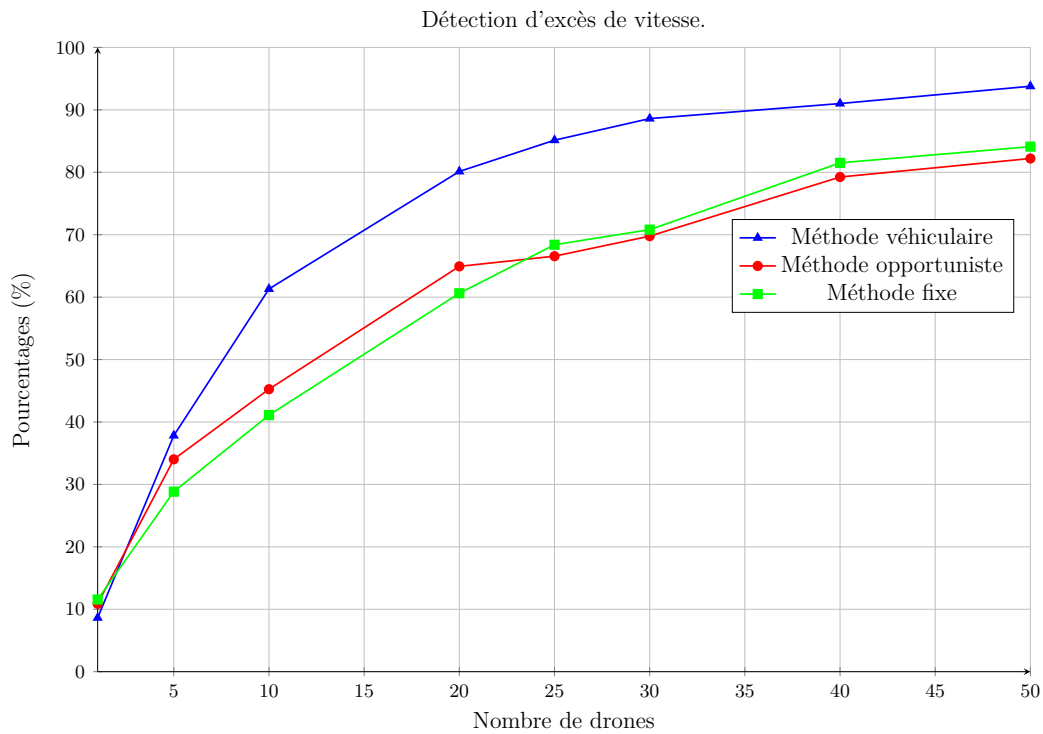


FIGURE 4.6 – Comparaison des performances des méthodes de gestion de la mobilité des drones en terme de détection d'excès de vitesse.

Pour la figure 4.4, la figure 4.5 et la figure 4.6, nous faisons varier le nombre de drones de 1 à 50 et nous observons respectivement, le pourcentage de couverture, le pourcentage de congestion et le pourcentage d'excès de vitesse.

Pour le pourcentage de couverture (figure 4.4), pour un petit nombre de drones, nous remarquons que les méthodes que nous proposons (opportuniste et véhiculaire) donnent de meilleurs pourcentages que la méthode existante (fixe). En effet, pour la méthode fixe, si les drones surveillent un petit nombre de points d'intérêts, ils ne pourront pas couvrir beaucoup de cibles. Alors que, lorsque les trajectoires sont adaptatives (méthodes proposées), les drones couvriront plus de cibles.

Pour la valeur particulière de "25 drones", nous remarquons qu'en utilisant nos méthodes proposées nous obtenons un pourcentage de couverture entre 14% et 17%, plus grand que le pourcentage estimé de couverture qui est de 10%.

Lorsque le nombre de drones est plus grand, les performances de la méthode véhiculaire et de la méthode fixe en terme de couverture sont très proches. En effet, pour la méthode fixe, si les drones surveillent plus de points d'intérêts, ils couvriront plus de cibles. Pour la méthode véhiculaire, les drones parcourent toutes les routes et donc couvriront aussi plus de véhicules. Alors que, pour la

méthode opportuniste les drones suivent leurs mêmes groupes de cibles choisis de façon opportuniste.

Dans la figure 4.5, nous remarquons que la méthode opportuniste vient en première position lorsqu'il s'agit de détecter les congestions, puis la méthode véhiculaire vient en deuxième position. Nous remarquons que la méthode fixe est inefficace lorsqu'il s'agit de détecter les congestions. En effet, lorsque les drones surveillent des points fixes, ils ne peuvent pas gérer la continuité du trafic. La méthode opportuniste est la meilleure méthode pour gérer la continuité du trafic, les drones suivent plus longtemps leurs mêmes groupes de cibles surtout lorsque ces derniers se déplacent avec de faibles vitesses.

Nous remarquons que lorsque le nombre de drones déployés est petit l'écart entre la méthode fixe et la méthode opportuniste est très grand en terme de détection de congestion. Pour 5 drones, nous avons un pourcentage de 7.23% pour la méthode fixe, un pourcentage de 32.34% pour la méthode véhiculaire et un pourcentage de 69.18% pour la méthode opportuniste. Pour un même nombre de drone, le pourcentage de détection de congestion est 60% plus grand dans la méthode opportuniste par rapport à la méthode fixe.

Dans la figure 4.6, nous observons qu'en terme de détection d'excès des vitesses, lorsque le nombre des drones déployés est petit, les performances des trois méthodes sont très proches. Mais lorsque le nombre des drones déployés est plus grand, la méthode véhiculaire présente les meilleurs performances, et les pourcentages de détection d'excès de vitesse sont très proches pour les méthodes opportuniste et fixe.

En effet, dans la méthode véhiculaire, les drones parcourent toutes les routes et détecteront donc plus d'excès de vitesse. La méthode opportuniste est moins bonne car les drones surveillent leurs mêmes groupes de cibles.

4.5.4.1.3 Conclusion

Nous concluons que la méthode véhiculaire est la mieux adaptée pour la détection des excès de vitesse et que la méthode opportuniste est la mieux adaptée pour la détection des congestions. Nous concluons aussi que nos méthodes proposées garantissent de meilleures performances par rapport à la la méthode existante avec un nombre de drones déployés beaucoup plus petit.

Dans la section suivante, nous allons travailler sur des traces de mobilité réelles des véhicules et nous allons étudier les performances de la méthode opportuniste avec apprentissage.

4.5.4.2 Étude du cas où les traces de mobilités des véhicules sont réelles

Dans cette section, nous considérons les traces de mobilité réelle de véhicules circulant dans la zone centrale de la ville de Cologne.

Nous commençons par déterminer le nombre de drones à déployer en utilisant la technique d'observation précédemment présentée.

Ensuite, nous étudions les performances de la méthode opportuniste avec apprentissage en termes de détection de congestion, de détection d'excès de vitesse, de pourcentage de couverture des cibles et de distance totale parcourue par les drones. Nous étudions, également, l'influence de la durée d'apprentissage, des critères de placement des drones et du nombre de drones à placer sur les performances de la méthode opportuniste avec apprentissage.

Enfin, nous comparons les performances de la méthode opportuniste, de la méthode opportuniste avec apprentissage qui est une amélioration de la méthode opportuniste et de la méthode fixe en terme de détection de congestion.

Nous considérons également les traces de mobilité des véhicules générées par SPMBM dans la zone centrale de la ville de Helsinki, pour pouvoir étudier l'influence des traces de mobilité sur les performances des méthodes de gestion de mobilité des drones.

4.5.4.2.1 Nombre de drones requis

Dans les figures 4.7 et 4.8, nous faisons varier le nombre de drones et leur vitesse maximale (V_{max1}), et nous observons l'évolution des pourcentages de couverture, de détection de congestion et de détection d'excès de vitesse. Nous avons choisi de faire les simulations avec $V_{max1} = 5m/s$ et $V_{max1} = 15m/s$. La valeur $5m/s$ correspond à la vitesse typique d'un petit drone commercial, alors que la valeur $15m/s$ correspond à la valeur maximale de la vitesse des véhicules.

Pour le modèle de mobilité (figure 4.8), à partir de 25 drones, nous remarquons une stabilisation de l'évolution des critères d'évaluation de performances. Le pourcentage de détection des excès de vitesse et le pourcentage de détection des congestions sont environ égaux à 80%, et le pourcentage de couverture est environ égal à 30%. Ainsi, nous retenons 25 drones pour les simulations relatives aux traces de mobilité des véhicules qui sont générées par le modèle de mobilité véhiculaire.

Pour les traces de mobilité réelles (figure 4.7), à partir de 150 drones, nous remarquons une stabilisation de l'évolution des critères d'évaluation de performances. Le pourcentage de couverture et le pourcentage de détection des congestions sont environ égaux à 40%, et le pourcentage de détection des

excès de vitesse est environ égal à 20%. Ainsi, nous retenons 150 drones pour les simulations relatives aux traces de mobilité réelles des véhicules.

Pour les deux types de traces de mobilité, nous remarquons que pour $V_{max1} = 5m/s$, nous avons de meilleurs performances, donc nous retenons cette valeur pour les prochaines simulations.

Critères de performances.

