

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE SAAD DAHLEB BLIDA 1



INSTITUT D'AERONAUTIQUE ET DES ETUDES SPATIALES

Département de Navigation Aérienne

Mémoire de Projet de Fin d'Étude

En vue de l'obtention du diplôme de Master en Aéronautique

Spécialité : CNS/ATM

THEME

**Analyse et mise en œuvre du système de gestion automatisé et sécurisé
pour une flotte de drones en espace aérien contrôlé**

Présenté par :

BENFREDJ Nihad Nibras

ELAIHAR Wiam

Encadré par :

Mme. AZINE Houria

Soutenu le :

30/06/2025

Devant le jury composé de :

- Mr. ZABOT Amar

- Mme. LAHRECH Bahia

Année universitaire : 2024 - 2025

Remerciements

Au terme de ce travail de fin d'études, nous tenons à exprimer notre profonde gratitude envers toutes les personnes qui nous ont accompagnés et soutenus tout au long de la réalisation de ce mémoire.

Nous remercions tout particulièrement **notre encadrante, Mme AZINE Houria**, pour sa disponibilité, ses conseils avisés, son accompagnement rigoureux et sa bienveillance constante. Son expertise et son engagement ont été essentiels à la bonne conduite de ce projet, et nous lui en sommes sincèrement reconnaissants.

Nos remerciements s'adressent également à **l'ensemble du corps enseignant de l'Institut d'Aéronautique et des Études Spatiales**, pour la qualité de l'enseignement dispensé tout au long de notre formation, ainsi que pour leur encadrement pédagogique et humain.

Nous exprimons également notre reconnaissance à **nos familles respectives**, pour leur amour, leur patience, leur soutien moral et leurs encouragements indéfectibles tout au long de notre parcours académique.

Nous tenons à remercier chaleureusement **nos camarades et amis**, avec qui nous avons partagé des moments inoubliables, entre entraide, défis techniques et réussites. Leur présence à nos côtés a rendu ce chemin bien plus enrichissant et humain.

Enfin, nous adressons nos sincères remerciements à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à l'aboutissement de ce travail, ainsi qu'à tous les chercheurs et professionnels dont les travaux ont constitué une base précieuse pour notre étude.

Dedicace

(وَقُلْ أَعْمَلُوا فَسَيَرَى اللَّهُ عَمَلَكُمْ وَرَسُولُهُ وَالْمُؤْمِنُونَ)

سورة التوبة – الآية [105]

الحمد لله حمداً كثيراً طيباً مباركاً فيه، الحمد لله الذي بنعمته تتم الصالحات،

وبفضله وكرمه وصلت إلى ما أنا عليه اليوم، بعد مشوارٍ مليءٍ بالتحديات والطموحات.

أهدي ثمرة هذا الجهد والتعب أولاً:

إلى أمي الحبيبة، التي كانت لي حضناً دافئاً، وسنداً نفسياً لا يُضاهى، لم تبخل عليّ بشيء، لا مادياً ولا معنوياً، فكنت دائماً النور الذي يهديني.

وإلى أبي العزيز، ذلك الجبل الصامد، والسند الثابت الذي لم يبل يومًا، شكراً لك على كل ما قدمته لي من دعم وثقة.

وإلى إخوتي الأعزاء: شمس الدين، ماريّا ومعاذ، الذين كانوا دومًا مصدر سعادتي وأمان، وكانوا يشجعونني بمحبتهم ووجودهم كلما احتجت إلى دفعة معنوية.

كما لا أنسى أن أخص بالشكر والتقدير صديقتي القريبة إلى قلبي، ونام، التي كانت شريكة دربي في مشواري الجامعي، واقتسمت معي اللحظات الحلوة والمرّة، ووقفت إلى جانبي بكل حب وإخلاص.

وإني لا أنسى أن أوجه خالص شكري وامتناني إلى صديقتي العزيزات اللواتي شاركنني أجمل اللحظات، وكنّ سنداً لي في السراء والضراء: إيمان، شيماء، سندس، نور الهدى، أنيسة، أماني، خيرة وفاطمة، شكراً لكنّ من القلب، ودامت صداقتنا نقيّة وصادقة.

وإلى عائلتي الكبيرة، وإلى كل من تمنى لي الخير ودعمني بكلمة أو دعاء، شكراً من أعماق القلب فوجودكم كان بركة في طريقي.

وإلى خالي الغالي أسامة، الذي لم يبخل عليّ يوماً بتوجيه أو نصيحة أو معلومة، جزاك الله عني كل خير.

كما أرفع أسمى عبارات الشكر والتقدير إلى معهد الطيران والدراسات الفضائية، هذا الصرح العلمي العظيم الذي احتضن طموحاتنا، وإلى كل الدكاترة والأساتذة الأفاضل الذين ساهموا في تكويني العلمي والمهني. وبشكل خاص، أخص بالذكر مشرفتي الغالية الدكتورة حورية عزيز، التي كانت بحق وميض أمل في عتمة الطريق، لم تتركنا أبداً، وكانت محفزة وداعمة لنا في كل مرحلة.

وختاماً، لا يسعني إلا أن أهدي هذا العمل لأرواح شهداء فلسطين وغزة الأبية، هؤلاء الأبطال الذين سَطَرُوا بدمائهم أسمى معاني الكرامة والصمود، لن ننساكم أبداً، فأنتم في القلب، ومعكم قضيتنا لا تموت...

وبإذن الله، إِنَّ نَصْرَ اللَّهِ قَرِيبٌ.

نهاد

Dedicace

(وَمَا تَوْفِيقِي إِلَّا بِاللَّهِ عَلَيْهِ تَوَكَّلْتُ وَإِلَيْهِ أُنِيبُ)

(هود: 88)

الحمد لله رب العالمين، الذي بنعمته تتم الصالحات وتُسَطَّر في حياتنا صفحات النجاح والتوفيق.

أما بعد، أعرب عن خالص امتناني لوالديَّ الكريمين:

أولاً، لوالدي العزيز، الذي كان دعمه وثقته بي نبراساً أضاء لي طريق الاجتهاد.

ثانياً، لوالدتي الغالية، التي بحنانها ورعايتها اللامتناهية أسست في نفسي روح التفاؤل والثبات.

كما أتقدم بالشكر لعائلتي الكريمة، الذين كان حضورهم الدائم ومواساتهم الصادقة ركيزة صلبة في مسيرتي العلمية، فعطروا رحلتي بوقوفهم إلى جانبي في أفراح النجاح وأوقات التحدي.

إلى زميلتي وأقرب الناس إلى روحي، نهاد، لك مني كل التحية والتقدير، فقد كنت لي سنداً وشريكة أفكار في كل خطوة، وجعلت أيام الدراسة أجمل وأقرب إلى القلب.

ولا يفوتني أن أشكر أصدقائي الأعزاء: نور الهدى، أنيسة، إيمان، سندس، شيماء وأماني، رفقاء الدرب، الذين شاركوني أفراح العمل وأطعموني من روح الأخوة دفء الذكريات الجميلة.

وأخص بالشكر هيئة التدريس في معهد الطيران، لأساتذتي الأجلاء الذين أغنوا معرفتي وعطروا عقولنا بعلمهم وخبراتهم، وبالأخص مشرفتي الفاضلة، البروفيسورة عزيز حورية، التي احتضنت بحثنا بعناية وإخلاص، ووقّرت لنا من توجيهاتها ما كان له بالغ الأثر في إتمام هذا العمل. كما أتوجه بالشكر الجزيل إلى طاقم الإدارة بالمعهد، على تعاونهم الدائم وتيسيرهم لكل ما يلزم لإنجاز هذا المشروع.

إلى كل من ساندني أو شجعني، أقدم شكري العميق، سائلة الله أن يوفقنا جميعاً لما يحب ويرضى.

وئام

RESUME

Ce mémoire étudie la planification autonome de trajectoires pour des flottes de drones dans des environnements complexes et dynamiques. Trois algorithmes clés — Génétique (GA), Optimisation par Essaim Particulaire (PSO) et A* — ont été implémentés et évalués via une simulation sous MATLAB intégrant une interface graphique interactive. Les résultats montrent la supériorité d'A* en termes d'efficacité énergétique et d'optimalité des trajectoires, tandis que PSO offre un bon équilibre entre robustesse et consommation énergétique. L'Algorithme Génétique (GA) affiche quant à lui une flexibilité notable, mais au prix d'une efficacité énergétique moindre et d'un temps de calcul plus élevé. Ce travail propose des pistes d'amélioration telles que l'intégration d'une replanification dynamique, une meilleure communication inter-drones et la réalisation de tests opérationnels en environnement réel contrôlé.

Mots-clés : Planification autonome de trajectoires, Flottes de drones, Environnements complexes et dynamiques, Algorithme A*, Optimisation par Essaim Particulaire (PSO), Algorithme génétique (GA).

ABSTRACT

This thesis investigates autonomous trajectory planning for drone fleets operating in complex and dynamic environments. Three key algorithms — Genetic Algorithm (GA), Particle Swarm Optimization (PSO), and A* — were implemented and evaluated through simulations conducted in MATLAB, complemented by an interactive graphical interface. The results demonstrate the superiority of the A* algorithm in terms of energy efficiency and trajectory optimality. PSO offers a good balance between robustness and energy consumption, while GA exhibits notable flexibility but at the expense of reduced energy efficiency and higher computational time. This work suggests several avenues for improvement, including integrating dynamic replanning, enhancing inter-drone communication, and conducting operational testing in controlled real-world environments.

Keywords : Autonomous trajectory planning, Drone fleets, Complex and dynamic environments, A* algorithm, Particle Swarm Optimization (PSO), Genetic Algorithm (GA).

الملخص

تتناول هذه الأطروحة تخطيط المسارات الذاتي لأساطيل الطائرات المسيّرة (الدرون) التي تعمل في بيئات معقدة وديناميكية. تم تنفيذ وتقييم ثلاث خوارزميات رئيسية هي: الخوارزمية الجينية (GA)، أمثلية سرب الجسيمات (PSO)، وخوارزمية A* من خلال عمليات محاكاة أجريت باستخدام برنامج MATLAB، معززة بواجهة رسومية تفاعلية. تظهر النتائج تفوق خوارزمية A* من حيث كفاءة الطاقة ومثالية المسارات. تقدم خوارزمية (PSO) توازنًا جيدًا بين المتانة واستهلاك الطاقة، بينما تتميز الخوارزمية الجينية (GA) بمرونة ملحوظة، ولكن على حساب انخفاض كفاءة الطاقة وزيادة وقت الحساب. يقترح هذا العمل عدة مجالات للتحسين، تشمل دمج إعادة التخطيط الديناميكي، وتعزيز الاتصال بين الطائرات المسيّرة، وإجراء اختبارات تشغيلية في بيئات واقعية خاضعة للتحكم.

الكلمات المفتاحية : تخطيط المسارات الذاتي، أساطيل الطائرات المسيّرة، بيئات معقدة وديناميكية، خوارزمية

A*، أمثلية سرب الجسيمات (PSO)، الخوارزمية الجينية (GA).

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES	i
LISTE DES TABLEAUX.....	iii
LISTE DES ACRONYMES	iv
INTRODUCTION GENERALE	1

CHAPITRE 1 : ÉTAT DE L'ART SUR LES SYSTEMES DE GESTION DES DRONES

1.1	Introduction	3
1.2	Généralités sur les drones.....	3
1.2.1	Historique des drones.....	3
1.2.2	Frise chronologique de l'évolution des drones.....	4
1.2.3	Définition d'un drone.....	4
1.3	Classification des drones.....	4
1.3.1	Classification selon leur mode de pilotage	5
1.3.2	Classification selon leur configuration	6
1.3.3	Classification selon leur voilure	9
1.3.4	Classification selon l'application	9
1.4	Règlementation et gestion du trafic aérien pour les drones	11
1.4.1	Réglementation Internationale.....	11
1.4.2	Réglementation des drones en Algérie	12
1.5	L'espace aérien.....	13
1.5.1	Subdivision de l'espace aérien.....	13
1.6	Technologies utilisées pour la gestion de flotte de drones.....	16
1.7	Revue synthétique d'approches récentes pour la gestion intelligente de flottes de drones..	16
1.7.1	Flotte de drones.....	17
1.7.2	Systèmes de navigation et autonomie	18
1.7.3	Algorithmes d'optimisation de trajectoire.....	18
1.7.4	Tableau comparatif des principaux algorithmes de trajectoire	19

1.7.5	Stratégies d'évitement de collision.....	20
1.8	Enjeux de sécurité dans les systèmes de drones automatisés.....	20
1.9	Aspects écologiques et de durabilité des drones	21
1.10	Conclusion.....	21

CHAPITRE 2 : FONDEMENTS THEORIQUES, ANALYSE ET CONCEPTION DU SYSTEME DE GESTION AUTOMATISEE DE DRONES

2.1	Introduction	23
2.2	Fondements théoriques et état de l'art	23
2.2.1	Les Algorithmes d'Optimisation pour la Planification de Trajectoire	23
2.2.2	Modélisation de l'Environnement et des Obstacles	30
2.2.3	Métriques d'Évaluation et Indicateurs de performance	33
2.3	Analyse des besoins pour un système de gestion automatisée.....	36
2.3.1	Exigences fonctionnelles	36
2.3.2	Exigences non fonctionnelles	37
2.4	Contraintes techniques et réglementaires.....	38
2.4.1	Contraintes Techniques.....	38
2.4.2	Contraintes Réglementaires	38
2.5	Conception du système de gestion automatisée	39
2.5.1	Architecture générale du système	39
2.5.2	Modélisation des Drones	40
2.5.3	Protocoles de Communication Inter-Drones.....	40
2.5.4	Gestion de l'Énergie et Optimisation des Trajectoires	41
2.5.5	Gestion des pannes (fail-safe et fail-operational)	42
2.5.6	Sécurisation des communications	43
2.5.7	Protocole d'urgence en cas de défaillance critique.....	43
2.6	Conclusion.....	43