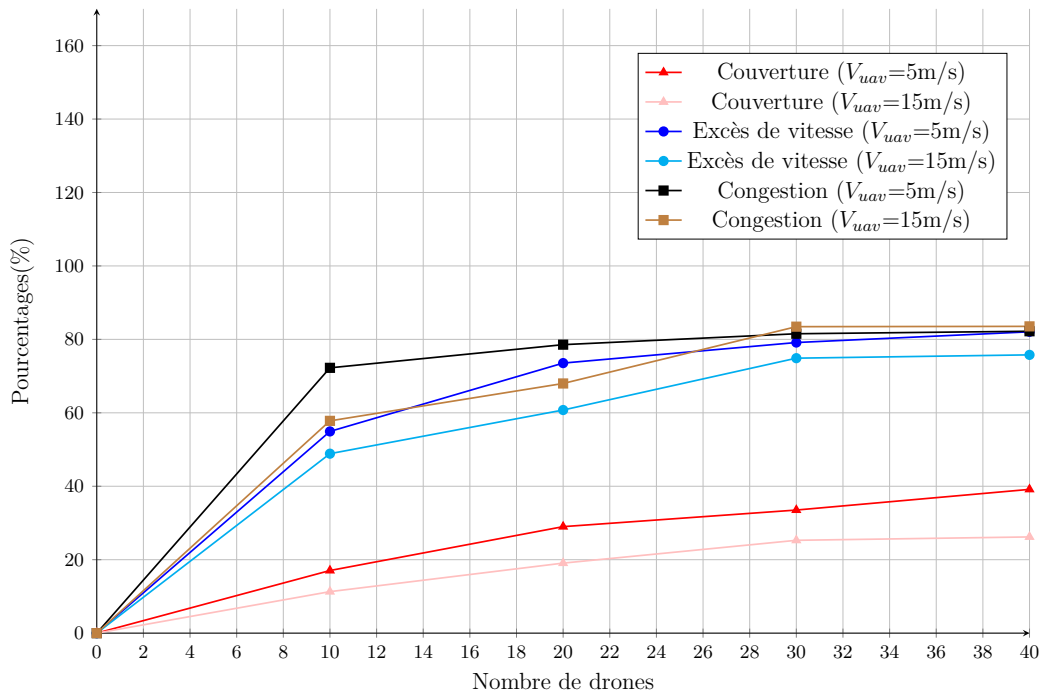


FIGURE 4.7 – Influence du nombre des drones et de leurs vitesses maximales sur la détection des événements et sur la détection des cibles dans la cas des traces de mobilité des cibles générées par SPMBM.

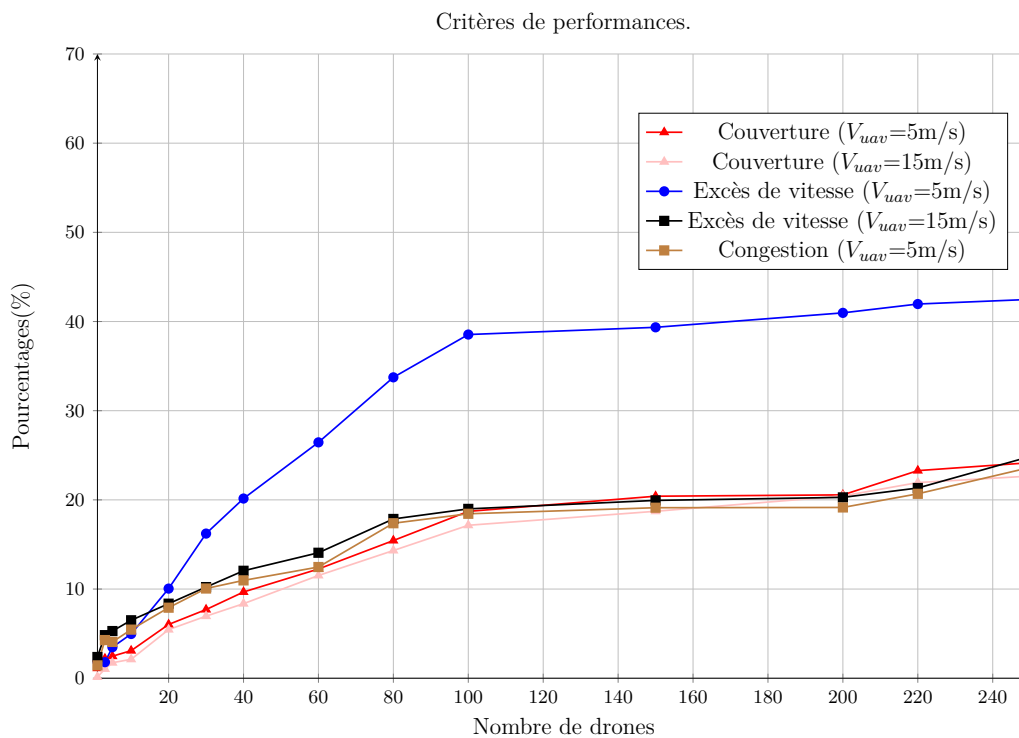


FIGURE 4.8 – Influence du nombre des drones et de leurs vitesses maximales sur la détection des événements et sur la détection des cibles dans la cas des traces de mobilité réelles des cibles.

4.5.4.2.2 Évaluation de la performance de la méthode opportuniste avec apprentissage

Pour cette partie des simulations, nous choisissons la nature de l'évènement à observer et à trouver les points stratégiques associées : les congestions.

Pour le cas où le modèle de mobilité véhiculaire est utilisé, le centre de traitement a traité les positions des événements de congestions collectées par 25 drones et a déduit 6 points stratégiques.

Dans le cas des traces réelles de mobilité, le centre de traitement a traité les positions des événements de congestions collectées par 150 drones et a déduit 20 points stratégiques.

Donc, pour la suite des simulations, pour étudier l'influence du nombre de drones à placer sur les critères de performances, nous faisons varier ce nombre entre 0 et 6 dans le cas où le modèle de mobilité véhiculaire est utilisé, sachant que 6 est le nombre maximale de points stratégiques calculé. Et nous faisons varier le nombre de drones à placer entre 0 et 20 dans le cas des traces réelles de mobilité, sachant que 20 est le nombre maximale de points stratégiques calculé pour ce cas là.

Pour les traces du modèle de mobilité (figure 4.9) et pour les traces de mobilité réelles (figure 4.12) des véhicules, nous faisons varier la durée d'apprentissage et nous observons l'évolution de la distance totale parcourue par les drones. Lorsque la durée d'apprentissage est plus petite, les drones seront

placés au-dessus des points stratégiques plus rapidement, donc la distance parcourue par les drones sera plus petite est leur consommation en énergie sera moins élevée.

Dans la figure 4.12 des traces de mobilité réelles, pour une même durée d'apprentissage, nous remarquons que lorsque le critère DC est appliqué, moins de distance est parcourue par les drones. Aussi, pour une même durée d'apprentissage, lorsque nous plaçons un plus grand nombre de drones au dessus de points stratégiques, la distance totale parcourue par les drones sera plus petite.

Dans la figure 4.9 obtenue avec des traces du modèle de mobilité, nous remarquons qu'il y a des fluctuations dans la valeur de la distance parcourue lorsque le nombre de drones placés varie. Cette fluctuation est observée surtout lorsque le critère CC est appliqué. En effet, les drones sont parfois proches des points stratégiques et parfois loin.

Pour l'évaluation des pourcentages de détection des évènements et du pourcentage de couverture, nous choisissons $200sec$ comme durée d'apprentissage et nous faisons varier le nombre de drones à placer et leurs critères de placement pour observer l'influence sur les critères d'évaluation de performances. Ces simulations serviront à trouver le nombre optimal de drones à placer au-dessus des points stratégiques.

Pour les traces de mobilité réelles (figure 4.11 et figure 4.14), ainsi que pour les traces du modèle de mobilité véhiculaire (figure 4.10 et figure 4.13), nous remarquons que les critères d'évaluation de performance sont meilleurs lorsque le critère DC est appliqué. Aussi, en observant l'influence du nombre de drones à placer, nous retenons, le nombre 3 pour les traces du modèle mobilité véhiculaire, et le nombre 20 pour les traces de mobilité réelles. Avec ces deux nombres de drones à placer, nous avons de meilleurs performances.

Pour $200sec$ de durée d'apprentissage et pour DC comme critère de placement des drones, la méthode opportuniste avec apprentissage a permis de réduire la distance parcourue des drones de $30km$ dans le cas des traces du modèle de mobilité, et de $70km$ dans le cas des traces de mobilité réelles.

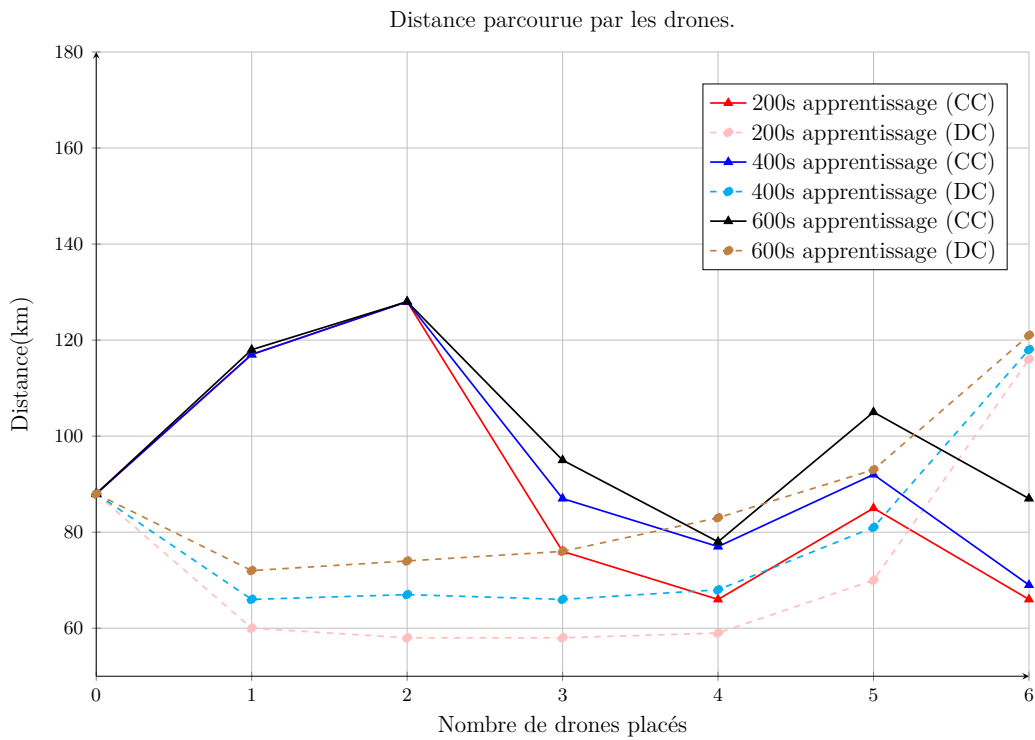


FIGURE 4.9 – Influence de l'apprentissage sur la distance totale parcourue par les drones dans la cas des traces de mobilité des cibles générées par SPMBM.