CHAPITRE 3 : IMPLEMENTATION ET SIMULATION DES ALGORITHMES DE PLANIFICATION DE TRAJECTOIRES

3.1	Introduction	44
3.2	Architecture du système	44
3.2.1	Description des modules	45
3.2.2	Organisation du pipeline	46
3.3	Méthodologie de simulation	47
3.3.1	Protocole de simulation dynamique et critères d'évaluation	47
3.3.2	Justification du choix des paramètres et limites de la simulation	48
3.3.3	Métriques d'évaluation	48
3.3.4	Équations Utilisées	49
3.3.5	Implémentation des Algorithmes	51
3.4	Analyse et interprétation des résultats	53
3.4.1	Scénarios sans obstacles	53
3.4.2	Scénarios avec obstacles	56
3.4.3	Présentation des Trajectoires 3D des Scénarios	59
3.4.4	Comparaison globale des algorithmes	63
3.4.5	Observations, analyses complémentaires et limites	64
3.4.6	Analyse approfondie des performances différenciées des algorithmes	64
3.4.7	Justification de la variabilité limitée du taux de succès	65
3.5	Interface graphique Matlab	66
3.5.1	Objectifs de l'interface	66
3.5.2	Architecture de l'interface	66
3.5.3	Implémentation de l'interface graphique MATLAB	67
3.5.4	Fonctionnalités principales	67
3.5.5	Exemple d'utilisation de l'interface MATLAB	68
3.6	Conclusion	75
	Conclusion générale et perspectives	76

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 : Classification des drones.....	5
Figure 1.2 : Drone RPAS.	5
Figure 1.3 : Drone autonome.	6
Figure 1.4 : Exemples des drones Hybrides.	6
Figure 1.5 : Drone Quadricoptère.	8
Figure 1.6 : Drone Hexacoptère.	8
Figure 1.7 : Drone Octocoptère.	8
Figure 1.8 : Classification des drones selon la voilure.	9
Figure 1.9 : Subdivision de l'espace aérien.	14
Figure 1.10 : L'espace aérien contrôlé.....	14
Figure 1.11 : L'espace aérien non contrôlé.	15
Figure 1.12 : L'architecture modulaire.	16
 Figure 2.1 : Architecture distribuée d'un système autonome multi-drones intégrant perception, planification adaptative et exécution dynamique.	40
Figure 2.2 : Illustration de la fonction de coût intégrée dans la planification, combinant distance, vitesse et pénalisation liée aux risques de collision.	42
 Figure 3.1 : Architecture fonctionnelle du système de simulation et de planification de trajectoires de drones.	45
Figure 3.2 : Résultats du scénario 1 : 3 drones sans obstacles.	53
Figure 3.3 : Résultats du scénario 2 : 5 drones sans obstacles.	54
Figure 3.4 : Résultats du scénario 3 : 10 drones sans obstacles.	55
Figure 3.5 : Résultats du scénario 4 : 3 drones avec obstacles statiques.	56
Figure 3.6 : Résultats du scénario 5 : 5 drones avec obstacles dynamiques.	57
Figure 3.7 : Résultats du scénario 6 : 10 drones avec obstacles environnementaux.	58
Figure 3.8 : Trajectoires 3D - Scenari 1 : 3 drones sans obstacles.....	60
Figure 3.9 : Trajectoires 3D - Scenario 2 : 5 drones sans obstacles.....	60
Figure 3.10 : Trajectoires 3D - Scenario 3 : 3 drones avec obstacles dynamiques.....	61
Figure 3.11 : Trajectoires 3D - Scenario 4 : 5 drones avec obstacles dynamiques.....	62
Figure 3.12 : L'architecture fonctionnelle de l'interface MATLAB.....	66
Figure 3.13 : Interface graphique MATLAB de la simulation multi-drones.	68

Figure 3.14 : Interface MATLAB : trajectoire 3D et énergie cumulée pour 3 drones sans obstacles – Algorithme GA.	69
Figure 3.15 : Interface MATLAB : trajectoire 3D et énergie cumulée pour 3 drones sans obstacles – Algorithme PSO.	70
Figure 3.16 : Interface MATLAB : trajectoire 3D et énergie cumulée pour 3 drones sans obstacles – Algorithme A*.....	70
Figure 3.17 : Interface MATLAB : trajectoire 3D et énergie cumulée pour 3 drones avec obstacles – Algorithme GA.	72
Figure 3.18 : Interface MATLAB : trajectoire 3D et énergie cumulée pour 3 drones avec obstacles – Algorithme PSO.	73
Figure 3.19 : Interface MATLAB : trajectoire 3D et énergie cumulée pour 3 drones avec obstacles – Algorithme A*.....	73

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 : Frise chronologique illustrant l'évolution des drones de 1916 à 2024.....	4
Tableau 1.2 : Classification selon leur voilure.	9
Tableau 1.3 : Tableau synthétique résumant les actions clés des trois principales organisations régulatrices des drones.....	11
Tableau 1.4 : Comparaison des algorithmes de planification pour drones autonomes.....	19
Tableau 1.5 : Les aspects écologiques et de durabilité des drones.....	21
 Tableau 2.1 : Tableau comparatif des algorithmes.....	26
 Tableau 3.1 : Métriques d'évaluation des trajectoires.	49
Tableau 3.2 : Résultats des scénarios sans obstacles.	55
Tableau 3.3 : Résultats des scénarios avec obstacles.	58
Tableau 3.4 : Tableau comparatif global des résultats.	59
Tableau 3.5 : Détail du scénario 4 : 5 drones avec obstacles dynamiques.	62
Tableau 3.6 : Comparaison globale des algorithmes (GA, PSO, A*)......	63
Tableau 3.7 : Observations, analyses complémentaires et limites.	64
Tableau 3.8 : Analyse des performances différenciées des algorithmes.	65
Tableau 3.9 : Comparaison des performances sans obstacles.	71
Tableau 3.10 : Comparaison des performances avec obstacles.	74

LISTE DES ACRONYMES

- A*** : A-Star Algorithm (Algorithme A-Star).
- ACO** : Ant Colony Optimization (Optimisation par Colonies de Fourmis).
- AIP** : Publication d'Informations Aéronautiques.
- ANAC** : Agence Nationale de l'Aviation Civile (Algérie).
- ARPCE** : Autorité de Régulation de la Poste et des Communications Électroniques (Algérie).
- ATC** : Air Traffic Control (Contrôle du Trafic Aérien).
- AWY** : AirWaY (Voie Aérienne).
- CO₂** : Dioxyde de Carbone.
- CTA** : Control Traffic Area (Région de Contrôle).
- CTR** : Control Zone (Zone de Contrôle).
- D** : Dangerous Area (Zone Dangereuse).
- DRL** : Deep Reinforcement Learning (Apprentissage par Renforcement Profond).
- EAR** : Easy Access Rules.
- EASA** : European Union Aviation Safety Agency (Agence Européenne de la Sécurité Aérienne).
- ENNA** : Établissement National de la Navigation Aérienne (Algérie).
- EU** : Easy Access Rules for Unmanned Aircraft Systems.
- FAA** : Federal Aviation Administration (États-Unis).
- FANET** : Flying Ad hoc Network.
- FIR** : Flight Information Region (Région d'Information de Vol).
- GA** : Genetic Algorithm (Algorithme Génétique).
- GANP** : Global Air Navigation Plan.
- GASP** : Global Aviation Safety Plan.
- GLONASS** : Globalnaya Navigazionnaya Sputnikovaya Sistema.
- GNSS** : Global Navigation Satellite System (Système Global de Navigation par Satellite).
- GPS** : Global Positioning System.
- IFR** : Instrument Flight Rules.
- LAANC** : Low Altitude Authorization and Notification Capability.
- MANET** : Mobile Ad hoc Network.
- NAS** : National Airspace System.
- OACI** : Organisation de l'Aviation Civile Internationale (en anglais ICAO).

P : Prohibited Area (Zone Interdite).

PSO : Particle Swarm Optimization (Optimisation par Essaim Particulaire).

R : Restricted Area (Zone Réglementée).

RPAS : Remotely Piloted Aircraft System (Système d'Aéronef Télépilote).

RRT : Rapidly-exploring Random Tree.

RVO : Reciprocal Velocity Obstacles (Obstacles de Vitesse Réciproques).

SLAM : Simultaneous Localization and Mapping (Localisation et Cartographie Simultanées).

TMA : Terminal Maneuvering Area (Région Terminale de Manœuvre).

UAS : Unmanned Aerial System (Système d'Aéronef Sans Pilote) .

UAV : Unmanned Aerial Vehicle (Véhicule Aérien Sans Pilote, drone).

UIR : Upper Information Region (Région Supérieure d'Information de Vol).

UAS-AG : UAS Advisory Group.

U-Space : Unmanned traffic management SPACE.

UTA : Upper Traffic Area (Région Supérieure de Contrôle).

UTM : Unmanned Aircraft System Traffic Management.

VTOL : Vertical Take-Off and Landing (Décollage et Atterrissage Verticaux).

INTRODUCTION GENERALE

La gestion efficace et sécurisée d'une flotte de drones autonomes dans un environnement dynamique représente un enjeu stratégique majeur, notamment dans les domaines industriels, urbain et militaire. Avec l'expansion rapide des applications drones (livraison autonome, surveillance de zones critiques, missions de sauvetage, etc.), la complexité des missions ne cesse de croître, exigeant des solutions robustes, adaptatives et optimisées pour garantir à la fois la sécurité et l'efficacité opérationnelle.

Ce travail de recherche s'intéresse au développement et à l'analyse comparative d'une solution automatisée de planification de trajectoires pour des drones évoluant dans un espace aérien contraint et dynamique. Il explore spécifiquement trois algorithmes majeurs : l'Algorithme Génétique (GA), l'Optimisation par Essaim Particulaire (PSO) et l'algorithme A*.

Dans un contexte où l'utilisation de drones autonomes se généralise dans des environnements souvent encombrés (zones urbaines, espaces aériens réglementés) et soumis à des contraintes strictes (obstacles dynamiques, autonomie énergétique limitée, réglementations aériennes), la planification de trajectoires devient un défi crucial. Comment concevoir un système capable de générer, en temps raisonnable, des trajectoires sûres, optimisées et adaptées à des contextes opérationnels variés ? Quels algorithmes offrent les meilleures performances en termes de : Sécurité (évitement d'obstacles statiques/dynamiques), efficacité (minimisation du temps de vol et de la consommation énergétique), scalabilité (gestion de flottes multi-drones) et respect des contraintes réglementaires (règles de circulation aérienne).

Cette étude vise à répondre à ces questions en évaluant expérimentalement les trois algorithmes dans un environnement de simulation réaliste, afin d'identifier leurs forces et limites respectives.

Ce mémoire est organisé en trois chapitres principaux :

- Le **Chapitre 1** présente un état de l'art sur les systèmes de gestion des drones, en détaillant l'évolution des drones, leurs classifications, les cadres réglementaires

internationaux et nationaux, ainsi que les technologies actuelles utilisées pour la gestion et la coordination de flottes de drones autonomes.

- Le **Chapitre 2** expose les fondements théoriques, l'analyse et la conception du système de gestion automatisée. Ce chapitre traite des différents algorithmes de planification de trajectoires, des critères d'évaluation retenus, de la modélisation de l'environnement de simulation, et des contraintes opérationnelles et réglementaires à respecter.
- Le **Chapitre 3** constitue la partie expérimentale du mémoire. Il décrit en détail le processus d'implémentation et de simulation des algorithmes de planification, l'architecture logicielle développée sous MATLAB, la méthodologie adoptée, ainsi que l'analyse comparative des résultats obtenus selon différents scénarios simulés.

Enfin, une **conclusion générale** synthétise les principaux apports de cette étude, souligne les limites du système proposé et propose des perspectives d'amélioration et de validation future en environnement réel contrôlé.

CHAPITRE 1 :

ÉTAT DE L'ART SUR LES

SYSTEMES DE GESTION DES

DRONES

1.1 Introduction

Ces dernières années, les drones ont pris une place de plus en plus importante dans notre quotidien, que ce soit pour la surveillance, la livraison, l'agriculture ou la cartographie. Autrefois réservés à un usage militaire, ils sont aujourd'hui devenus des outils incontournables dans de nombreux secteurs grâce aux avancées technologiques en intelligence artificielle, en robotique et en communication.

Mais cette évolution rapide s'accompagne de nouveaux défis. Lorsqu'ils volent en groupe, notamment dans des zones aériennes contrôlées, il devient crucial d'assurer leur bonne coordination, d'éviter les collisions et de garantir la sécurité de leurs trajectoires.

Ce chapitre a pour but de poser les bases de ce travail en présentant les grands principes liés aux drones : ce qu'ils sont, comment ils ont évolué, les différentes catégories existantes, les règles qui encadrent leur utilisation, et les technologies actuelles qui permettent de les gérer efficacement, en tenant aussi compte de l'impact écologique. Ces éléments nous permettront ensuite d'aller plus loin dans l'analyse et la conception d'un système automatisé et sécurisé de gestion de flotte.

1.2 Généralités sur les drones

1.2.1 Historique des drones

Les drones ont vu le jour durant la Première Guerre mondiale, avec les premières tentatives d'avions sans pilote destinés à des missions militaires, comme cibles volantes ou engins destinés au largage d'explosifs. Dans les années 1930 et 1940, leur développement s'intensifie : les États-Unis et l'Allemagne conçoivent alors des véhicules radiocommandés et des bombes guidées. Cependant, les technologies de guidage restaient limitées et sensibles aux interférences.

Le véritable essor des drones s'est produit à partir de la guerre de Corée et s'est accéléré durant la guerre du Viêtnam, où ils ont été utilisés pour la reconnaissance aérienne et la collecte d'informations sans exposer de pilotes humains. Les progrès en électronique, informatique et télécommunications ont permis d'améliorer leur autonomie et leur précision.

Depuis les années 2000, les drones sont devenus des outils militaires stratégiques, notamment pour la surveillance et les frappes ciblées dans la lutte contre le terrorisme. Parallèlement, leur usage s'est largement étendu au secteur civil, avec des applications dans la cartographie, l'agriculture, la photographie aérienne et la surveillance environnementale [01].

1.2.2 Frise chronologique de l'évolution des drones

Le tableau ci-dessous présente les jalons majeurs de l'évolution des drones, depuis leurs premières utilisations militaires rudimentaires jusqu'aux applications avancées intégrant l'intelligence artificielle en milieu urbain. Cette frise met en lumière les grandes étapes technologiques ayant marqué le développement de ces systèmes aériens sans pilote.

Tableau 1.1 : Frise chronologique illustrant l'évolution des drones de 1916 à 2024.

Année	Évènement clé	Description
1916	Aéronef sans pilote Sperry	Premier drone militaire rudimentaire (WWI)
1944	V-1 Allemand	Première bombe volante autonome
1973	Drones tactiques israéliens	Usage extensif en surveillance militaire
2000s	Usage civil massif	Photographie, surveillance, agriculture
2015+	Intégration IA, SLAM	Autonomie, livraison, gestion multi-drone
2024	Coordination par IA dans les villes	Tests à grande échelle (Wing, Zipline, etc.)

1.2.3 Définition d'un drone

Un drone (ou *UAV - Unmanned Aerial Vehicle*) est un véhicule sans pilote embarqué, contrôlé à distance ou autonome, servant d'outil mobile d'observation, de collecte et parfois d'action, dans des contextes civils ou militaires.

Le terme « drone » vient de l'anglais (*faux bourdon*), en référence au bourdonnement des premiers modèles.

1.3 Classification des drones

Les drones, ou systèmes d'aéronefs sans pilote, connaissent une diversité croissante en termes de conception, de fonctionnement et d'utilisation. Pour mieux comprendre cette variété, il est pertinent de les classer selon plusieurs critères technologiques et fonctionnels. La figure ci-dessous présente une classification systématique des drones selon quatre grands axes : le mode de pilotage, la configuration, le type de voilure et l'application.

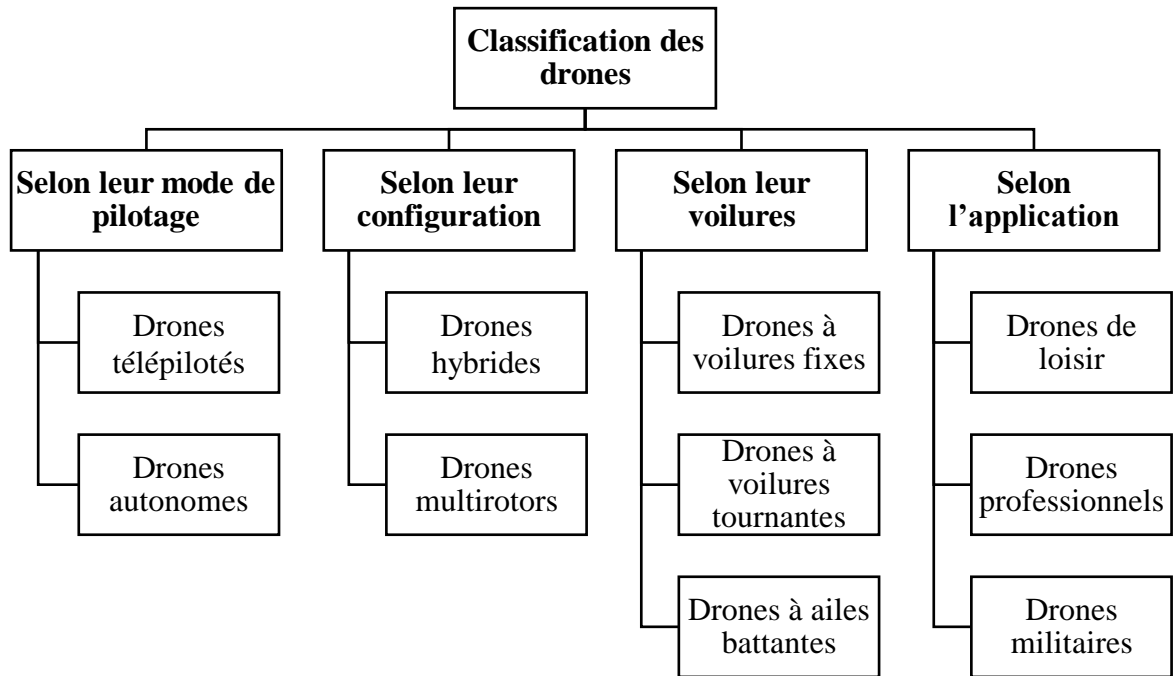


Figure 1.1 : Classification des drones.

1.3.1 Classification selon leur mode de pilotage

1.3.1.1 Drones télépilotés (RPAS)

Les drones RPAS (*Remotely Piloted Aircraft Systems*) sont contrôlés à distance en temps réel par un pilote humain depuis une station au sol. Le système comprend le drone lui-même, une ou plusieurs stations de commande, ainsi que les liaisons de communication qui assurent la transmission des données et des instructions de vol.

Ces drones sont conçus pour opérer dans l'espace aérien selon des règles de sécurité comparables à celles des aéronefs habités. Ils sont largement utilisés dans des missions de surveillance, de cartographie ou d'inspection technique, où une supervision humaine est requise [02].

La **Figure 1.2** ci-dessous illustre un exemple de drone RPAS.



Figure 1.2 : Drone RPAS.

1.3.1.2 Drones autonomes

Les drones autonomes sont capables d'exécuter des missions sans intervention humaine directe, en s'appuyant sur des technologies avancées telles que l'intelligence artificielle, le machine Learning, les systèmes de navigation embarqués et une variété de capteurs.

Leur niveau d'autonomie peut varier : certains modèles nécessitent une supervision occasionnelle, tandis que d'autres sont conçus pour effectuer des tâches complexes de manière totalement indépendante, notamment dans les domaines de la logistique, de la surveillance automatisée ou de la cartographie de terrains difficiles d'accès [03].

La **Figure 1.3** ci-dessous illustre un exemple représentatif de drone autonome.



Figure 1.3 : Drone autonome.

1.3.2 Classification selon leur configuration

1.3.2.1 Drones hybrides

Un drone hybride est un UAV qui utilise au moins deux sources d'énergie différentes pour alimenter son système de propulsion en vol. Il existe différents types de drones hybrides, chacun ayant des configurations et des applications spécifiques [04].

La **Figure 1.4** ci-dessous illustre un exemple représentatif de drone hybride.



Figure 1.4 : Exemples des drones Hybrides.

Types de drones hybrides :

- Drones hybrides air-sol.
- Drones hybrides électrique-gaz.
- Drones hybrides VTOL (Vertical Take-Off and Landing) à voilures fixes.

Deux types de drones hybrides à voilure fixe peuvent être distingués :

Convertiplanes :

- **Tilt-Rotor** : Rotors montés sur nacelles inclinables : verticaux au décollage, inclinés vers l'avant en vol.
- **Tilt-Wing** : L'ensemble de l'aile (avec les rotors) bascule selon la phase de vol.
- **Rotor-Wing** : Les rotors s'arrêtent en vol et se transforment en ailes fixes.
- **Dual-System** : Rotors fixes pour le vol vertical + moteur dédié au vol horizontal.

Tail-Sitter :

- **Ducted-Fan UAV** : Rotor caréné (souvent coaxial) au centre du fuselage.
- **CSTT (*Control Surface Transitioning*)** : transition assurée par des gouvernes aérodynamiques (ailes, dérives, etc.).
- **DTTT (*Differential Thrust Transitioning*)** : Transition grâce à la variation de poussée de plusieurs moteurs.
- **Reconfigurable Wings** : Ailes qui se déploient ou se rétractent selon la phase de vol (petites pour décollage, grandes pour vol horizontal).

1.3.2.2 Multirotors

Un multirotor est un terme général utilisé pour décrire les UAV dotés de plusieurs rotors. Ils sont utilisés à des fins similaires aux quadricoptères, mais leurs rotors supplémentaires peuvent offrir une stabilité, une capacité de charge utile et une autonomie de vol accrues [05]. Les multirotors sont classés comme suit :

- **Quadricoptère**

C'est un drone équipé de quatre rotors, très répandu grâce à sa simplicité, sa bonne stabilité et sa facilité de pilotage. Il est utilisé aussi bien pour les loisirs que pour la photo, la surveillance ou l'agriculture.

La **Figure 1.5** ci-dessous illustre un exemple représentatif de drone Quadricoptère.



Figure 1.5 : Drone Quadricoptère.

- **Hexacoptère**

Ce drone à six rotors offre plus de stabilité et peut transporter des charges plus lourdes qu'un quadricoptère. Il est souvent utilisé dans des missions professionnelles comme la cartographie ou la pulvérisation agricole.

La **Figure 1.6** ci-dessous illustre un exemple représentatif de drone Hexacoptère.



Figure 1.6 : Drone Hexacoptère.

- **Octocoptère**

Doté de huit rotors, ce drone est conçu pour porter des charges importantes. Il est idéal pour les tournages professionnels, les inspections techniques et les opérations de secours, car il est très stable et fiable.

La **Figure 1.7** ci-dessous illustre un exemple représentatif de drone Octocoptère.



Figure 1.7 : Drone Octocoptère.

1.3.3 Classification selon leur voilure

Les drones peuvent également être classés selon le type de voilure qu'ils utilisent, ce qui conditionne fortement leurs performances aérodynamiques, leur stabilité en vol ainsi que leurs cas d'usage [06]. On distingue principalement trois grandes catégories : les drones à voilures tournantes, à voilures fixes et à ailes battantes comme illustré dans le **Tableau 1.2**.

Tableau 1.2 : Classification selon leur voilure.

Drones à voilures tournantes	Drones à voilures fixes	Drones à ailes battantes
Utilisent des rotors pour rester en vol stationnaire, offrant une grande stabilité idéale pour les missions d'inspection, bien qu'ils soient moins rapides en déplacement horizontal.	Volent à l'aide d'ailes et d'un moteur, offrant vitesse, autonomie et faible consommation, ce qui les rend idéaux pour les missions de surveillance sur de longues distances.	Imitent le vol des oiseaux ou insectes, offrant une grande agilité à basse vitesse et une capacité de manœuvre idéale dans des environnements confinés.



Figure 1.8 : Classification des drones selon la voilure.

1.3.4 Classification selon l'application

Les drones ont de nombreuses utilisations différentes. Bien qu'ils puissent être utilisés pour le divertissement, leur nombre d'applications commerciales est en constante augmentation. Elles comprennent :

- **Drones de loisir** : Destinés au grand public, ils sont utilisés pour le divertissement, la prise de vue amateur ou les courses de drones.
- **Drones professionnels** : Employés dans des secteurs variés tels que l'agriculture, la construction, la sécurité ou la livraison, ils sont conçus pour des tâches spécifiques et souvent équipés de capteurs avancés.
- **Drones militaires** : Utilisés pour la reconnaissance, la surveillance, le renseignement ou les frappes ciblées, ces drones sont souvent dotés de technologies avancées et peuvent être armés.

1.3.4.1 Exemples Récents d'Utilisation de Drones

Cette classification trouve un écho direct dans l'actualité récente, à travers plusieurs projets et initiatives emblématiques :

- **Santé publique**

En 2023, l'entreprise *Zipline* a réalisé plus de 500000 livraisons médicales par drone au Rwanda et au Ghana. Ces opérations ont permis d'acheminer vaccins, poches de sang et traitements urgents vers des zones isolées, améliorant ainsi significativement la couverture sanitaire [07].

- **Agriculture de précision**

En Égypte et au Maroc, des drones sont mobilisés pour la cartographie des sols, la détection du stress hydrique et l'optimisation de l'irrigation, dans le cadre de projets menés par l'Université Mohammed VI Polytechnique. Ces usages permettent de mieux gérer les ressources en eau et d'augmenter les rendements agricoles [08].

- **Environnement**

En France, l'entreprise *Delair* utilise des drones pour la surveillance des feux de forêt et de la biodiversité. Ces appareils offrent une capacité de détection rapide et une visualisation à haute résolution, précieuses pour les services environnementaux et de protection civile [09].

- **Logistique urbaine**

En 2024, *Amazon* a lancé ses premières livraisons commerciales par drones via le programme Prime Air, aux États-Unis et au Royaume-Uni. Cette innovation vise à désengorger les réseaux logistiques traditionnels tout en réduisant les délais de livraison [10].

1.4 Règlementation et gestion du trafic aérien pour les drones

1.4.1 Règlementation Internationale

La réglementation des drones au niveau international repose sur l'action de plusieurs organismes majeurs, chacun jouant un rôle spécifique en matière de sécurité aérienne, de normalisation technique ou de cadre juridique. Ces réglementations sont essentielles pour assurer une utilisation sûre, harmonisée et transfrontalière des systèmes de drones, notamment dans les domaines civils, commerciaux et institutionnels.

Le tableau suivant présente une synthèse des principales organisations internationales impliquées dans la régulation des drones, ainsi que leurs contributions respectives :

Tableau 1.3 : Tableau synthétique résumant les actions clés des trois principales organisations régulatrices des drones.

Organisation	Actions clés	Cadre réglementaire / Catégories	Objectifs / Spécificités
OACI (Organisation de l'Aviation Civile Internationale) [13][14]	<ul style="list-style-type: none"> - 2007: Groupe UAS Study Group - 2008: Introduction des RPAS - 2014: Panel RPAS - 2015: UAS Advisory Group - 2016: UAS Toolkit - Symposiums DRONE ENABLE 	<ul style="list-style-type: none"> - Convention de Chicago : drones = aéronefs - Article 8 : autorisation nationale requise - Harmonisation internationale 	<ul style="list-style-type: none"> - Sécurité et intégration des drones dans l'aviation civile mondiale - Développement du cadre UTM (gestion trafic basse altitude) - Plans mondiaux GASP (sécurité) et GANP (navigation)
FAA – États-Unis (Federal Aviation Administration) [11][14]	<ul style="list-style-type: none"> - Enregistrement obligatoire (>250g) - Test TRUST pour pilotes récréatifs - Remote ID obligatoire (2023) - Règles strictes de vol (vue directe, altitude, zones interdites) - Sanctions en cas d'infraction 	<ul style="list-style-type: none"> - Distinction loisir / commercial - Intégration progressive dans le NAS (National Airspace System) - Règles communautaires pour loisirs - Certification pour usages commerciaux 	<ul style="list-style-type: none"> - Sécurité publique et traçabilité - Protection des personnes et des infrastructures - Intégration sécurisée dans l'espace aérien national
EASA – Europe (Agence Européenne de la Sécurité Aérienne) [11][12]	<ul style="list-style-type: none"> - Règlements européens (EU 2019/947 et 2019/945) - Certification et supervision - Catégorisation : Ouverte, Spécifique, Certifiée - U-Space - Publication Easy Access Rules (EAR) 	<ul style="list-style-type: none"> - Réglementation harmonisée dans l'UE - Catégorisation par niveau de risque - Flexibilité pour certains aspects nationaux (âge, zones, etc.) 	<ul style="list-style-type: none"> - Sécurité et harmonisation européenne - Facilitation des opérations transfrontalières - Intégration progressive des drones dans l'espace aérien

1.4.2 Réglementation des drones en Algérie

L'intégration des drones dans l'espace aérien algérien constitue un enjeu technologique, économique et sécuritaire majeur. Face à la croissance rapide de l'utilisation des systèmes d'aéronefs sans pilote, l'Algérie a mis en place un cadre réglementaire spécifique, officialisé par le **décret présidentiel n° 21-285 du 13 juillet 2021** [15]. Ce cadre vise à garantir la sécurité des vols et des personnes, tout en favorisant le développement des usages civils, commerciaux et institutionnels des drones.