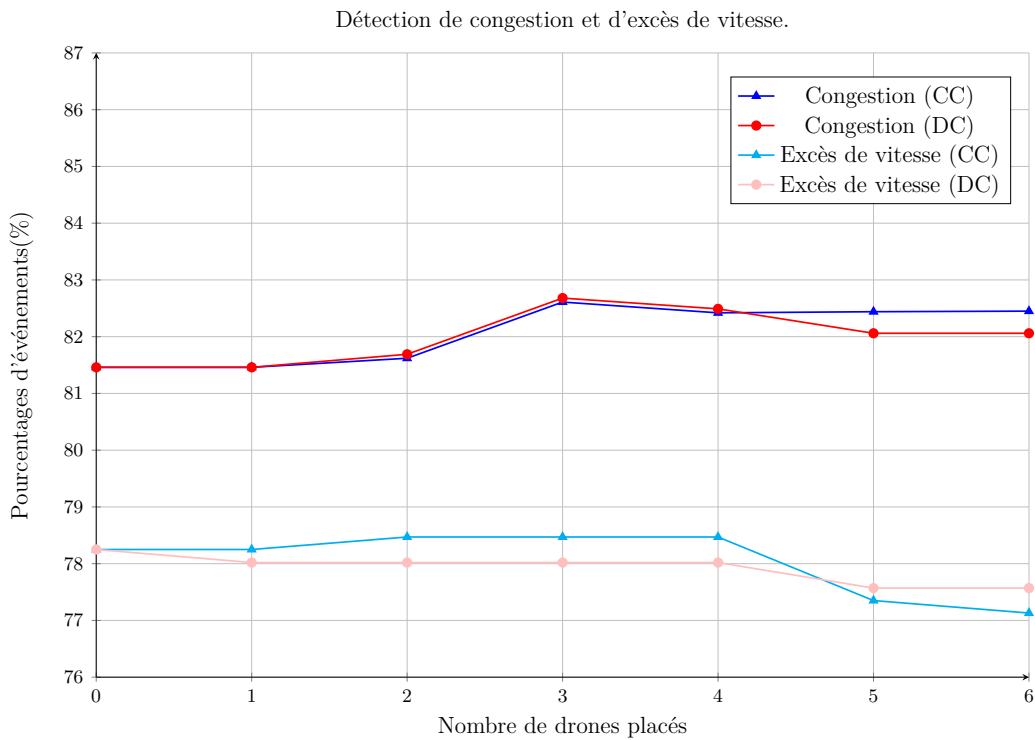


FIGURE 4.10 – Influence de la méthode de placement des drones sur la détection des événements dans la cas des traces de mobilité des cibles générées par SPMBM.

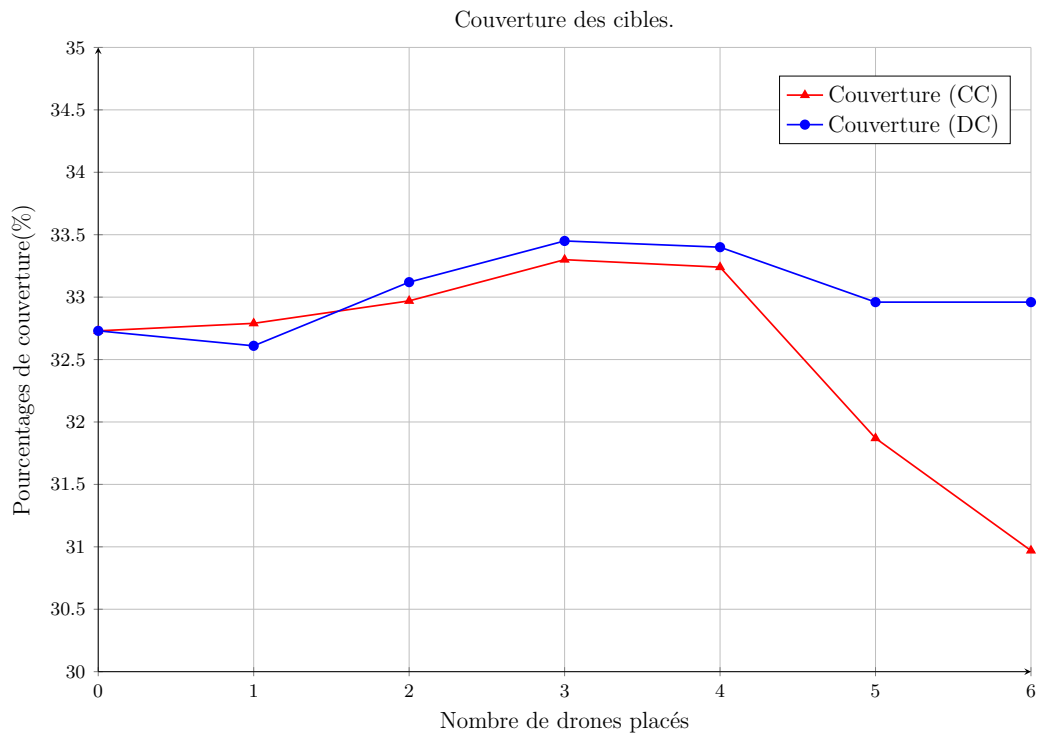


FIGURE 4.11 – Influence de la méthode de placement des drones sur la couverture des cibles dans la cas des traces de mobilité des cibles générées par SPMBM.

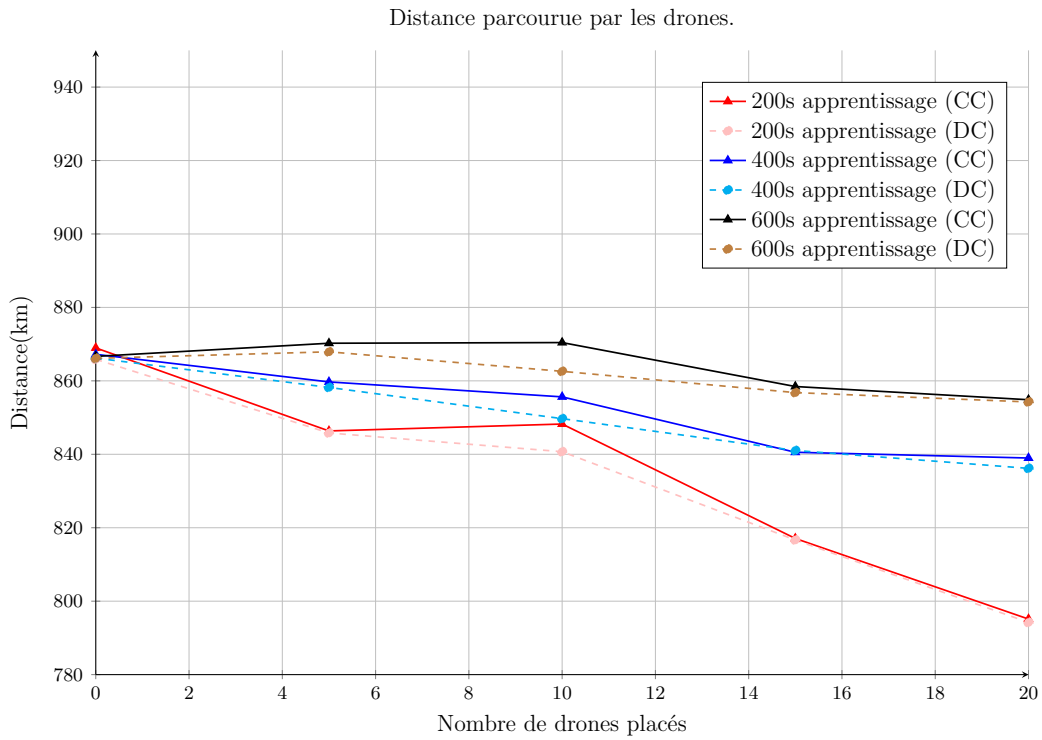


FIGURE 4.12 – Influence de l'apprentissage sur la distance totale parcourue par les drones dans le cas des traces de mobilité réelles des cibles.