1.4.2.1 Cadre juridique national

Le décret présidentiel n° 21-285 constitue la base de la législation actuelle. Il définit les règles relatives à :

- L'importation et l'acquisition de drones,
- Leur homologation et enregistrement,
- Leur utilisation et circulation sur le territoire algérien.

Ce décret introduit une logique de coordination entre institutions pour encadrer toutes les étapes du cycle de vie d'un drone.

1.4.2.2 Principales autorités concernées

Plusieurs institutions collaborent dans l'élaboration et l'application de la réglementation :

- **Ministère de la Défense National** : Supervise la réglementation générale à travers un centre national dédié.
- **Centre National des Systèmes d'Aéronefs sans Pilote à Bord** : Créé sous l'égide du Ministère de la Défense, il est chargé de :
 - ↳ Délivrer les autorisations (importation, acquisition, usage),
 - ↳ Homologuer les drones et leurs opérateurs,
 - ↳ Contrôler et suivre les activités liées aux drones.
- **Ministère des Travaux Publics et des Transports** : Intervient sur les questions relatives à l'intégration des drones dans la circulation aérienne civile.
- **Agence Nationale de l'Aviation Civile (ANAC)** :

En charge de :

- ↳ La réglementation et supervision du trafic aérien civil,
- ↳ L'élaboration de textes en collaboration avec le Centre National,
- ↳ La délivrance d'autorisations relatives à l'espace aérien.

- **Établissement National de la Navigation Aérienne (ENNA) :**
 - ↳ Gère l'espace aérien national,
 - ↳ Coordonne les usages civils et militaires, notamment dans les zones à usage restreint.
- **Autorité de Régulation de la Poste et des Communications Électroniques (ARPCE) :**
 - ↳ Attribue les bandes de fréquences dédiées aux drones (y compris la 5G),
 - ↳ Gère la régulation des interférences radioélectriques avec les communications aéronautiques.

1.4.2.3 Procédures d'autorisation

Toute acquisition ou utilisation d'un drone en Algérie suit un processus en plusieurs étapes :

- **Soumission de la demande** au Centre National (Ministère de la Défense),
- **Consultation technique** de l'ANAC, de l'ENNA et du Ministère des Transports,
- **Délivrance de l'autorisation** par le Centre National,
- **Supervision et contrôle continu** assurés par le Centre National, l'ANAC et l'ENNA.

1.4.2.4 Sécurité nationale et drones militaires

L'usage de drones militaires ou armés est strictement encadré. Ces appareils sont soumis à une surveillance renforcée, en particulier dans les zones sensibles ou frontalières. À titre d'exemple, un drone de reconnaissance armé a été abattu près de la frontière avec le Mali le 1er avril 2025, illustrant la vigilance des autorités dans la sécurisation de l'espace aérien [16].

1.5 L'espace aérien

1.5.1 Subdivision de l'espace aérien

L'espace aérien constitue une ressource stratégique dont la gestion repose sur des principes de sécurité, de coordination et de réglementation. Il est généralement divisé en différentes catégories en fonction du niveau de contrôle exercé sur les vols qui y circulent. Cette subdivision permet d'adapter les règles de navigation aux différents types d'usagers (aviation civile, militaire, drones, etc.).

La **Figure 1.9** ci-dessous illustre cette classification générale :

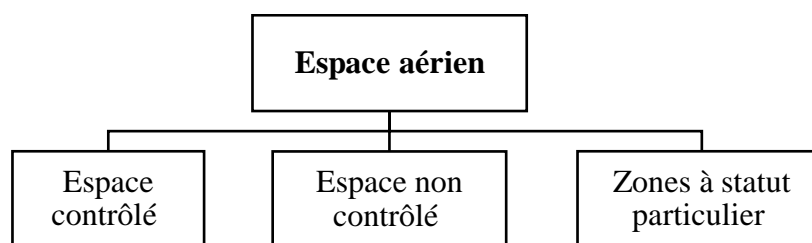


Figure 1.9 : Subdivision de l'espace aérien.

1.5.1.1 L'espace aérien contrôlé

L'espace aérien contrôlé est une zone strictement régulée par les services de la navigation aérienne, dans laquelle les aéronefs doivent se conformer à des règles précises afin de prévenir tout risque de collision ou d'interférence. Cet espace est placé sous la surveillance permanente de l'**Air Traffic Control (ATC)**, qui gère le trafic en temps réel et coordonne les mouvements des aéronefs selon des plans de vol validés.

Selon les classifications de L'OACI et de la **FAA**, cet espace est subdivisé en différentes **classes (A à E)** en fonction du niveau de contrôle exercé et du type de vol autorisé (VFR/IFR).

La **Figure 1.10** ci-dessous illustre schématiquement la structuration typique de l'espace aérien contrôlé selon les normes internationales.

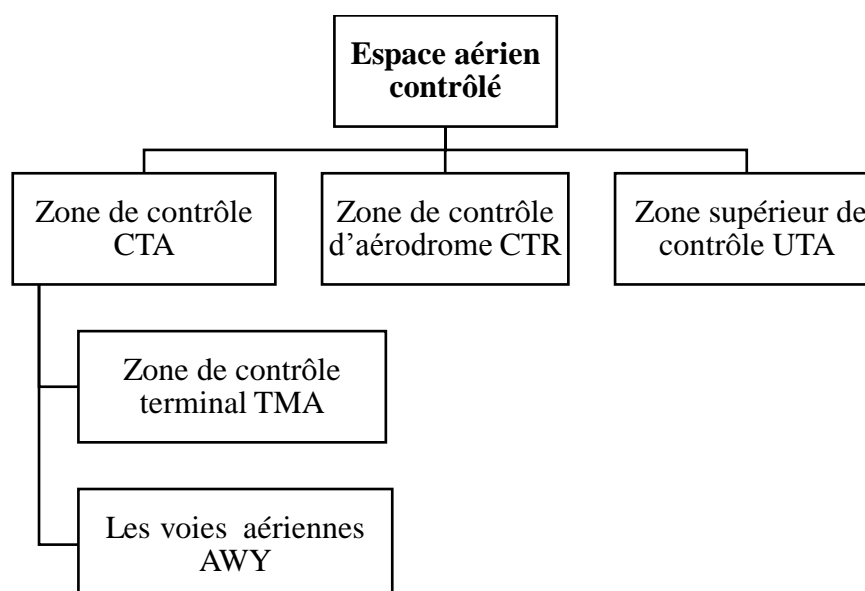


Figure 1.10 : L'espace aérien contrôlé.

- **CTA (Control Traffic Area)**

Zone de contrôle situé au-dessus d'une limite inférieure spécifiée, sans commencer au sol, destiné à organiser le trafic en altitude et la transition entre zones.

↳ TMA (Terminal Maneuvering Area)

Zone de contrôle terminale autour d'un ou plusieurs grands aéroports, protégeant les trajectoires de départ et d'arrivée des avions.

↳ AWY (AirWay)

Routes aériennes équipées d'aides à la navigation, reliant les TMA entre elles, avec une largeur standard de 10 NM (5 NM de chaque côté).

- CTR (Control Zone)

Zone de contrôle s'étendant du sol jusqu'à une altitude spécifiée, généralement autour d'un aéroport, pour gérer les phases critiques de vol comme le décollage et l'atterrissage.

- UTA (Upper Traffic Area)

Zone supérieure de contrôle situé à haute altitude, généralement au-dessus du FL245 jusqu'au FL460, destiné à la gestion du trafic en croisière.

1.5.1.2 L'espace aérien non contrôlé

Il comprend principalement les classes F et G, où les aéronefs ne sont pas obligés de recevoir des services de contrôle du trafic aérien, mais ils peuvent les demander si nécessaire. Il est limité à l'Information et l'Alerte.

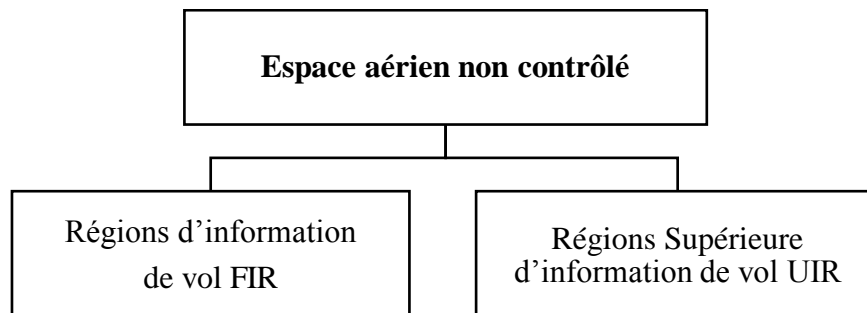


Figure 1.11 : L'espace aérien non contrôlé.

- FIR (Flight Information Region)

Région d'information de vol délimitée au sol jusqu'à une altitude moyenne (ex. FL195), où sont fournis les services d'information de vol et d'alerte.

- UIR (Upper Information Region)

Région Supérieure d'information de vol englobant plusieurs FIR, situé au-dessus de ceux-ci, assurant la continuité des services dans les hautes couches de l'atmosphère.

1.5.1.3 Les zones à statut particulier

- **Zone Interdite (P : *Prohibited Area*) :** Vol strictement interdit pour protéger des sites sensibles.

- **Zone Réglementée (R : *Restricted Area*)** : Vol soumis à conditions spécifiques, souvent temporaire.
- **Zone Dangereuse (D : *Dangerous Area*)** : Activités potentiellement risquées, vol déconseillé pendant l'activité.

1.6 Technologies utilisées pour la gestion de flotte de drones

La gestion automatisée d'une flotte de drones repose sur une architecture modulaire, intégrant plusieurs composants fonctionnels interconnectés. Chaque drone embarque des capteurs lui permettant de percevoir son environnement. Cette perception alimente les modules de planification de trajectoire, de communication inter-drones, et de prise de décision. La commande est ensuite transmise aux actionneurs du drone pour exécuter la trajectoire prévue.

La coordination entre drones peut être assurée de manière centralisée ou distribuée. L'intégration de ces modules dans un système cohérent est essentielle pour garantir la sécurité, l'efficacité énergétique et la robustesse de la mission collective [17].

La **Figure 1.12** illustre cette architecture simplifiée, souvent utilisée dans les systèmes multi-drones intelligents :

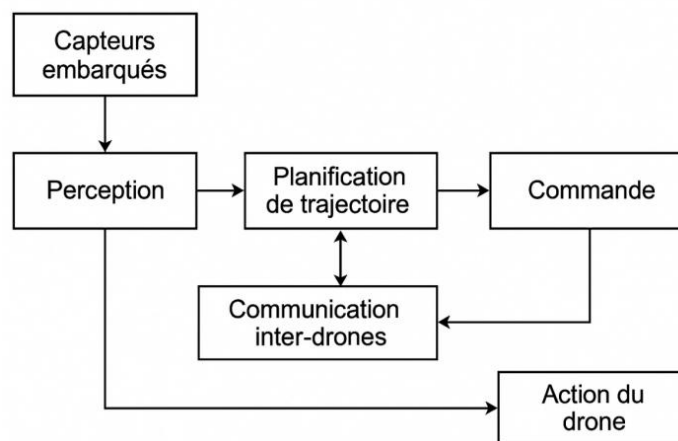


Figure 1.12 : L'architecture modulaire.

1.7 Revue synthétique d'approches récentes pour la gestion intelligente de flottes de drones

Au cours des dernières années, la recherche en gestion de flottes de drones a connu des avancées significatives, s'appuyant sur l'intelligence artificielle, la planification adaptative et les capteurs embarqués pour renforcer l'autonomie, la sécurité et l'efficacité opérationnelle.

Zhang et al. (2021) ont introduit une méthode de coordination reposant sur l'apprentissage par renforcement multi-agent (*Multi-Agent Reinforcement Learning*). Leur approche permet aux drones de prendre des décisions localement tout en assurant une cohérence globale des trajectoires dans des environnements dynamiques et incertains. Ce cadre distribué favorise l'adaptabilité en temps réel et réduit la dépendance à une supervision centralisée.

De leur côté, Wang et al. (2022) ont proposé une stratégie centrée sur l'optimisation énergétique, en intégrant des trajectoires adaptatives tenant compte de la charge utile et des conditions environnementales. Leur modèle montre une amélioration notable de l'autonomie des drones pour des missions de longue durée, en optimisant la consommation d'énergie tout au long du vol.

Enfin, Li et Sun (2023) ont développé une architecture hybride combinant la planification de trajectoire par l'algorithme A* avec des techniques d'évitement dynamique basées sur des capteurs LIDAR. Cette approche vise à sécuriser les vols en milieux urbains denses, en prenant en compte les obstacles imprévus ainsi que les fluctuations de la densité du trafic aérien.

Ces travaux illustrent la diversité des approches actuelles et soulignent l'importance croissante des systèmes intelligents et adaptatifs dans la gestion collaborative des drones [17, 18, 20].

1.7.1 Flotte de drones

Une flotte de drones (*swarm* en anglais) désigne un ensemble d'aéronefs autonomes ou semi-autonomes opérant de manière coordonnée. Chaque drone est considéré comme un agent simple, mais grâce à leurs interactions, ces agents peuvent produire des comportements collectifs complexes et adaptatifs [21].

La coordination au sein d'une flotte peut suivre deux approches principales :

- **Centralisée** : un drone leader ou une station de commande au sol prend les décisions stratégiques et les transmet aux autres drones, qui exécutent les ordres.
- **Décentralisée (ou Auto-organisée)** : chaque drone prend ses décisions localement, en fonction des informations échangées avec ses voisins, favorisant la robustesse et l'adaptabilité du système.

Le fonctionnement d'une flotte repose généralement sur un cycle en trois étapes :

- **Perception** : chaque drone observe son environnement à l'aide de ses capteurs.

- **Décision** : il évalue la situation ou reçoit des instructions, selon le type de coordination.
- **Action** : il exécute ses mouvements et partage les résultats avec les autres membres du groupe.

1.7.2 Systèmes de navigation et autonomie

Les drones modernes embarquent une diversité de technologies leur permettant d'évoluer de manière autonome, même dans des environnements complexes, sans intervention humaine directe :

- **Radar embarqué** : facilite la localisation sans GPS et améliore la navigation dans des environnements obscurs ou encombrés.
- **GNSS (GPS, Galileo, GLONASS, etc.)** : fournit un positionnement global précis, souvent renforcé par des corrections différentielles comme le GDGPS du Jet *Propulsion Laboratory*.
- **SLAM (Simultaneous Localization and Mapping)** : permet au drone de se localiser et de cartographier son environnement en temps réel à partir de capteurs comme le LIDAR ou des caméras.
- **Intelligence Artificielle et Apprentissage Automatique** : offrent des capacités d'adaptation dynamique, notamment pour l'évitement d'obstacles, l'optimisation de trajectoires ou la coordination d'essaims, via des techniques comme le *reinforcement learning*.

1.7.3 Algorithmes d'optimisation de trajectoire

Dans le cadre d'une gestion automatisée de drones, la planification de trajectoires sûres, efficaces et adaptatives est un enjeu central. Elle doit permettre aux drones d'atteindre leur destination tout en évitant les obstacles, en minimisant la consommation énergétique, et en respectant les contraintes spatiales, temporelles et de sécurité.

Parmi les principaux algorithmes utilisés à cette fin, on peut distinguer :

- **Dijkstra et A*** : Ces deux algorithmes de recherche de chemin sont largement utilisés pour trouver la trajectoire la plus courte entre deux points dans un environnement discret. L'algorithme A*, plus performant, utilise une fonction heuristique pour guider la recherche, réduisant ainsi le temps de calcul tout en conservant une solution optimale [22].

- **RRT (Rapidly-exploring Random Tree)** : Cet algorithme est particulièrement adapté aux environnements à haute dimension et peu structurés. Il explore rapidement l'espace en générant un arbre aléatoire. Sa variante améliorée, RRT*, garantit la convergence vers une solution optimale, tandis que la version Multiplatform Spacetime RRT* prend en compte des contraintes spatio-temporelles, ce qui est essentiel pour la sécurité dans des environnements dynamiques [23].
- **Apprentissage par renforcement profond (*Deep Reinforcement Learning*)** : Cette approche s'appuie sur des réseaux de neurones pour permettre au drone d'apprendre à optimiser sa trajectoire en interagissant avec l'environnement. Elle est particulièrement efficace dans des situations complexes ou imprévisibles, et dans des environnements partagés où les trajectoires doivent s'adapter en temps réel aux autres agents (ex. autres drones ou obstacles mobiles) [24].

1.7.4 Tableau comparatif des principaux algorithmes de trajectoire

La planification de trajectoire constitue une composante clé dans les systèmes de navigation des drones autonomes. Plusieurs algorithmes ont été développés pour répondre aux besoins spécifiques liés à l'environnement de vol, à la complexité du calcul, et au niveau d'adaptabilité requis. Le tableau suivant synthétise les caractéristiques de trois méthodes représentatives : **A***, **RRT*** et les approches fondées sur le **DRL**.

Tableau 1.4 : Comparaison des algorithmes de planification pour drones autonomes.

Algorithme	Environnement	Optimalité	Temps de calcul	Adaptabilité	Type de données
A*[25]	Discret	Oui	Moyen	Faible	Carte connue
RRT*[26]	Continu	Oui	Élevé	Moyen	Peu structuré
DRL [27]	Dynamique	Variable	Long à entraîner	Très élevée	Données simulées

1.7.5 Stratégies d'évitement de collision

L'évitement de collision est crucial pour assurer la sécurité des drones en vol. Plusieurs stratégies sont mises en œuvre :

- **Sense & Avoid** : Utilisation de capteurs (radar, LIDAR, caméras) pour détecter et éviter les obstacles automatiquement, comme avec le système Casia.
- **Ant Colony Optimization (ACO)** : Optimisation des trajectoires d'essaims de drones en s'inspirant du comportement des fourmis, réduisant le temps de formation.
- **Formation Flying Algorithms** : Coordination de plusieurs drones via des lois de guidage virtuelles pour maintenir une formation stable pendant les missions complexes.

1.8 Enjeux de sécurité dans les systèmes de drones automatisés

Dans le cadre d'un système de gestion automatisée de drones, la sécurité ne se limite pas à l'évitement des collisions ou à la fiabilité de la navigation. Elle englobe également la protection contre les cyberattaques, la résilience des communications, et la sécurité physique et logique du système.

Les principaux enjeux de sécurité sont :

- **Sécurité des communications inter-drones et sol-drone** : les données échangées (positions, instructions, alertes) doivent être protégées contre les écoutes, les falsifications ou les détournements. L'usage de protocoles chiffrés, d'authentification mutuelle et de systèmes de redondance est essentiel [29].
- **Résilience face aux pannes et aux attaques** : un drone ou une station centrale compromis ne doit pas mettre en danger toute la flotte. Les architectures décentralisées ou tolérantes aux fautes, comme celles employées dans les réseaux FANETs (*Flying Ad-Hoc Networks*), permettent une meilleure continuité de service [28].
- **Détection et réponse aux comportements anormaux** : les algorithmes d'apprentissage embarqués peuvent intégrer des mécanismes de détection d'intrusion, en analysant par exemple les écarts de trajectoire ou les variations inhabituelles de signal [29].
- **Protection réglementaire** : les drones évoluant dans un espace aérien contrôlé doivent respecter des règles strictes (ex. Remote ID, identification électronique), afin d'éviter toute menace pour les aéronefs habités ou les infrastructures au sol.

1.9 Aspects écologiques et de durabilité des drones

L'intégration des drones dans les activités civiles et industrielles soulève des enjeux environnementaux majeurs. Si ces appareils représentent une alternative prometteuse aux véhicules thermiques dans certaines applications, leur généralisation soulève également des défis liés à leur cycle de vie, leur consommation énergétique et leur impact sur les écosystèmes [30, 31, 32].

Le **Tableau 1.5** ci-dessous résume les principaux avantages, défis et solutions durables associés à l'usage des drones.

Tableau 1.5 : Les aspects écologiques et de durabilité des drones.

Avantages	Défis	Solutions durables
<ul style="list-style-type: none">- Réduction des émissions : Jusqu'à -84 % de CO₂ vs véhicules thermiques, idéal pour la livraison urbaine.- Surveillance environnementale : Protection des écosystèmes, détection de pollution et gestion de crises.- Énergie propre : Motorisation électrique et optimisation des trajectoires par IA.	<ul style="list-style-type: none">- Batteries polluantes : Extraction minière et recyclage complexe des lithium-ion.- Nuisances sonores : Stress animalier et réglementations strictes en zones urbaines.- Cycle de vie : Impact des infrastructures logistiques et matériaux non recyclables.	<ul style="list-style-type: none">- Innovations technologiques : Batteries solaires, bioplastiques et algorithmes éco-optimisés.- Cadre réglementaire : Zones de vol protégées et certifications écologiques.- Applications vertes : Agriculture de précision (réduction des pesticides) et reforestation assistée.

1.10 Conclusion

Ce chapitre a permis d'établir les fondements essentiels à la compréhension des systèmes de drones. Nous avons retracé leur évolution historique, analysé leurs différentes classifications et examiné en détail les cadres réglementaires applicables, avec un accent particulier sur le contexte algérien. Par ailleurs, nous avons étudié les principes clés de gestion de flotte, incluant les architectures fonctionnelles, les technologies embarquées ainsi que les considérations environnementales associées.

CHAPITRE 1 : État de l'art sur les systèmes de gestion des drones

Ces éléments théoriques et pratiques forment une base solide pour aborder la problématique centrale de notre recherche. Dans le chapitre suivant, nous nous appuierons sur ces acquis pour explorer les mécanismes algorithmiques avancés permettant d'assurer une coordination optimale des drones dans des environnements complexes.

CHAPITRE 2 :

**FONDEMENTS THEORIQUES,
ANALYSE ET CONCEPTION DU
SYSTEME DE GESTION
AUTOMATISEE DE DRONES**

2.1 Introduction

La navigation autonome de flottes de drones s'impose dans des domaines variés comme la surveillance, la logistique ou la cartographie. Ces systèmes doivent gérer en temps réel les trajectoires de plusieurs drones dans un environnement 3D complexe, tout en respectant des contraintes de sécurité, de performance énergétique et de réglementation.

Ce chapitre présente les fondements théoriques du système proposé. Il détaille les algorithmes de planification retenus (GA, PSO, A*), les critères d'évaluation utilisés, ainsi que les bases de modélisation de l'environnement, des communications inter-drones et des contraintes opérationnelles. Ces éléments préparent la simulation et l'analyse des performances du système étudié.

2.2 Fondements théoriques et état de l'art

2.2.1 Les Algorithmes d'Optimisation pour la Planification de Trajectoire

La planification de trajectoire est une tâche centrale dans les systèmes de navigation autonome pour drones. Elle consiste à déterminer un chemin optimal entre un point de départ et un objectif tout en respectant diverses contraintes : obstacles, consommation énergétique, temps, etc. Trois approches sont étudiées dans ce projet : l'Algorithme Génétique (GA), l'Optimisation par Essaim Particulaire (PSO) et l'Algorithme A*.

2.2.1.1 Pourquoi les Métaheuristiques ?

Contrairement aux méthodes exactes qui deviennent inefficaces en environnement dynamique et fortement dimensionné, les métaheuristiques permettent une recherche robuste et adaptative. Elles sont capables de gérer des espaces de recherche non convexes, bruités ou partiellement connus. Les algorithmes GA et PSO sont parmi les plus utilisés, notamment dans les contextes de planification pour systèmes multi-agents.

2.2.1.2 Algorithme Génétique (GA)

L'algorithme génétique est une méthode évolutionniste inspirée de la sélection naturelle. Chaque solution est représentée comme un individu (vecteur de coordonnées). Une population évolue selon :

- **Sélection** : les individus les plus adaptés sont conservés.

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

- **Croisement** : deux parents donnent naissance à de nouveaux individus.
- **Mutation** : des variations aléatoires permettent l'exploration.

La fonction de fitness utilisée dans notre simulation est :

$$f(p) = \|p - g\| + \sum_{i=1}^{N_{obs}} \max(0, D_s - (\|p - o_i\| - r_i)) \quad (2.1)$$

Où :

- $f(p)$: la fonction de fitness.
- p : position candidate.
- g : position objective.
- o_i : position du i -ème obstacle.
- r_i : son rayon.
- D_s : la distance de sécurité.

Cette formulation pénalise les chemins proches des obstacles tout en minimisant la distance au but [33].

2.2.1.3 Optimisation par Essaim Particulaire (PSO)

L'algorithme PSO (*Particle Swarm Optimization*) simule un ensemble de particules interagissant collectivement pour trouver une solution optimale.

Chaque particule représente ici une position candidate du drone [34]. À chaque itération, les particules mettent à jour leur position et leur vitesse selon

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 r_1 (p_i^{best} - x_i) + c_2 r_2 (g^{best} - x_i) \quad (2.2)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \cdot \Delta t \quad (2.3)$$

Où :

- x_i : Position de la particule i .
- v_i : Vitesse de la particule i .
- ω : facteur d'inertie.
- c_1, c_2 : les coefficients d'accélération.
- $r_1, r_2 \in [0,1]$: des valeurs aléatoires.
- p_i^{best} : la meilleure position trouvée par la particule.

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

- g^{best} : la meilleure position globale de l'essaim.
- Dans la majorité des implémentations et dans la littérature sur le PSO, Δt est **implicitement considéré égal à 1**, car l'algorithme est itératif (une itération = un pas de temps).

➤ Fonction de coût (PSO)

Elle prend en compte la distance minimale aux autres drones et la proximité aux obstacles (via une pénalité accumulée).

$$Cost_{PSO} = \max(0, D_{sécurité} - d_{min}) + \sum_i \max(0, D_{sécurité} - (\|x - o_i\| - r_i)) \quad (2.4)$$

Où :

- $D_{sécurité}$: Distance minimale de sécurité à respecter.
- d_{min} : Distance minimale entre le drone et d'autres drones.
- x : Position du drone considéré.
- o_i : Position de l'obstacle i .
- r_i : Rayon de l'obstacle i .
- $\|x - o_i\|$: Distance entre le drone et l'obstacle i .

2.2.1.4 Algorithme A*

L'algorithme A* est une méthode de recherche informée classique dans les graphes, introduite par **Hart, Nilsson et Raphael [35]**. Il repose sur la fonction d'évaluation :

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (2.5)$$

Où :

- $g(n)$: le coût réel depuis le point de départ jusqu'au nœud actuel n .
- $h(n)$: une estimation heuristique du coût jusqu'à l'objectif (souvent une distance Euclidienne).

A* explore les nœuds en priorité selon la fonction d'évaluation, garantissant l'optimalité si l'estimation heuristique $h(n)$ est admissible.

2.2.1.5 Comparaison des Algorithmes

La diversité des algorithmes de planification de trajectoire repose sur des principes variés, allant de la recherche de chemin déterministe à l'apprentissage adaptatif en

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

environnement dynamique. Afin d'évaluer leurs performances respectives dans le cadre d'une gestion de flotte de drones, une comparaison synthétique s'impose.

Le **Tableau 2.1** ci-dessous met en perspective plusieurs critères d'analyse clés tels que l'environnement cible, l'optimalité du résultat, le temps de calcul, l'adaptabilité face aux perturbations, ainsi que le type de données nécessaires à leur fonctionnement.

Tableau 2.1 : Tableau comparatif des algorithmes.