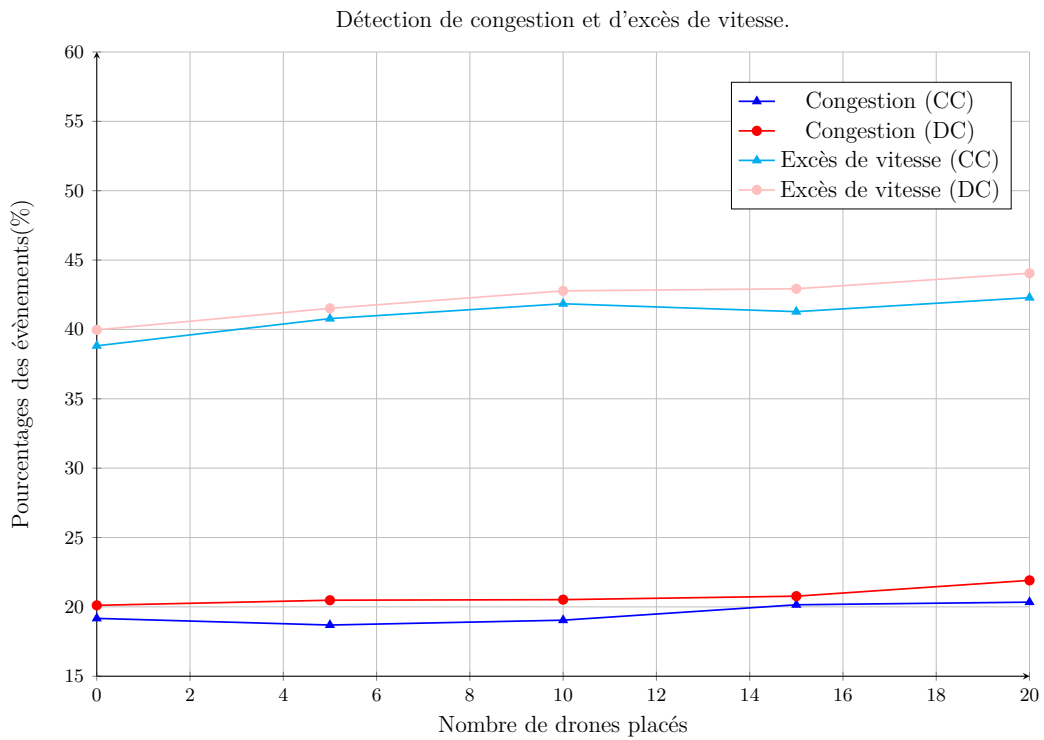


FIGURE 4.13 – Influence de la méthode de placement des drones sur la détection des événements dans le cas des traces de mobilité réelles des cibles.

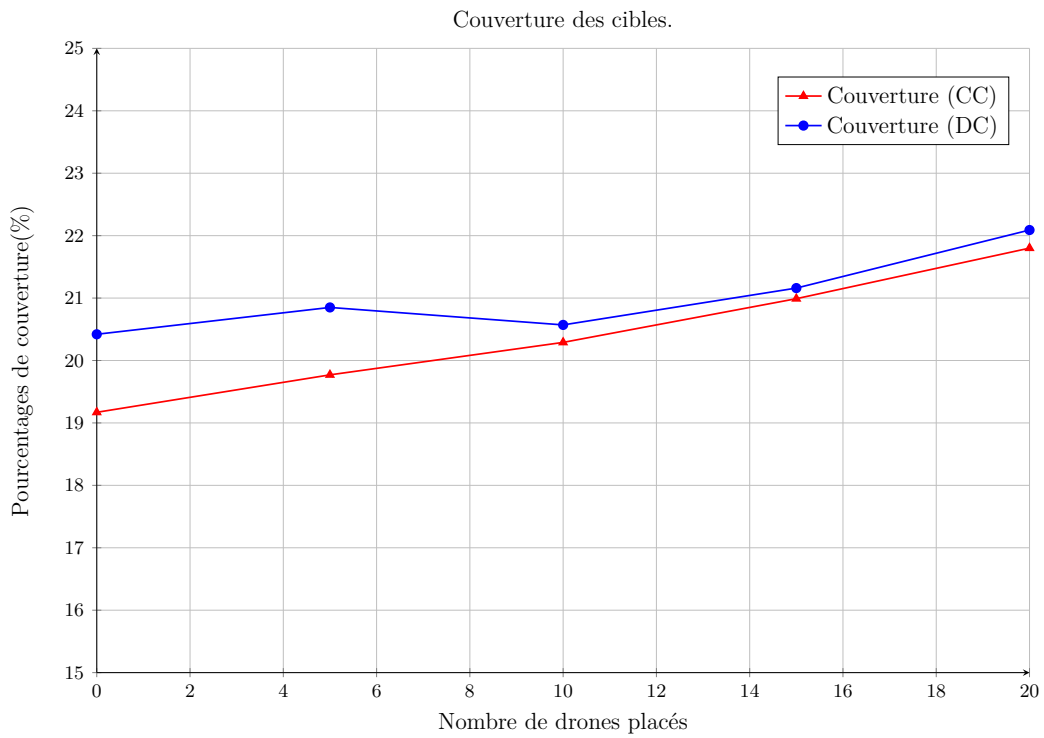


FIGURE 4.14 – Influence de la méthode de placement des drones sur la couverture des cibles dans le cas des traces de mobilité réelles des cibles.

4.5.4.2.3 Comparaison des performances des méthodes de surveillance : opportuniste, opportuniste avec apprentissage et fixe

A travers des figures 4.15 et 4.16, nous comparons les performances de la méthode opportuniste, de la méthode opportuniste avec apprentissage et de la méthode fixe. Nous choisissons le pourcentage de congestion comme critère d'évaluation de performances, puisque dans le cas de nos simulations les points stratégiques sont des emplacements où des congestions se produisent de manière fréquente.

Pour les traces du modèle de mobilité (figure 4.15), nous observons que les performances de la méthode opportuniste avec apprentissage et de la méthode opportuniste sont presque identiques. La performance de la méthode fixe devient la moins bonne à la fin de la simulation. En effet, dans la méthode fixe, après que les drones rejoignent leurs points d'intérêts fixes, ils ne vont surveiller que ces emplacements et vont rater des évènements qui se produisent ailleurs. Ce qui n'est pas le cas lorsque les drones sont mobiles ou placés au-dessus de points stratégiques.

Pour les traces de mobilité réelles (figure 4.16), la performance de la méthode opportuniste avec apprentissage est la meilleure en matière de détection de congestion, puisque à la fin de la phase d'apprentissage, 20 drones sont placés au-dessus des positions où des congestions se produisent de manière fréquente. De plus, les drones mobiles suivront plus longtemps des véhicules se déplaçant à faibles vitesses. La méthode fixe devient inefficace, après une période d'observation de 1000s. Au niveau des points d'intérêts fixes, il n'y a plus d'évènements de congestion à observer.

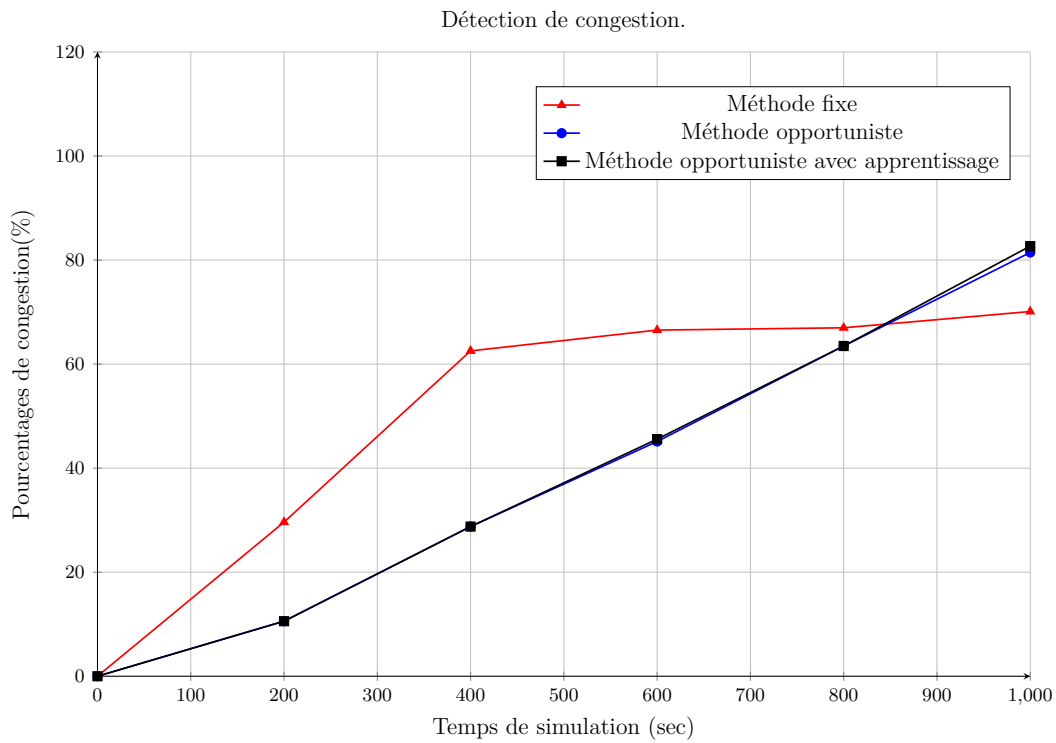


FIGURE 4.15 – Comparaison des performances des méthodes de gestion de mobilité des drones en terme de détection de congestion dans le cas des traces de mobilité des cibles générées par SPMBM.

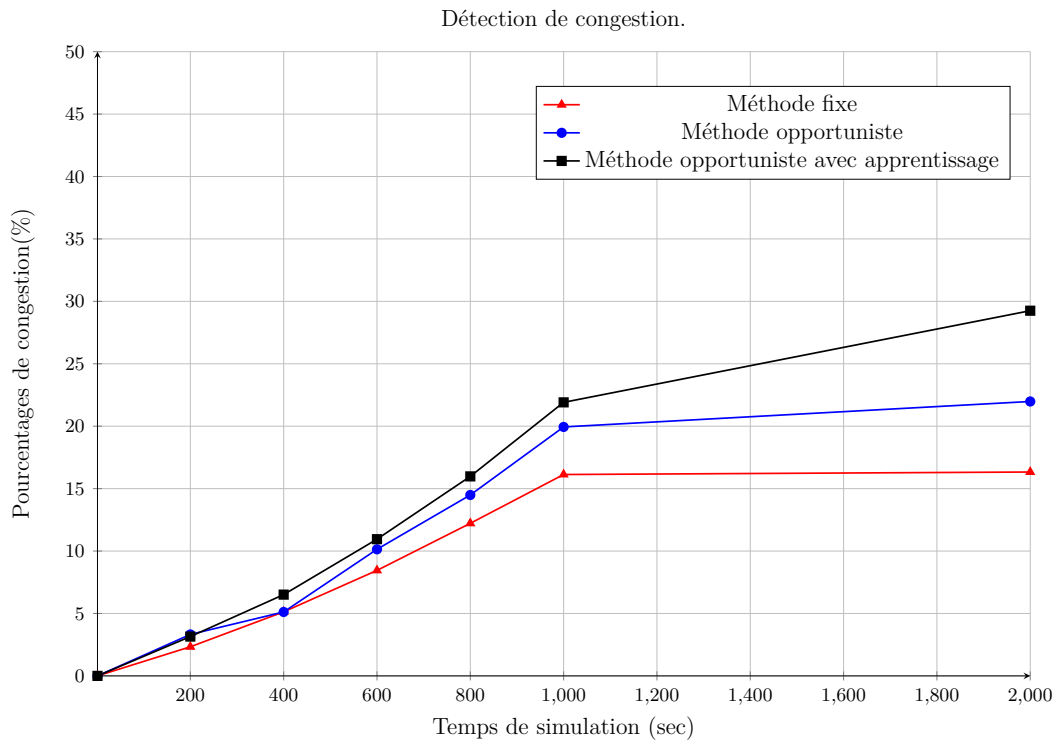


FIGURE 4.16 – Comparaison des performances des méthodes de gestion de mobilité des drones en terme de détection de congestion dans le cas des traces de mobilité réelles des cibles.

4.5.4.2.4 Conclusion Pour cette section, nous concluons que la méthode opportuniste avec apprentissage est plus performante en termes de couverture, de détection de congestion, de détection d'excès de vitesse et de distance totale parcourue par les drones, lorsque la durée d'apprentissage est courte et lorsque le critère de distance est utilisé pour placer des drones au dessus de points stratégiques.

Nous concluons aussi, que nos méthodes proposées (méthode opportuniste et méthode opportuniste avec apprentissage) sont plus performantes que la méthode fixe et plus performantes lorsqu'elles sont appliquées à des traces de mobilité réelles des véhicules.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié un cas complexe de l'application de surveillance de cibles mobiles en utilisant des drones à savoir ; plusieurs cibles et plusieurs drones.

Nous avons proposé des méthodes adaptatives pour gérer la mobilité de plusieurs drones et pour détecter le plus d'évènements possibles. Nous avons proposé des processus pour détecter les évènements de la route : les congestions et les excès de vitesse. Ces processus sont fondés essentiellement sur les vitesses et la densité des véhicules.

Nous avons montré que les méthodes proposées à savoir : la méthode véhiculaire, la méthode opportuniste et la méthode opportuniste avec apprentissage sont mieux adaptées pour la détection d'évènements que les méthodes à trajectoires prédéfinies.

Conclusion et perspectives

Conclusion

Nous avons utilisé les drones pour réaliser une mission spécifique à savoir la surveillance de cibles mobiles.

Le déploiement de plusieurs drones pour surveiller plusieurs cibles mobiles peut être complexe à cause de la gestion de mobilité, de la coordination et de la communication entre les drones et à cause du comportement non prédictible des cibles mobiles.

Nous avons commencé par étudier le cas le plus simple de l'application de surveillance de cibles mobiles à savoir un drone et une cible, après nous avons étudié un cas plus complexe à savoir plusieurs drones et plusieurs cibles.

Pour le cas où un seul drone surveille une seule cible mobile, nous avons proposé une méthode pour gérer la mobilité du drone. Nous avons appelé cette méthode : la méthode des trois zones. Cette méthode permet d'assurer un suivi continu d'une cible mobile et qui permet d'économiser la consommation en énergie du drone.

Pour la méthode des trois zones, le drone ajuste son mouvement selon la position de la cible par rapport à trois zones que nous avons défini : la zone autorisée, la zone de correction et la zone de re-détection qui est en dehors du champ de vision du drone.

En effet, si la cible est dans la zone autorisée, le drone n'ajuste que sa position, si la cible est dans la zone de correction, le drone ajuste sa position et sa vitesse, et si la cible est dans la zone de re-détection, le drone ajuste sa position, sa vitesse et son altitude. Cette méthode permet au drone d'éviter de faire des mouvements non nécessaires et donc d'économiser sa consommation en énergie.

Nous avons montré l'efficacité de notre méthode, en terme de continuité du suivi de la cible mobile, pour tous les types de mouvements de la cible. Nous avons montré également l'efficacité de notre méthode, en terme de consommation d'énergie, par rapport aux méthodes existantes.

Pour le cas où plusieurs drones surveillent plusieurs cibles, nous avons proposé plusieurs méthodes

pour gérer la mobilité des drones de manière adaptative. Nous avons appliqué ce cas d'étude à une mission particulière qui est la surveillance du trafic routier.

Nous avons proposé trois méthodes pour gérer le placement et le déplacement des drones, à savoir la méthode véhiculaire, la méthode opportuniste et la méthode d'apprentissage. La particularité de ces trois méthodes est que les trajectoires des drones sont adaptatives et non prédéfinies à l'avance. Pour la méthode opportuniste, le déplacement des drones dépend des positions des véhicules. Pour la méthode d'apprentissage, le déplacement des drones dépend des positions des véhicules et leur placement dépend de la position des événements. Pour la méthode véhiculaire le déplacement des drones dépend de positions générées aléatoirement par un modèle de mobilité.

Ces méthodes permettent de couvrir plusieurs cibles, de détecter plusieurs événements et de réduire la consommation d'énergie des drones. Nous avons montré que nos méthodes sont plus performantes que les méthodes existantes en matière de couverture des cibles et pourcentages de détection des événements.

Nous avons testé nos méthodes sur deux types de traces de mobilité de véhicules. Nous avons commencé par utiliser des traces de mobilité de véhicules générées par un modèle de mobilité véhiculaire proche d'un comportement réel de véhicules se déplaçant sur les routes de la ville d'Helsinki. Ensuite, nous avons utilisé des traces de mobilité réelles de véhicules se déplaçant dans la ville de Cologne. Cela nous a permis d'étudier l'influence des traces de mobilité sur les performances de nos méthodes et d'appliquer nos méthodes sur des conditions réelles.

Nous avons utilisé LTE pour la communication entre les drones et la station de base et pour la communication entre les drones. En effet, les drones collectent des informations concernant les cibles (vitesses et positions) et les envoient à la station de base, et à son tour la station envoie des instructions aux drones. Les drones font relayer les informations entre eux lorsque la communication directe avec la station de base n'est pas possible. Nous avons pris en compte les délais de transmission et de réception ainsi que les délais de traitement des données.

Perspectives

Pour les travaux futurs, nous envisageons de proposer d'autres méthodes adaptatives pour gérer la mobilité des drones. Mais d'abord, nous prévoyons de commencer par améliorer la méthode opportuniste avec apprentissage. Par exemple, en introduisant plusieurs phases d'apprentissage, en définissant

d'autres processus pour trouver les points stratégiques, d'autres critères pour placer les drones et en estimant la durée pendant laquelle les drones doivent rester au-dessus des points stratégiques avant de reprendre leur mobilité et éventuellement être placés au-dessus d'autres points stratégiques.

Aussi, nous envisageons de relâcher l'hypothèse que la détection des cibles qui se retrouvent dans le champ de vision des drones est toujours possible. La détection des cibles sera liée à l'altitude des drones et à l'algorithme de détection utilisé. Ici, il faudra trouver un compromis entre la qualité de la détection et la taille du champ de vision du drone. En effet, plus l'altitude est élevée, plus le champ de vision est grand et donc plus de cibles devront être couvertes, mais plus la détection est moins fiable.

Également, nous envisageons de rajouter un troisième paramètre (l'altitude) pour repérer une cible. Une cible sera donc repérée par son identifiant, sa vitesse et sa position dans le plan 3D. Nous relâchons donc l'hypothèse que la surface sur laquelle les cibles circulent est plane, le suivi des cibles sera en 3D.

Pour les perspectives à long terme, nous prévoyons d'étudier d'autres missions et d'autres applications qui nécessitent le déploiement d'un réseau de drones et des liaisons LTE. Par exemple, le déploiement d'un réseau de drones pour assurer une couverture sans fil dans le cas de désastres, ou pour transmettre en temps réel le déroulement des grands événements sportifs.

Aussi, nous pouvons envisager d'équiper les véhicules avec des moyens de communication et d'introduire la communication entre les drones et les véhicules. Dans ce cas, les véhicules pourront envoyer leurs positions aux drones, et les drones pourront envoyer des notifications aux véhicules. Nous pouvons même introduire l'utilisation des voitures autonomes. Dans ce cas-là, la mission des drones sera plus facile que le cas où il n'y a pas de communication entre les drones et les véhicules. Les problèmes à traiter changent, en effet, les drones ne vont plus détecter les voitures et estimer leurs états, ils vont recevoir directement ces informations des voitures. Les drones vont juste survoler les véhicules pour, par exemple, transmettre leurs images en temps réel lorsqu'il s'agit d'une compétition sportive.