Critère	GA	PSO	A*
Nature	Métaheuristique évolutive	Métaheuristique d'optimisation	Recherche informée
Principe	Croisement & mutation	Coopération & inertie	Heuristique coût + estimation
Environnement dynamique	Bonne adaptation (fitness)	Moyenne (stagnation possible)	Faible (replanification lourde)
Convergence	Lente mais stable	Rapide mais moins stable	Instantanée (locale)
Complexité de calcul	Moyenne	Faible	Élevée (3D dynamique)
Facilité d'implémentation	Moyenne	Simple	Complexe sans grille
Multi-agents	Bonne coopération possible	Bonne propagation	Replanification indépendante
Énergie (résultat simulation)	Moyenne à faible	Variable	Élevée dans obstacles
Stabilité trajectoire	Moyenne à bonne	Faible (oscillations)	Bonne mais rigide

2.2.1.6 Méthodes Hybrides de Planification

Les méthodes hybrides de planification combinent plusieurs algorithmes pour bénéficier de leurs forces respectives. Par exemple, le couplage GA-PSO tire profit à la fois de la capacité exploratoire de l'algorithme génétique et de la rapidité de convergence du PSO. Cela permet de mieux s'adapter à des environnements dynamiques tout en réduisant le risque de stagnation dans des minima locaux. Une autre approche courante est A-RRT**, qui utilise A* pour guider l'arbre de recherche RRT* vers les régions prometteuses de l'espace. Ces solutions hybrides sont particulièrement adaptées aux environnements partiellement connus, où la rapidité de calcul et la robustesse sont toutes deux cruciales [36].

D'autres approches plus récentes, notamment basées sur l'apprentissage par renforcement profond (DRL), commencent également à être explorées dans la planification multi-drone.

2.2.1.7 Justification du Choix des Algorithmes Utilisés

Le choix des algorithmes A*, GA et PSO repose sur une analyse comparative rigoureuse, alignée sur les caractéristiques propres à l'environnement simulé et aux exigences opérationnelles d'un système multi-drones.

- **L'algorithme A*** a été retenu comme **référence déterministe** pour sa capacité à générer des trajectoires optimales dans des environnements bien cartographiés et relativement statiques. Grâce à l'exploration de graphes pondérés à partir d'une grille d'occupation, il offre une convergence garantie vers la solution optimale, ce qui en fait un standard dans les systèmes robotisés à base heuristique [35].
- **L'algorithme GA**, quant à lui, se distingue par sa **robustesse dans les environnements complexes et dynamiques**. Son aptitude à optimiser plusieurs objectifs simultanément et à éviter les minima locaux le rend pertinent pour la navigation 3D distribuée. Son efficacité a été démontrée dans des travaux fondateurs de Holland [33] et plus récemment par Bouabdallah et al [37].
- **L'algorithme PSO** a été choisi pour sa **capacité de convergence rapide** dans des environnements continus. En favorisant un échange rapide d'informations entre particules, il se révèle particulièrement adapté à des flottes de drones collaborant

localement. Les recherches de Kennedy et Eberhart [2], ainsi que les validations expérimentales de Tang et al. [36], confirment son intérêt dans des scénarios hybrides temps réel.

En combinant ces trois approches, l'étude couvre un large spectre de stratégies de navigation, allant de méthodes informées basées sur des heuristiques (A^*) à des approches évolutionnaires (GA) et collaboratives (PSO). Ce triptyque permet une évaluation comparative approfondie selon des critères tels que la distance parcourue, la consommation énergétique, le taux de collisions évitées et la stabilité globale du système [38, 36].

Toutefois, malgré leurs atouts respectifs, ces algorithmes présentent certaines limites structurelles dans des contextes fortement dynamiques ou à topologie changeante. Ces aspects feront l'objet d'une analyse critique dans la section suivante, afin de mieux cerner les perspectives d'optimisation futures.

2.2.1.8 Limites des Approches Classiques de Planification

Malgré leurs performances éprouvées dans de nombreux contextes, les algorithmes de planification utilisés dans cette étude présentent des limites structurelles qui méritent une analyse approfondie, en particulier lorsqu'ils sont appliqués à des scénarios réels marqués par la dynamique, l'incertitude ou la complexité topologique.

a. Limites de l'algorithme A^*

L'algorithme A^* offre une optimalité remarquable dans des environnements bien cartographiés, mais il souffre de plusieurs inconvénients majeurs :

- **Sensibilité à la résolution de la grille** : une discrétisation fine augmente drastiquement les coûts de calcul (mémoire, temps), tandis qu'une grille grossière engendre des trajectoires sous-optimales.
- **Faible adaptabilité aux environnements continus** : dans un espace 3D non discrétisé, A^* nécessite des interpolations complexes, ce qui nuit à son efficacité en temps réel.
- **Manque de réactivité** : en l'absence de mécanisme de replanification intégré, A^* est peu efficace face aux obstacles dynamiques ou imprévus [35, 39].

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

b. Limites de l'algorithme GA

Bien que robuste et flexible, **GA** présente les limitations suivantes :

- **Temps de convergence élevé** : il nécessite un grand nombre de générations pour atteindre une solution satisfaisante, ce qui peut devenir prohibitif sur des systèmes embarqués.
- **Dépendance aux paramètres** : la performance dépend fortement du réglage des paramètres (taille de population, taux de mutation), souvent ajustés de manière empirique. [33, 37]

c. Limites de l'algorithme PSO

L'approche **PSO**, reconnue pour sa rapidité, montre également des faiblesses notables :

- **Risque de stagnation** : l'algorithme peut converger prématurément vers des solutions locales sous-optimales.
- **Manque de diversité** : une fois la population cristallisée, l'exploration devient limitée, réduisant la capacité à s'adapter à des environnements changeants. [34, 36]

d. Contraintes des méthodes hybrides

Les approches combinées telles que **GA-PSO** ou *A-RRT*** visent à tirer profit des forces respectives des algorithmes. Toutefois :

- **Complexité d'intégration** : leur implémentation nécessite une synchronisation fine entre modules hétérogènes.
- **Coûts computationnels élevés** : l'accumulation de calculs issus de chaque composant peut devenir contraignante pour les applications temps réel [36].

e. Limites des approches par apprentissage profond (DRL)

Les algorithmes fondés sur le **Deep Reinforcement Learning (DRL)**, bien que prometteurs, posent encore plusieurs défis :

- **Besoins en données d'apprentissage massifs** : leur efficacité dépend de jeux de données volumineux et variés.

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

- **Instabilité et sensibilité** : leur comportement peut devenir imprévisible en présence de bruit, d'attaques ou de situations inédites.
- **Difficulté d'interprétation** : ces modèles sont souvent considérés comme des boîtes noires, ce qui complique leur validation dans des contextes critiques [40].

f. Perspectives et justification du choix

Ces limitations expliquent la démarche comparative adoptée dans cette étude. Plutôt que de privilégier une méthode unique, nous avons cherché à identifier les scénarios favorables et critiques pour chacun des algorithmes étudiés, en mettant en évidence les compromis entre optimalité, robustesse, rapidité de convergence et adaptabilité.

Enfin, malgré leurs faiblesses, ces approches restent référentes dans la littérature scientifique sur la navigation multi-drones [36, 37]. Elles représentent un compromis réaliste entre performance, simplicité d'implémentation et coût computationnel, ce qui les rend adaptées à une simulation contrôlée dans une première phase d'évaluation. Ces constats ouvrent la voie, dans les chapitres suivants, à l'exploration de stratégies hybrides adaptatives ou d'algorithmes émergents plus résilients.

2.2.2 Modélisation de l'Environnement et des Obstacles

Pour simuler de manière réaliste la navigation d'une flotte de drones, il est nécessaire de modéliser un environnement tridimensionnel prenant en compte à la fois les obstacles statiques et dynamiques. La configuration choisie repose sur un espace 3D borné, avec une altitude minimale autorisée, une vitesse maximale et une distance de sécurité.

2.2.2.1 Obstacles Statique

Les obstacles statiques sont des entités fixes dans l'espace qui représentent par exemple des bâtiments ou des pylônes. Ils sont modélisés par des sphères définies par une position fixe et un rayon. Lors de la planification, toute position candidate telle que :

$$\|p - o_i\| \leq r_i + D_s \quad (2.6)$$

Où :

- p : position candidate dans l'espace (point à évaluer lors de la planification).

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

- o_i : position fixe du centre de l'obstacle statique i (coordonnées de la sphère).
- r_i : rayon de l'obstacle statique i (taille de la sphère).
- D_s : distance de sécurité minimale à respecter autour de l'obstacle pour éviter toute collision potentielle.

Est considérée comme une collision potentielle et pénalisée dans la fonction de coût. Cette modélisation simplifiée permet un calcul rapide des distances et une intégration directe dans les algorithmes d'optimisation comme GA, PSO [41].

2.2.2.2 Obstacles Dynamiques

Les obstacles dynamiques simulent des entités mobiles telles que d'autres drones, des oiseaux ou des objets en mouvement. Chaque obstacle est caractérisé par sa position et vitesse.

La mise à jour des positions se fait selon :

$$o_i(t + 1) = o_i(t) + v_i \Delta t \quad (2.7)$$

Où :

- $o_i(t)$: une position à l'instant t .
- v_i : une vitesse constante.
- Δt : le pas de temps.

Avec gestion des rebonds aux frontières de l'espace simulé. Lorsqu'un obstacle atteint un bord, sa vitesse est inversée dans la dimension concernée. Cette approche permet de simuler un environnement semi-fermé où les obstacles se déplacent librement tout en restant contenus. Cette modélisation s'inspire des méthodes de navigation multi-agent en temps réel, notamment la méthode des *Reciprocal Velocity Obstacles* (RVO) proposée par Van Den Berg, J., Lin, M., et Manocha, D [42].

2.2.2.3 Environnement 3D et Contraintes physiques

Dans le cadre de cette étude, l'environnement de simulation est modélisé comme un espace tridimensionnel discrétisé, délimité selon les axes X, Y et Z. Ce volume représente

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

un espace aérien contrôlé dans lequel évolue une flotte de drones autonomes. L'objectif est d'y simuler un comportement réaliste en intégrant des contraintes physiques essentielles à la sécurité et à la faisabilité opérationnelle.

a. Contraintes appliquées

Les principales contraintes physiques imposées aux drones sont les suivantes :

- **Vitesse maximale** : 10 m/s.
- **Altitude minimale** : 5 m.
- **Distance minimale de sécurité entre entités** : 15 m.

Ces contraintes sont appliquées à deux niveaux du système :

- **Dans les algorithmes de planification (GA et PSO)** : Elles sont traduites sous forme de bornes de recherche dans l'espace de solutions admissibles, empêchant la génération de trajectoires non conformes.
- **Dans la simulation dynamique** : Des fonctions de vérification de collision sont intégrées pour s'assurer, à chaque étape de mise à jour, que les conditions de sécurité sont respectées (notamment la distance inter-drones et l'altitude minimale).

b. Contrôle de l'altitude minimale

L'altitude minimale est systématiquement respectée grâce à une fonction de correction qui vérifie la validité de chaque nouvelle position générée. Cette contrainte est formalisée par l'équation suivante :

$$z(t + 1) = \max(z_{min}, z(t) + \Delta z) \quad (2.8)$$

- $z(t)$: altitude à l'instant t .
- $z(t + 1)$: altitude à l'instant suivant $(t+1)$.
- z_{min} : altitude minimale autorisée par la réglementation ou l'environnement.
- Δz : variation d'altitude (peut être positive ou négative selon la commande).

Ainsi, tout dépassement à la baisse de cette altitude est automatiquement corrigé, garantissant que les drones n'évoluent jamais sous le seuil de sécurité fixé.

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

Cette modélisation garantit des trajectoires cohérentes avec les exigences d'un espace aérien contrôlé. Cette approche s'inspire des configurations présentées dans **Stefansson, 2018 [43]** et **Elshaar et al., 2024 [44]**.

2.2.3 Métriques d'Évaluation et Indicateurs de performance

L'évaluation des performances d'un système de navigation autonome multi-drones repose sur un ensemble de métriques quantitatives. Ces indicateurs doivent permettre de juger de l'efficacité, de la sécurité, de la consommation énergétique et de la robustesse du système, en conditions simulées ou réelles. Les métriques utilisées dans cette étude sont issues à la fois de la littérature scientifique [45, 46], et d'observations empiriques issues de la simulation développée.

2.2.3.1 Distance totale parcourue

La distance parcourue constitue l'un des critères fondamentaux d'évaluation. Elle reflète la compacité et l'efficacité de la trajectoire générée par un algorithme donné.

Elle est calculée comme la somme des distances euclidiennes entre chaque point successif

$$D = \sum_{i=1}^{n-1} \|p_{i+1} - p_i\| \quad (2.9)$$

Où :

- P_i : Position à l'instant i .
- P_{i+1} : Position à l'instant $i + 1$.
- D : Distance totale parcourue.

Cette métrique est particulièrement utile pour comparer la performance spatiale des algorithmes de planification : une trajectoire plus courte est généralement préférable, à condition de respecter les contraintes environnementales.

2.2.3.2 Énergie Consommée

L'énergie consommée est une mesure indirecte de l'efficacité énergétique du système de navigation. Elle est liée non seulement à la distance parcourue, mais également à la vitesse moyenne et à la masse du drone.

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

L'énergie est estimée à partir d'un modèle simple, inspiré des travaux de **Bouabdallah (2007) [37]**, selon l'équation suivante :

$$E = \alpha \cdot D + \beta \cdot V \quad (2.10)$$

Où:

- E : l'énergie consommée.
- D : distance totale parcourue.
- V : vitesse moyenne.
- α et β , des coefficients pondérant l'impact de la distance et de la vitesse.

Dans cette étude, conformément aux recommandations de la littérature, les valeurs suivantes sont utilisées : $\alpha = 0,1$ et $\beta = 0,05$

$$E = d \cdot 0,1 + v \cdot 0,05 \quad (2.11)$$

Cette formulation permet de comparer l'impact énergétique de chaque algorithme et d'évaluer leur pertinence dans des scénarios où l'autonomie énergétique est critique.

2.2.3.3 Nombre de Steps (Étapes de Planification)

Le nombre de steps (ou étapes de planification) correspond au nombre total de points intermédiaires générés dans la trajectoire d'un drone, depuis son point de départ jusqu'à son objectif. Cette métrique reflète à la fois :

- La granularité de la planification,
- La réactivité du système face aux obstacles ou aux changements de l'environnement,
- La charge de calcul potentiellement induite lors de simulations ou d'exécutions en temps réel.