Bibliographie

- [Abd+14] A. E. ABDULLA, Z. M. FADLULLAH, H. NISHIYAMA, N. KATO, F. ONO et R. MIURA. “An optimal data collection technique for improved utility in UAS-aided networks”. In : *INFOCOM, 2014 Proceedings IEEE*. IEEE. 2014, p. 736–744 (cf. p. 12).
- [AG18] A. AL-HOURANI et K. GOMEZ. “Modeling cellular-to-UAV path-loss for suburban environments”. In : *IEEE Wireless Communications Letters* 7.1 (2018), p. 82–85 (cf. p. 17, 18).
- [AHS17] Z. ABDELHAFID, F. HARROU et Y. SUN. “An efficient statistical-based approach for road traffic congestion monitoring”. In : *Electrical Engineering-Boumerdes (ICEE-B), 2017 5th International Conference on*. IEEE. 2017, p. 1–5 (cf. p. 29).
- [AKJ16] N. AHMED, S. S. KANHERE et S. JHA. “On the importance of link characterization for aerial wireless sensor networks”. In : *IEEE Communications Magazine* 54.5 (2016), p. 52–57 (cf. p. 17, 18).
- [All+07] J. ALLRED, A. B. HASAN, S. PANICHSAKUL, W. PISANO, P. GRAY, J. HUANG, R. HAN, D. LAWRENCE et K. MOHSENI. “Sensorflock : an airborne wireless sensor network of micro-air vehicles”. In : *Proceedings of the 5th international conference on Embedded networked sensor systems*. ACM. 2007, p. 117–129 (cf. p. 17, 18).
- [AM16] H. AL NAJADA et I. MAHGOUB. “Anticipation and alert system of congestion and accidents in VANET using Big Data analysis for Intelligent Transportation Systems”. In : *Computational Intelligence (SSCI), 2016 IEEE Symposium Series on*. IEEE. 2016, p. 1–8 (cf. p. 30).
- [Amo+17a] R. AMORIM, H. NGUYEN, P. MOGENSEN, I. Z. KOVÁCS, J. WIGARD et T. B. SØRENSEN. “Radio channel modeling for UAV communication over cellular networks”. In : *IEEE Wireless Communications Letters* 6.4 (2017), p. 514–517 (cf. p. 17, 18).

- [Amo+17b] R. AMORIM, J. WIGARD, H. NGUYEN, I. Z. KOVACS et P. MOGENSEN. “Machine-Learning Identification of Airborne UAV-UEs Based on LTE Radio Measurements”. In : *Globecom Workshops (GC Wkshps), 2017 IEEE*. IEEE. 2017, p. 1–6 (cf. p. 17, 18).
- [Ari] T. K. ARI KERANEN. *The ONE*. <http://akeranen.github.io/the-one/>. Accessed on 02/01/2019 (cf. p. 71).
- [Asa+13] M. ASADPOUR, D. GIUSTINIANO, K. A. HUMMEL, S. HEIMLICHER et S. EGLI. “Now or later ? : delaying data transfer in time-critical aerial communication”. In : *Proceedings of the ninth ACM conference on Emerging networking experiments and technologies*. ACM. 2013, p. 127–132 (cf. p. 17, 18).
- [ATD14] L. APVRILLE, T. TANZI et J.-L. DUGELAY. “Autonomous drones for assisting rescue services within the context of natural disasters”. In : *General Assembly and Scientific Symposium (URSI GASS), 2014 XXXIth URSI*. IEEE. 2014, p. 1–4 (cf. p. 12).
- [Bac+18] M. BACCO, A. BERTON, A. GOTTA et L. CAVIGLIONE. “IEEE 802.15. 4 Air-Ground UAV Communications in Smart Farming Scenarios”. In : *IEEE Communications Letters* 22.9 (2018), p. 1910–1913 (cf. p. 17, 18).
- [Bea+13] C. BEAVERSTOCK, R. AJAJ, M. FRISWELL, R. DE BREUKER et N. WERTER. “Optimising mission performance for a morphing mav”. In : *Proceedings of the Ankara International Aerospace Conference, Ankara, Turkey*. T. 1113. 2013 (cf. p. 19).
- [BEY16] R. I. BOR-YALINIZ, A. EL-KEYI et H. YANIKOMEROGLU. “Efficient 3-D placement of an aerial base station in next generation cellular networks”. In : *Communications (ICC), 2016 IEEE International Conference on*. IEEE. 2016, p. 1–5 (cf. p. 12).
- [BHR15] P. BUPE, R. HADDAD et F. RIOS-GUTIERREZ. “Relief and emergency communication network based on an autonomous decentralized UAV clustering network”. In : *Southeast-Con 2015*. IEEE. 2015, p. 1–8 (cf. p. 12).
- [BSK11] A. BÜRKLE, F. SEGOR et M. KOLLMANN. “Towards autonomous micro uav swarms”. In : *Journal of intelligent & robotic systems* 61.1-4 (2011), p. 339–353 (cf. p. 15).
- [BUR] O. BUREAU. *Réglementation des drones*. <https://www.les-drones.com/reglementation/>. Accessed on 05/12/2018 (cf. p. 2, 10).

- [BVG17] E. N. BARMPOUNAKIS, E. I. VLAHOGIANNI et J. C. GOLIAS. “Evaluating the accuracy of vehicle tracking data obtained from Unmanned Aerial Vehicles”. In : (2017) (cf. p. 28, 77).
- [Cas+06] D. W. CASBEER, D. B. KINGSTON, R. W. BEARD et T. W. MCLAIN. “Cooperative forest fire surveillance using a team of small unmanned air vehicles”. In : *International Journal of Systems Science* 37.6 (2006), p. 351–360 (cf. p. 16).
- [CDO07] Y. M. CHEN, L. DONG et J.-S. OH. “Real-time video relay for uav traffic surveillance systems through available communication networks”. In : *Wireless Communications and Networking Conference, 2007. WCNC 2007. IEEE*. IEEE. 2007, p. 2608–2612 (cf. p. 28).
- [Cha+08] H. CHAO, M. BAUMANN, A. JENSEN, Y. CHEN, Y. CAO, W. REN et M. MCKEE. “Band-reconfigurable multi-UAV-based cooperative remote sensing for real-time water management and distributed irrigation control”. In : *IFAC Proceedings Volumes* 41.2 (2008), p. 11744–11749 (cf. p. 16).
- [Cir11] I. CIR. “328 AN/190”. In : *Unmanned Aircraft Systems (UAS) Circular* (2011) (cf. p. 10).
- [Coi+04] B. COIFMAN, M. MCCORD, R. G. MISHALANI et K. REDMILL. “Surface transportation surveillance from unmanned aerial vehicles”. In : *Proc. of the 83rd Annual Meeting of the Transportation Research Board*. 2004 (cf. p. 28).
- [CS15] G. CHMAJ et H. SELVARAJ. “Distributed processing applications for UAV/drones : a survey”. In : *Progress in Systems Engineering*. Springer, 2015, p. 449–454 (cf. p. 14, 15).
- [CZR05] E. V. CUEVAS, D. ZALDIVAR et R. ROJAS. “Kalman filter for vision tracking”. In : (2005) (cf. p. 25).
- [Dal+12] I. DALMASSO, I. GALLETI, R. GIULIANO et F. MAZZENGA. “WiMAX networks for emergency management based on UAVs”. In : *Satellite Telecommunications (ESTEL), 2012 IEEE First AESS European Conference on*. IEEE. 2012, p. 1–6 (cf. p. 17, 18).
- [DAZ14] N. DARWIN, A. AHMAD et O. ZAINON. “The potential of unmanned aerial vehicle for large scale mapping of coastal area”. In : *IOP Conference Series : Earth and Environmental Science*. T. 18. 1. IOP Publishing. 2014, p. 012031 (cf. p. 13).

- [DW10] B. DUSZA et C. WIETFELD. “Performance evaluation of IEEE 802.16 e mobile WiMAX for long distance control of UAV swarms”. In : *Wireless Information Technology and Systems (ICWITS), 2010 IEEE International Conference on*. IEEE. 2010, p. 1–4 (cf. p. [14](#), [17](#), [18](#)).
- [EF10] M. ESLAMI et K. FAEZ. “Automatic traffic monitoring using satellite images”. In : *Computer Engineering and Technology (ICCET), 2010 2nd International Conference on*. T. 6. IEEE. 2010, p. V6–130 (cf. p. [27](#)).
- [El +15] A. EL KHATIB, A. MOURAD, H. OTROK, O. A. WAHAB et J. BENTAHAR. “A Cooperative Detection Model Based on Artificial Neural Network for VANET QoS-OLSR Protocol”. In : *Ubiquitous Wireless Broadband (ICUWB), 2015 IEEE International Conference on*. IEEE. 2015, p. 1–5 (cf. p. [30](#)).
- [Ell+17] M. ELLOUMI, B. ESCRIG, R. DHAOU, H. IDOUDI et L. A. SAIDANE. “Designing an energy efficient UAV tracking algorithm”. In : *Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC), 2017 13th International*. IEEE. 2017, p. 127–132 (cf. p. [12](#), [33](#)).
- [Ell+18] M. ELLOUMI, R. DHAOU, B. ESCRIG, H. IDOUDI et L. A. SAIDANE. “Monitoring road traffic with a UAV-based system”. In : *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2018 IEEE*. IEEE. 2018, p. 1–6 (cf. p. [12](#), [61](#)).
- [Ell+19] M. ELLOUMI, R. DHAOU, B. ESCRIG, H. IDOUDI, L. A. SAIDANE et A. FER. “Traffic Monitoring on City Roads Using UAVs”. In : *Ad-Hoc, Mobile, and Wireless Networks*. Springer International Publishing, 2019, p. 588–600 (cf. p. [61](#)).
- [Esc+12] C. ESCHMANN, C.-M. KUO, C.-H. KUO et C. BOLLER. “Unmanned aircraft systems for remote building inspection and monitoring”. In : *Proceedings of the 6th European Workshop on Structural Health Monitoring, Dresden, Germany*. T. 36. 2012 (cf. p. [13](#)).
- [Fot+18] A. FOTOUHI, H. QIANG, M. DING, M. HASSAN, L. G. GIORDANO, A. GARCIA-RODRIGUEZ et J. YUAN. “Survey on UAV Cellular Communications : Practical Aspects, Standardization Advancements, Regulation, and Security Challenges”. In : *arXiv preprint arXiv :1809.01752* (2018) (cf. p. [10](#), [17](#)).