Un **nombre élevé de steps** peut signaler deux cas distincts :

- Une **trajectoire fine et fluide**, avec des ajustements progressifs, indiquant un haut niveau de précision,

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

- Ou, au contraire, **une série de micro-corrections** causées par des obstacles fréquents ou des recalculs excessifs, pouvant traduire une instabilité algorithmique.

En revanche, un **nombre trop faible de steps** peut indiquer :

- Une planification trop grossière,
- Ou une simplification excessive qui ignore les détails de l'environnement, augmentant ainsi le risque de collision.

Dans le cadre de cette étude, le nombre de steps est enregistré pour chaque trajectoire afin de :

- Comparer la densité de planification des algorithmes (A*, GA, PSO),
- Identifier les cas de surajustement ou de sous-réactivité,
- Évaluer l'adéquation entre le niveau de détail de la planification et les contraintes de l'environnement simulé.

2.2.3.4 Nombre de Collisions Évitée / Réévaluations

Cette métrique évalue la capacité du système à anticiper et à corriger les trajectoires non sûres en présence d'obstacles dynamiques. Chaque fois qu'une position planifiée devient invalide, une replanification est déclenchée. Le nombre de réévaluations reflète donc la réactivité du système face aux changements et la robustesse des algorithmes utilisés.

Un **nombre élevé** peut traduire une **bonne adaptabilité**, mais aussi une instabilité du plan initial ou un environnement trop imprévisible. Cette métrique est essentielle pour mesurer l'efficacité en contexte multi-drones ou dans des environnements en évolution constante.

2.2.3.5 Efficacité Globale (Rapport Distance / Énergie)

Cette métrique exprime l'efficacité énergétique d'un algorithme, calculée par le rapport entre la distance parcourue et l'énergie consommée :

$$\eta = \frac{D}{E} \quad (2.12)$$

- η : efficacité énergétique (sans unité).
- D : distance totale parcourue (en mètres, km, etc.).
- E : énergie consommée pour ce déplacement (en joules, Wh, etc.).

Un ratio élevé indique un déplacement optimisé en énergie, ce qui est crucial dans les missions longues ou à autonomie limitée. Cette mesure permet donc de comparer la performance des trajectoires générées du point de vue consommation énergétique [46].

2.2.3.6 Discussion sur le Choix des Métriques

Les métriques retenues s'inspirent des standards en robotique mobile et recherche opérationnelle [45][46]. Elles allient clarté visuelle, pertinence pratique (distance, énergie) et évaluation de la résilience (replanifications). Toutefois, certaines limites subsistent :

- L'énergie est estimée de manière simplifiée.
- Le nombre de steps dépend de la fréquence d'échantillonnage choisie.
- Les obstacles dynamiques simulés ne disposent pas de logique prédictive propre.

Ces limites n'altèrent pas leur utilité, mais doivent être prises en compte dans l'interprétation des résultats.

2.3 Analyse des besoins pour un système de gestion automatisée

La mise en œuvre d'un système de gestion automatisée de flotte de drones requiert une analyse rigoureuse des **besoins opérationnels, techniques** et **réglementaires**. Cette analyse s'appuie sur les standards en robotique autonome, les recommandations en systèmes multi-agents et les contraintes spécifiques au domaine aérien contrôlé [47, 48].

Deux grandes catégories de besoins se distinguent :

2.3.1 Exigences fonctionnelles

Le système doit offrir les fonctionnalités suivantes :

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

- **Navigation autonome** : chaque drone doit planifier et suivre sa trajectoire de manière indépendante, tout en respectant les contraintes physiques (vitesse maximale, altitude minimale) [47].
- **Évitement dynamique d'obstacles** : le système doit détecter en temps réel les obstacles statiques et mobiles, et adapter les trajectoires pour garantir l'absence de collision.
- **Replanification adaptative** : en cas d'imprévu (panne, interdiction aérienne, changement d'objectif), une nouvelle trajectoire doit être générée automatiquement.
- **Coordination multi-drones** : les drones doivent partager leurs états, positions et intentions pour assurer une synchronisation efficace et éviter les conflits intra-flotte.
- **Supervision centralisée et reporting** : une interface maître (au sol ou embarquée) doit permettre de surveiller les missions, de transmettre des commandes, ou d'interrompre les opérations si nécessaire.

2.3.2 Exigences non fonctionnelles

Les propriétés attendues du système au-delà de ses fonctions premières sont les suivantes :

- **Fiabilité** : le système doit tolérer les défaillances partielles (drone hors service, perte de signal) sans compromettre l'ensemble de la mission.
- **Réactivité** : les décisions (replanification, ajustement de trajectoire) doivent être prises avec une latence minimale, notamment dans des environnements dynamiques.
- **Évolutivité** : le système doit intégrer de nouveaux drones ou modules sans nécessiter une réarchitecture complète.
- **Optimisation énergétique** : la consommation d'énergie doit être minimisée à travers une planification efficace, pour maximiser l'autonomie opérationnelle [48].
- **Conformité réglementaire** : le système doit respecter les réglementations locales et internationales, notamment les normes d'altitude, de zones interdites et de fréquences radio autorisées.

Les travaux de Yanmaz et al. [47] insistent notamment sur l'importance des communications robustes entre agents, tandis que ceux de Zhou et al. [48] montrent que la coordination distribuée permet une meilleure adaptabilité face aux aléas.

2.4 Contraintes techniques et réglementaires

Le déploiement d'un système de gestion automatisée pour drones en espace aérien contrôlé ne peut se faire sans prendre en compte un ensemble de contraintes techniques et réglementaires. Ces contraintes conditionnent la faisabilité, la fiabilité et la légalité du système. Elles sont décrites ci-dessous à partir des cadres réglementaires actuels et des limites inhérentes aux technologies embarquées [49, 50].

2.4.1 Contraintes Techniques

Les contraintes techniques sont liées aux limitations physiques, computationnelles et communicationnelles des drones :

- **Autonomie énergétique limitée** : les drones sont fortement contraints par la capacité de leur batterie, ce qui limite le temps de vol et impose une planification énergétique optimisée [50].
- **Puissance de calcul embarquée** : les calculs de trajectoires, de détection d'obstacles et de replanification doivent être réalisés en temps réel avec des ressources limitées (processeur embarqué).
- **Limites de communication** : les pertes de signal ou interférences peuvent compromettre la coordination ou le retour d'information, notamment en environnement urbain dense [49].
- **Gestion de l'altitude et de la vitesse** : les systèmes doivent contrôler rigoureusement ces paramètres pour respecter les contraintes de sécurité et de performance définies.

2.4.2 Contraintes Réglementaires

Les contraintes réglementaires imposent des règles strictes de navigation, de sécurité et de respect des zones sensibles. Elles varient selon les pays, mais des référentiels internationaux s'appliquent également.

- **Zones d'exclusion** : certaines zones (aéroports, sites militaires, zones urbaines denses) sont interdites ou fortement réglementées.

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

- **Réglementation en Algérie :** L'Algérie régit les drones via le décret présidentiel n°21-285 (2021), impliquant plusieurs autorités : Ministère de la Défense (Centre National dédié), ANAC, ENNA, Ministère des Transports et ARPCE. Le processus inclut demande, consultations techniques, autorisation et supervision continue.
- **Réglementation internationale (OACI, EASA, FAA) :** des standards existent à l'échelle mondiale, notamment en matière de séparation verticale, de gestion de trafic UTM, et d'identification à distance [49].
- **Protocoles de sécurité aérienne :** les drones doivent pouvoir se poser en sécurité en cas de défaillance (*fail-safe*), ou poursuivre une mission partielle sans compromettre l'ensemble du système (*fail-operational*).

2.5 Conception du système de gestion automatisée

Cette section décrit l'architecture fonctionnelle et algorithmique du système de gestion automatisée développé dans ce projet. Elle s'appuie à la fois sur les besoins identifiés (section 2.3) et les contraintes techniques et réglementaires (section 2.4), en intégrant les recommandations issues de l'état de l'art en systèmes multi-drones, en robotique autonome et en planification adaptative [37, 38, 51].

2.5.1 Architecture générale du système

L'architecture du système est organisée de manière modulaire, selon une chaîne décisionnelle typique en robotique autonome :

Perception → Planification → Action

- **Perception :** agrégation des données de capteurs embarqués (GPS, LIDAR, caméras) et échange d'informations inter-drones.
- **Planification :** sélection d'une trajectoire optimale via GA, PSO ou A*, en fonction des contraintes dynamiques.
- **Action :** exécution de la trajectoire planifiée, avec réajustement si nécessaire.

L'architecture fonctionnelle adoptée dans ce projet repose sur une chaîne décisionnelle typique en robotique autonome. Elle peut être représentée selon trois modules principaux, comme illustré dans la figure suivante :

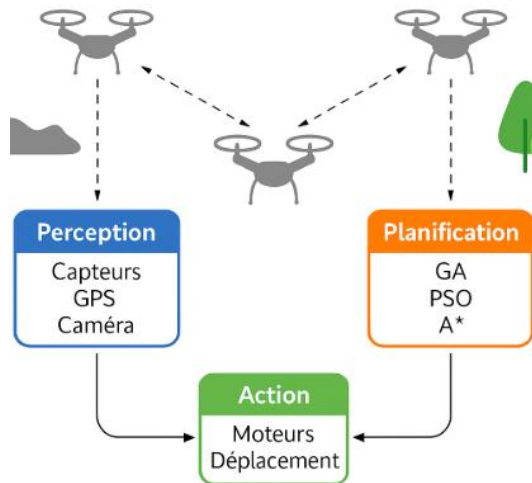


Figure 2.1 : Architecture distribuée d'un système autonome multi-drones intégrant perception, planification adaptative et exécution dynamique.

Cette représentation schématique illustre la modularité de l'architecture, favorisant une adaptation dynamique à l'environnement sans dépendance à un nœud central de contrôle.

L'architecture peut être conçue **centralisée** (unité de contrôle au sol ou drone leader) ou **distribuée** (chaque drone est autonome). Une approche distribuée améliore la résilience et l'évolutivité, comme démontré par Michael et al. [38].

2.5.2 Modélisation des Drones

Les drones sont représentés selon un modèle cinématique 3D simplifié. Chaque drone est défini par :

- Une position,
- Une vitesse maximale,
- Une altitude minimale,
- Un rayon de détection pour la prévention de collisions,
- Un coefficient de consommation énergétique.

2.5.3 Protocoles de Communication Inter-Drones

La coordination repose sur une communication de type FANET (*Flying Ad hoc Network*) ou MANET (*Mobile Ad hoc Network*). Chaque drone diffuse périodiquement :

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

- Sa position,
- Sa direction,
- Son état (OK / réévaluation en cours / obstacle détecté).

La synchronisation est locale : chaque drone ajuste sa trajectoire en fonction de ses voisins proches. Ce schéma de coordination décentralisée permet une tolérance aux pannes et réduit les besoins en bande passante [38].

2.5.4 Gestion de l'Énergie et Optimisation des Trajectoires

Le système intègre une estimation énergétique en continu. Chaque trajectoire candidate est évaluée selon une fonction de coût incluant la distance, la vitesse et la pénalisation des risques :

$$C = \alpha \cdot D + \beta \cdot V + \gamma \cdot \sum_{i=1}^N \frac{1}{\|p - o_i\| - (r_i + D_s)} \quad (2.13)$$

Où :

- C : fonction de coût totale (valeur à minimiser pour choisir la meilleure trajectoire).
- α : coefficient de pondération pour la distance (impact énergétique).
- D : distance parcourue sur la trajectoire candidate.
- β : coefficient de pondération pour la vitesse.
- V : vitesse moyenne ou instantanée sur la trajectoire.
- γ : coefficient de pondération pour les risques de collision.
- N : nombre d'obstacles à considérer.
- p : position courante du drone.
- o_i : position de l'obstacle i .
- r_i : rayon de sécurité autour de l'obstacle i .
- D_s : distance de sécurité minimale à respecter autour des obstacles.

En fin de mission, les drones ajustent leurs priorités (raccourcissement du chemin, élévation pour économie de batterie) en fonction du niveau d'énergie restant. Des travaux récents ont montré que la prise en compte énergétique améliore la durabilité opérationnelle [51].

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

La figure suivante illustre l'évolution de la fonction de coût utilisée dans la planification, tenant compte de la distance, de la vitesse et du risque de collision.

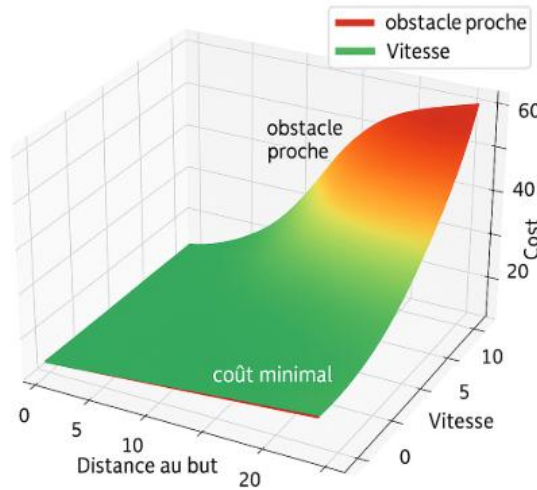


Figure 2.2 : Illustration de la fonction de coût intégrée dans la planification, combinant distance, vitesse et pénalisation liée aux risques de collision.

Cette représentation visuelle permet de mieux comprendre les compromis nécessaires entre efficacité énergétique et sécurité. Les zones rouges correspondent aux configurations fortement pénalisées par la proximité d'obstacles, tandis que les surfaces vertes correspondent à des trajectoires efficaces et sûres.

Cette visualisation valide l'approche retenue, en mettant en évidence les zones à éviter pour optimiser le compromis sécurité/énergie dans les trajectoires calculées.

La robustesse du système face aux défaillances et menaces potentielles est une exigence critique dans le cadre d'une flotte de drones opérant de manière autonome. Le système intègre plusieurs mécanismes de sécurité et de résilience, articulés autour de trois axes principaux :

2.5.5 Gestion des pannes (fail-safe et fail-operational)

- **Mode fail-safe** : en cas de perte de communication ou d'anomalie détectée sur un capteur critique, le drone exécute un arrêt immédiat ou retourne à un point de sécurité prédéfini.