-
- [Fou+17] M. FOULADGAR, M. PARCHAMI, R. ELMASRI et A. GHADERI. “Scalable deep traffic flow neural networks for urban traffic congestion prediction”. In : *Neural Networks (IJCNN), 2017 International Joint Conference on*. IEEE. 2017, p. 2251–2258 (cf. p. 30).
- [FSP15] N. FARMANI, L. SUN et D. PACK. “Tracking multiple mobile targets using cooperative unmanned aerial vehicles”. In : *Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), 2015 International Conference on*. IEEE. 2015, p. 395–400 (cf. p. 12, 25).
- [GET08] G. GRENZDÖRFFER, A. ENGEL et B. TEICHERT. “The photogrammetric potential of low-cost UAVs in forestry and agriculture”. In : *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 31.B3 (2008), p. 1207–1214 (cf. p. 13).
- [Gom+13] J.-E. GOMEZ-BALDERAS, G. FLORES, L. G. CARRILLO et R. LOZANO. “Tracking a ground moving target with a quadrotor using switching control”. In : *Journal of Intelligent & Robotic Systems* 70.1-4 (2013), p. 65–78 (cf. p. 37).
- [GW15] N. GODDEMEIER et C. WIETFELD. “Investigation of air-to-air channel characteristics and a UAV specific extension to the Rice model”. In : *Globecom Workshops (GC Wkshps), 2015 IEEE*. IEEE. 2015, p. 1–5 (cf. p. 17, 18).
- [Hep12] M. HEPERLE. “Electric flight-potential and limitations”. In : *German Aerospace Centre, Institute of Aerodynamics and Flow Technology, Germany* (2012) (cf. p. 19).
- [HRD07] F. HEINTZ, P. RUDOL et P. DOHERTY. “From images to traffic behavior-a uav tracking and monitoring application”. In : *Information Fusion, 2007 10th International Conference on*. IEEE. 2007, p. 1–8 (cf. p. 12).
- [HXX12] J. HU, L. XIE et J. XU. “Vision-based multi-agent cooperative target search”. In : *Control Automation Robotics & Vision (ICARCV), 2012 12th International Conference on*. IEEE. 2012, p. 895–900 (cf. p. 15).
- [HYB15] S. HAYAT, E. YANMAZ et C. BETTSTETTER. “Experimental analysis of multipoint-to-point UAV communications with IEEE 802.11 n and 802.11 ac”. In : *Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC), 2015 IEEE 26th Annual International Symposium on*. IEEE. 2015, p. 1991–1996 (cf. p. 17, 18).

- [HYM16] S. HAYAT, E. YANMAZ et R. MUZAFFAR. “Survey on Unmanned Aerial Vehicle Networks for Civil Applications : A Communications Viewpoint.” In : *IEEE Communications Surveys and Tutorials* 18.4 (2016), p. 2624–2661 (cf. p. 1, 17).
- [Jim+12] A. JIMENEZ-PACHECO, D. BOUHIREL, Y. GASSER, J.-C. ZUFFEREY, D. FLOREANO et B. RIMOLDI. “Implementation of a wireless mesh network of ultra light MAVs with dynamic routing”. In : *Globecom Workshops (GC Wkshps), 2012 IEEE*. IEEE. 2012, p. 1591–1596 (cf. p. 17, 18).
- [KBH08] D. KINGSTON, R. W. BEARD et R. S. HOLT. “Decentralized perimeter surveillance using a team of UAVs”. In : *IEEE Transactions on Robotics* 24.6 (2008), p. 1394–1404 (cf. p. 16).
- [Kha+17] M. KHALIL, J. LI, A. SHARIF et J. KHAN. “Traffic congestion detection by use of satellites view”. In : *Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICC-WAMTIP), 2017 14th International Computer Conference on*. IEEE. 2017, p. 278–280 (cf. p. 27).
- [Khu+18] A. A. KHUWAJA, Y. CHEN, N. ZHAO, M.-S. ALOUINI et P. DOBBINS. “A survey of channel modeling for UAV communications”. In : *arXiv preprint arXiv :1801.07359* (2018) (cf. p. 17).
- [KK15] G. KOPSIAFTIS et K. KARANTZALOS. “Vehicle detection and traffic density monitoring from very high resolution satellite video data”. In : *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2015 IEEE International*. IEEE. 2015, p. 1881–1884 (cf. p. 27).
- [KSG17] A. KUMBHAR, S. SINGH et I. GUVENC. “UAV assisted public safety communications with LTE-Advanced HetNets and FeICIC”. In : *Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC), 2017 IEEE 28th Annual International Symposium on*. IEEE. 2017, p. 1–7 (cf. p. 17).
- [Kun+10] H. KUNG, C.-K. LIN, T.-H. LIN, S. J. TARSA et D. VLAH. “Measuring diversity on a low-altitude UAV in a ground-to-air wireless 802.11 mesh network”. In : *GLOBECOM Workshops (GC Wkshps), 2010 IEEE*. IEEE. 2010, p. 1799–1804 (cf. p. 17, 18).
- [Led08] G. LEDUC. “Road traffic data : Collection methods and applications”. In : *Working Papers on Energy, Transport and Climate Change* 1.55 (2008) (cf. p. 4, 27).

-
- [Li+16] J. LI, D. H. YE, T. CHUNG, M. KOLSCH, J. WACHS et C. BOUMAN. “Multi-target detection and tracking from a single camera in Unmanned Aerial Vehicles (UAVs)”. In : *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2016 IEEE/RSJ International Conference on*. IEEE. 2016, p. 4992–4997 (cf. p. 24).
- [Lin+18] X. LIN, V. YAJNANARAYANA, S. D. MURUGANATHAN, S. GAO, H. ASPLUND, H.-L. MAATTANEN, M. BERGSTROM, S. EULER et Y.-P. E. WANG. “The sky is not the limit : LTE for unmanned aerial vehicles”. In : *IEEE Communications Magazine* 56.4 (2018), p. 204–210 (cf. p. 17, 18).
- [Liu+14] P. LIU, A. Y. CHEN, Y.-N. HUANG, J.-Y. HAN, J.-S. LAI, S.-C. KANG, T. WU, M.-C. WEN, M. TSAI et al. “A review of rotorcraft unmanned aerial vehicle (UAV) developments and applications in civil engineering”. In : *Smart Struct. Syst* 13.6 (2014), p. 1065–1094 (cf. p. 2, 11).
- [MKD18] X. MA, R. KACIMI et R. DHAOU. “Adaptive hybrid MAC protocols for UAV-assisted mobile sensor networks”. In : *Consumer Communications & Networking Conference (CCNC), 2018 15th IEEE Annual*. IEEE. 2018, p. 1–4 (cf. p. 12).
- [Mor+12] S. MORGENTHALER, T. BRAUN, Z. ZHAO, T. STAUB et M. ANWANDER. “UAVNet : A mobile wireless mesh network using unmanned aerial vehicles”. In : *Globecom Workshops (GC Wkshps), 2012 IEEE*. IEEE. 2012, p. 1603–1608 (cf. p. 17, 18).
- [Mor+16] R. MORE, A. MUGAL, S. RAJGURE, R. B. ADHAO et V. K. PACHGHARE. “Road traffic prediction and congestion control using Artificial Neural Networks”. In : *Computing, Analytics and Security Trends (CAST), International Conference on*. IEEE. 2016, p. 52–57 (cf. p. 30).
- [MV12] F. MARTIN et M. VELOSO. “Effective real-time visual object detection”. In : *Progress in Artificial Intelligence* 1.4 (2012), p. 259–265 (cf. p. 73).
- [Ong17] P. ONGSULEE. “Artificial intelligence, machine learning and deep learning”. In : *ICT and Knowledge Engineering (ICT&KE), 2017 15th International Conference on*. IEEE. 2017, p. 1–6 (cf. p. 69).

- [Pat+16] V. PATTANAİK, M. SINGH, P. GUPTA et S. SINGH. “Smart real-time traffic congestion estimation and clustering technique for urban vehicular roads”. In : *Region 10 Conference (TENCON), 2016 IEEE*. IEEE. 2016, p. 3420–3423 (cf. p. 29).
- [PTN07] P. PONGPAIBOOL, P. TANGAMCHIT et K. NOODWONG. “Evaluation of road traffic congestion using fuzzy techniques”. In : *TENCON 2007-2007 IEEE Region 10 Conference*. IEEE. 2007, p. 1–4 (cf. p. 29).
- [Pur05] A. PURI. “A survey of unmanned aerial vehicles (UAV) for traffic surveillance”. In : *Department of computer science and engineering, University of South Florida* (2005), p. 1–29 (cf. p. 4, 27).
- [PVK07] A. PURI, K. VALAVANIS et M. KONTITSIS. “Statistical profile generation for traffic monitoring using real-time UAV based video data”. In : *Control & Automation, 2007. MED’07. Mediterranean Conference on*. IEEE. 2007, p. 1–6 (cf. p. 28).
- [Qad+11] A. QADIR, J. NEUBERT, W. SEMKE et R. SCHULTZ. “On-board visual tracking with unmanned aircraft system (uas)”. In : *Infotech@ Aerospace 2011*. 2011, p. 1503 (cf. p. 24).
- [Qua+10] M. QUARITSCH, K. KRUGGL, D. WISCHOUNIG-STRUCL, S. BHATTACHARYA, M. SHAH et B. RINNER. “Networked UAVs as aerial sensor network for disaster management applications”. In : *e & i Elektrotechnik und Informationstechnik* 127.3 (2010), p. 56–63 (cf. p. 12).
- [Rah14] M. A. RAHMAN. “Enabling drone communications with WiMAX Technology”. In : *Information, Intelligence, Systems and Applications, IISA 2014, The 5th International Conference on*. IEEE. 2014, p. 323–328 (cf. p. 17, 18).
- [Ran+18] A. RANJAN, B. PANIGRAHI, H. K. RATH, P. MISRA et A. SIMHA. “LTE-CAS : LTE-based criticality aware scheduling for UAV assisted emergency response”. In : *IEEE INFOCOM 2018-IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*. IEEE. 2018, p. 894–899 (cf. p. 17).
- [RDC18] D. RAUTU, R. DHAOU et E. CHAPUT. “Crowd-based positioning of UAVs as access points”. In : *Consumer Communications & Networking Conference (CCNC), 2018 15th IEEE Annual*. IEEE. 2018, p. 1–6 (cf. p. 12).

- [Rhe] J. RHEUDE. *The Future of Distribution*. <https://redstagfulfillment.com/the-future-of-distribution/>. Accessed on 05/12/2018 (cf. p. 12).
- [RKK16] S. RASMUSSEN, K. KALYANAM et D. KINGSTON. “Field experiment of a fully autonomous multiple UAV/UGS intruder detection and monitoring system”. In : *Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), 2016 International Conference on*. IEEE. 2016, p. 1293–1302 (cf. p. 28).
- [ROD07] K. RO, J.-S. OH et L. DONG. “Lessons learned : Application of small uav for urban highway traffic monitoring”. In : *45th AIAA aerospace sciences meeting and exhibit*. 2007, p. 596 (cf. p. 28).
- [Ros+09] D. ROSENBAUM, F. KURZ, U. THOMAS, S. SURI et P. REINARTZ. “Towards automatic near real-time traffic monitoring with an airborne wide angle camera system”. In : *European Transport Research Review* 1.1 (2009), p. 11–21 (cf. p. 28, 29, 77).
- [RRS16] R. RESHMA, T. RAMESH et P. SATHISHKUMAR. “Security situational aware intelligent road traffic monitoring using UAVs”. In : *VLSI Systems, Architectures, Technology and Applications (VLSI-SATA), 2016 International Conference on*. IEEE. 2016, p. 1–6 (cf. p. 28).
- [Rua09] A. RUANGWISSET. “Path generation for ground target tracking of airplane-typed UAV”. In : *Robotics and Biomimetics, 2008. ROBIO 2008. IEEE International Conference on*. IEEE. 2009, p. 1354–1358 (cf. p. 25, 26).
- [San] M. F. SANDESH UPPOOR Diala Naboulsi. *Vehicular mobility trace*. <http://kolntrace.project.citi-lab.fr/>. Accessed on 02/01/2019 (cf. p. 71).
- [Sha+18] H. SHAKHATREH, A. SAWALMEH, A. AL-FUQAHA, Z. DOU, E. ALMAITA, I. KHALIL, N. S. OTHMAN, A. KHREISHAH et M. GUIZANI. “Unmanned Aerial Vehicles : A Survey on Civil Applications and Key Research Challenges”. In : *arXiv preprint arXiv :1805.00881* (2018) (cf. p. 2, 10, 11).
- [SK12] P. SASIKUMAR et S. KHARA. “K-means clustering in wireless sensor networks”. In : *2012 Fourth international conference on computational intelligence and communication networks*. IEEE. 2012, p. 140–144 (cf. p. 74).

- [SM11] A. SHAW et K. MOHSENI. “A fluid dynamic based coordination of a wireless sensor network of unmanned aerial vehicles : 3-d simulation and wireless communication characterization”. In : *IEEE Sensors Journal* 11.3 (2011), p. 722–736 (cf. p. 17, 18).
- [Son] D. SONI. *Supervised vs. Unsupervised Learning*. <https://towardsdatascience.com/supervised-vs-unsupervised-learning-14f68e32ea8d>. Accessed on 22/05/2018 (cf. p. 69).
- [SP15] L. SUN et D. PACK. “Mobile target tracking using an unmanned aerial vehicle with a non-gimbaled video sensor”. In : *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*. 2015, p. 1077 (cf. p. 26).
- [SZ05] W. SHU et Z. ZHENG. “PERFORMANCE ANALYSIS OF KALMAN-BASED FILTERS AND PARTICLE FILTERS FOR NON-LINEAR/NON-GAUSSIAN BAYESIAN TRACKING”. In : *IFAC Proceedings Volumes* 38.1 (2005), p. 1131–1136 (cf. p. 73).
- [Tea+09] W. L. TEACY, J. NIE, S. MCCLEAN, G. PARR, S. HAILES, S. JULIER, N. TRIGONI et S. CAMERON. “Collaborative sensing by unmanned aerial vehicles”. In : (2009) (cf. p. 15).
- [Tom+12] T. TOMIC, K. SCHMID, P. LUTZ, A. DOMEL, M. KASSECKER, E. MAIR et al. “Toward a fully autonomous UAV : Research platform for indoor and outdoor urban search and rescue”. In : *IEEE robotics & automation magazine* 19.3 (2012), p. 46–56 (cf. p. 15).
- [Tuy+17] E. TUYISHIMIRE, A. BAGULA, S. REKHIS et N. BOUDRIGA. “Cooperative data muling from ground sensors to base stations using UAVs”. In : *Computers and Communications (ISCC), 2017 IEEE Symposium on*. IEEE. 2017, p. 35–41 (cf. p. 12).
- [Ura11] B. URAGUN. “Energy efficiency for unmanned aerial vehicles”. In : *Machine Learning and Applications and Workshops (ICMLA), 2011 10th International Conference on*. T. 2. IEEE. 2011, p. 316–320 (cf. p. 18).
- [Vat+16] E. VATTAPPARAMBAN, İ. GÜVENÇ, A. İ. YUREKLI, K. AKKAYA et S. ULUAĞAÇ. “Drones for smart cities : Issues in cybersecurity, privacy, and public safety”. In : *Wireless Communications and Mobile computing Conference (IWCMC), 2016 International*. IEEE. 2016, p. 216–221 (cf. p. 2).

- [VCP16] B. VAN DER BERGH, A. CHIUMENTO et S. POLLIN. “LTE in the sky : trading off propagation benefits with interference costs for aerial nodes”. In : *IEEE Communications Magazine* 54.5 (2016), p. 44–50 (cf. p. 17, 18).
- [Vid13] H. G. VIDALES. “Design, construction and test of the propulsion system of a solar uav”. In : *MSc, Aerospace Engineering, Technical University of Lisbon* (2013) (cf. p. 19).
- [Wad+15] A. WADA, T. YAMASHITA, M. MARUYAMA, T. ARAI, H. ADACHI et H. TSUJI. “A surveillance system using small unmanned aerial vehicle (UAV) related technologies”. In : *NEC Technical Journal* 8.1 (2015), p. 68–72 (cf. p. 12).
- [Wan+14] X. WANG, H. ZHU, D. ZHANG, D. ZHOU et X. WANG. “Vision-based detection and tracking of a mobile ground target using a fixed-wing UAV”. In : *International Journal of Advanced Robotic Systems* 11.9 (2014), p. 156 (cf. p. 24–26).
- [WH11] Y. WANG et I. HUSSEIN. “Multiple vehicle Bayesian-based domain search with intermittent information sharing”. In : *American Control Conference (ACC), 2011*. IEEE. 2011, p. 1280–1285 (cf. p. 15).
- [Wig+17] J. WIGARD, R. AMORIM, H. C. NGUYEN, I. Z. KOVÁCS et P. MOGENSEN. “Method for detection of airborne UEs based on LTE radio measurements”. In : *Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC), 2017 IEEE 28th Annual International Symposium on*. IEEE. 2017, p. 1–6 (cf. p. 17, 18).
- [WS06] A. Y. WANG et C. G. SODINI. “On the energy efficiency of wireless transceivers”. In : *Communications, 2006. ICC’06. IEEE International Conference on*. T. 8. IEEE. 2006, p. 3783–3788 (cf. p. 19, 53).
- [WSW17] Y. WU, Y. SUI et G. WANG. “Vision-based real-time aerial object localization and tracking for UAV sensing system”. In : *IEEE Access* 5 (2017), p. 23969–23978 (cf. p. 25).
- [WTJ09] S. WAHARTE, N. TRIGONI et S. JULIER. “Coordinated search with a swarm of UAVs”. In : *2009 6th IEEE Annual Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks Workshops*. IEEE. 2009, p. 1–3 (cf. p. 15).
- [Yan+14] E. YANMAZ, S. HAYAT, J. SCHERER et C. BETTSTETTER. “Experimental performance analysis of two-hop aerial 802.11 networks”. In : *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2014 IEEE*. IEEE. 2014, p. 3118–3123 (cf. p. 14, 17, 18).

- [YKB13] E. YANMAZ, R. KUSCHNIG et C. BETTSTETTER. “Achieving air-ground communications in 802.11 networks with three-dimensional aerial mobility”. In : *INFOCOM, 2013 Proceedings IEEE*. IEEE. 2013, p. 120–124 (cf. p. [17](#), [18](#)).