CHAPITRE 2 : Fondements théoriques, analyse et conception du système de gestion automatisée de drones

- **Mode fail-operational** : en cas de panne partielle (capteur non critique, perturbation temporaire), la mission peut se poursuivre de manière dégradée, en adaptant les trajectoires ou en réduisant les vitesses.

2.5.6 Sécurisation des communications

- Les échanges entre drones et la station centrale sont protégés par **un chiffrement léger de type AES-128**, garantissant la confidentialité des données et empêchant l'injection de trajectoires malveillantes.
- Des **protocoles de redondance** assurent une continuité de la liaison même en cas de perturbations radio.

2.5.7 Protocole d'urgence en cas de défaillance critique

En cas de panne sévère (perte d'énergie, perte de contrôle), un **protocole de redescente contrôlée** est déclenché. Celui-ci permet au drone d'atterrir en toute sécurité dans une zone autorisée ou prédéfinie, minimisant ainsi les risques pour les tiers et les infrastructures.

Ces mécanismes visent à garantir la **fiabilité opérationnelle**, la **protection des données sensibles** et la **sécurité des opérations** dans des environnements dynamiques, parfois hostiles ou partagés avec d'autres usagers de l'espace aérien.

2.6 Conclusion

Ce chapitre a établi les bases théoriques nécessaires à la conception d'un système de gestion automatisée de drones. Il a permis de comparer plusieurs approches de planification (GA, PSO, A*) et de justifier leur choix en fonction des contraintes opérationnelles : adaptabilité, efficacité énergétique et robustesse en environnement dynamique.

L'analyse des modèles d'environnement, des représentations spatiales (comme les grilles d'occupation) et des métriques d'évaluation a renforcé la cohérence méthodologique. L'architecture du système a été pensée pour assurer une coordination distribuée, une communication fiable et une gestion optimisée de l'énergie.

Ces fondations préparent le chapitre suivant, qui mettra à l'épreuve ces choix via des simulations réalistes et une analyse comparative des résultats obtenus.

CHAPITRE 3 :

IMPLEMENTATION ET

SIMULATION DES

ALGORITHMES DE

PLANIFICATION DE

TRAJECTOIRES

3.1 Introduction

La planification de trajectoires pour drones dans des environnements dynamiques et encombrés représente un défi complexe, à la croisée de l'intelligence artificielle, de la robotique et de l'optimisation. Ce chapitre présente l'implémentation méthodique et l'analyse comparative de trois algorithmes clés — GA, PSO et A* — dans le cadre d'une simulation réaliste de navigation autonome développée sous MATLAB, accompagnée d'une interface graphique facilitant la visualisation des trajectoires et l'analyse des résultats.

Alors que les approches classiques se heurtent souvent au compromis entre optimalité et temps de calcul (**LaValle, 2006**) [45], nos travaux proposent une approche hybride combinant des métaheuristiques (pour exploiter efficacement l'espace continu) et des méthodes de recherche heuristique (garantissant la convergence vers des trajectoires viables). Cette complémentarité répond aux exigences critiques de la navigation multi-drones : sécurité opérationnelle, efficacité énergétique et adaptabilité dynamique.

Après avoir présenté le contexte et les objectifs, nous détaillerons dans ce chapitre l'architecture du système de simulation, les critères d'évaluation retenus, ainsi que les résultats expérimentaux obtenus à partir de différents scénarios.

3.2 Architecture du système

L'architecture du système de simulation et de planification de trajectoires est structurée autour de plusieurs modules interconnectés, comme illustré dans la **Figure 3.1**. Cette architecture permet de simuler différents scénarios, d'intégrer des algorithmes de planification variés, et d'évaluer les performances de la flotte de drones à travers des métriques précises.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

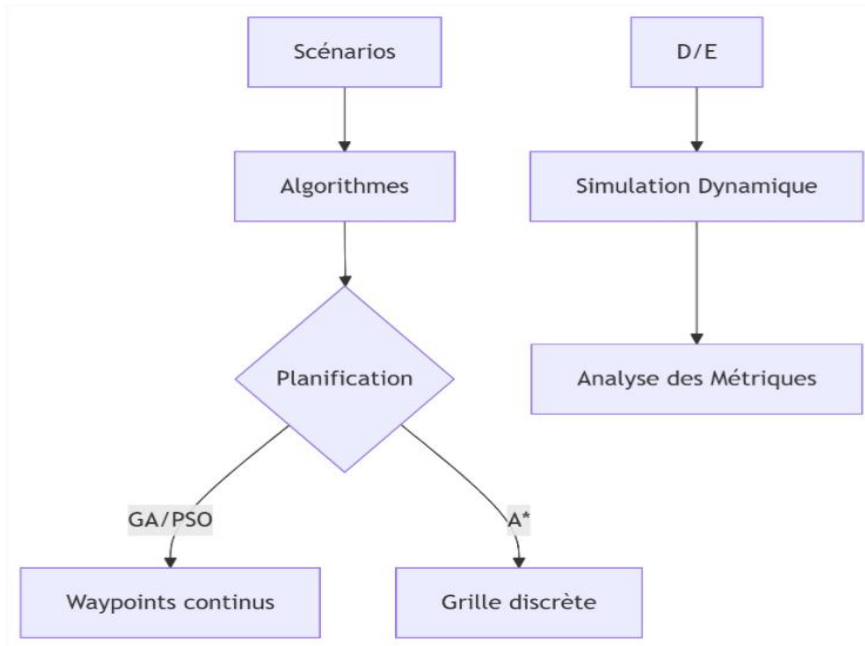


Figure 3.1 : Architecture fonctionnelle du système de simulation et de planification de trajectoires de drones.

3.2.1 Description des modules

Le système de simulation développé sous MATLAB repose sur une architecture modulaire, permettant de tester et d'évaluer différents algorithmes de planification pour drones dans des environnements contraints. Chaque module joue un rôle spécifique dans le pipeline de traitement :

a. Scénarios

Ce module initialise chaque mission simulée en définissant :

- Le nombre de drones,
- Leurs positions de départ et d'arrivée,
- La disposition des obstacles dans l'environnement,
- Les contraintes spécifiques : zones interdites, priorités, chemins réservés, etc.

b. Données d'Environnement (D/E)

Il regroupe les **paramètres physiques et environnementaux** :

- Cartes de vol.
- Profils de vent ou perturbations simulées.
- Limitations dynamiques des drones (vitesse, autonomie, rayon de virage, etc.).

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

c. Algorithmes de Planification

Ce bloc permet de choisir l'algorithme à exécuter pour chaque scénario :

- **GA / PSO** : adaptés à la génération de trajectoires continues en environnement complexe,
- **A*** : utilisé pour la recherche de chemins optimaux sur une **grille discrète**.

d. Planificateur

Module central du système, il traite les données issues des scénarios et applique l'algorithme sélectionné pour générer des plans de vol adaptés, respectant :

- Les **contraintes de sécurité** (évitement, distance minimale),
- Les **objectifs d'optimisation** (distance, énergie, temps, collisions...).

e. Simulation dynamique

Ce module simule le comportement réel des drones en suivant les trajectoires planifiées :

- Intègre la **dynamique de vol** (inertie, limites physiques),
- Gère les **interactions multi-drones** et les perturbations,
- Détecte les **événements critiques** (collision potentielle, dérive, replanification).

f. Analyse des Métriques

À l'issue de chaque simulation, les performances sont évaluées selon des indicateurs clés :

- Distance parcourue,
- Temps de mission,
- Nombre de collisions évitées,
- Recalculs de trajectoires,
- Consommation d'énergie,
- Efficacité globale.

Cette architecture modulaire assure une grande flexibilité dans les expérimentations et constitue une base solide pour l'évaluation comparative des algorithmes. La section suivante décrira le pipeline opérationnel complet, du lancement du scénario à la restitution des résultats.

3.2.2 Organisation du pipeline

Le processus global (*pipeline*) global se déroule selon la séquence suivante :

1. Définition des **scénarios** de mission.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

2. Paramétrage de l'environnement via le bloc **D/E**.
3. Sélection d'un **algorithme** de planification.
4. Génération des trajectoires via le module **Planification**, soit en **waypoints continus** (GA/PSO), soit sur une **grille discrète** (A*).
5. Lancement de la **simulation dynamique**.
6. **Analyse des métriques** pour évaluer les résultats.

Cette organisation modulaire permet d'évaluer différentes stratégies de planification et d'observer leur impact sur les performances globales du système.

Après avoir décrit le déroulement global du système, nous détaillons maintenant la méthodologie expérimentale adoptée pour simuler et évaluer les performances des différents algorithmes.

3.3 Méthodologie de simulation

Cette section détaille la méthodologie de simulation et d'évaluation des algorithmes GA, PSO et A*. Elle repose sur un environnement de simulation programmé sous MATLAB, prenant en compte des contraintes réalistes (espace 3D, vitesse, altitude minimale, obstacles, etc.) et exploitant des scénarios variés pour tester la robustesse du système.

3.3.1 Protocole de simulation dynamique et critères d'évaluation

La simulation est réalisée dans un espace tridimensionnel borné de taille **100×100×50 m**, représentant un environnement contrôlé. Les drones évoluent selon des scénarios prédéfinis regroupés en deux catégories :

- **Sans obstacles** : 3, 5 et 10 drones en déplacement libre.
- **Avec obstacles** :
 - ↳ Obstacles statiques,
 - ↳ Obstacles dynamiques,
 - ↳ Obstacles environnementaux.

Pour chaque scénario, le nombre de drones, leurs positions initiales et leurs objectifs sont générés aléatoirement. La simulation repose sur des **pas de temps de 0,5 seconde** et une **durée totale de 30 secondes** par expérience.

Les algorithmes sont exécutés successivement sur chaque drone, et prennent en compte les contraintes de sécurité, la **vitesse maximale 10 m/s** et l'**altitude minimale de 5 m**. Chaque simulation produit les métriques suivantes :

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

- Temps de calcul.
- Distance parcourue.
- Énergie consommée.
- Rapport distance/énergie.
- Taux de réussite (objectif atteint).
- Nombre de collisions.

3.3.2 Justification du choix des paramètres et limites de la simulation

Les paramètres ont été choisis pour refléter un compromis entre réalisme et faisabilité computationnelle :

- **Population (GA)** : 20 individus, 50 générations,
- **Essaim (PSO)** : 20 particules, 50 itérations,
- **A*** : une résolution de grille de 5 mètres.

Le choix d'un espace $100 \times 100 \times 50$ m permet de simuler un environnement réaliste de type zone urbaine ou industrielle.

Les limites de cette simulation incluent :

- Une modélisation simplifiée des obstacles (formes sphériques ou ponctuels),
- L'absence de prise en compte de la dynamique propre des drones (utilisation d'un modèle cinématique statique),
- Une évaluation indépendante des trajectoires des drones, sans coordination active entre eux.

Cette méthodologie nécessite l'utilisation de critères objectifs pour mesurer l'efficacité des algorithmes testés, critères qui seront présentés dans la section suivante.

3.3.3 Métriques d'évaluation

Ce tableau présente l'ensemble des métriques utilisées pour l'évaluation des trajectoires générées par les différents algorithmes lors de la simulation.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

Tableau 3.1 : Métriques d'évaluation des trajectoires.

Métrique	Description	Formule MATLAB
Énergie consommée	Énergie estimée selon distance et vitesse	<code>energy = distance * 0.1 + speed * 0.05;</code>
Distance parcourue	Longueur totale du chemin suivi	<code>sum(vecnorm(diff(path),2,2));</code>
Temps de calcul	Temps nécessaire pour générer une trajectoire	<code>time = toc; (après tic)</code>
Efficacité énergétique	Rapport distance / énergie	<code>eff = distance / energy;</code>
Collisions	Nombre de fois où la distance minimale de sécurité n'est pas respectée	<code>if pdist(positions) < safety_distance → collisions = collisions +1;</code>
Taux de réussite	Proportion de drones atteignant leur objectif	<code>success = norm(position - goal) < safety_distance;</code>

Ces différentes métriques s'appuient sur un ensemble d'équations et de fonctions, que nous détaillons ci-après pour clarifier leur mise en œuvre dans le cadre de la simulation.

3.3.4 Équations Utilisées

Les équations suivantes représentent les principales fonctions utilisées dans la simulation pour la planification, l'optimisation et l'évaluation des trajectoires des drones :

1. Fitness (GA)

La fonction d'évaluation (fitness) utilisée pour l'algorithme génétique afin de minimiser la distance résiduelle à l'objectif et pénaliser les collisions est la même que celle introduite au **chapitre 2, équation (2.1)**.

2. Fonction de coût (PSO)

La fonction de coût du PSO qui prend en compte la distance de sécurité minimale et la proximité des obstacles a déjà été formulée et explicitée dans le **chapitre 2, équation (2.4)**.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

3. Distance A* (trajet discrétisé)

Le calcul de la distance parcourue sur la trajectoire discrétisée par l'algorithme A* est effectué selon l'équation (2.9) du chapitre 2.

4. Énergie consommée

L'évaluation de l'énergie totale consommée par chaque drone lors de la simulation est déterminée conformément à l'équation (2.11) du chapitre 2.

5. Efficacité énergétique

Le rapport efficacité énergétique, mesurant la performance de chaque algorithme, utilise la même définition que dans le chapitre 2 (voir équation (2.12)).

6. Taux de réussite

$$T_{succès} = \frac{N_{atteints}}{N_{total}} \quad (3.1)$$

Où :

- $T_{succès}$: Taux de réussite.
- $N_{atteints}$: Nombre de drones ayant atteint leur cible (avec erreur < distance de sécurité).
- N_{total} : Nombre total de drones ou de tentatives.

Un drone est considéré comme ayant réussi s'il atteint sa cible avec une erreur inférieure à la distance de sécurité.

7. Collisions

Une collision est comptabilisée dès que deux entités sont à une distance inférieure au seuil défini.

$$C = \sum_{i,j} \mathbf{1}_{\|x_i - x_j\| < D_{sécurité}} \quad (3.2)$$

Où :

- C : Nombre de collisions détectées.
- x_i, x_j : Position des entités (drones) i et j .
- $D_{sécurité}$: Seuil de distance de sécurité.
- $\mathbf{1}_{(\cdot)}$: Fonction indicatrice (vaut 1 si la condition est vraie, 0 sinon).

8. Temps de calcul

Mesure du temps nécessaire pour générer une trajectoire, drone par drone.

$$T_{calcul} = t_{fin} - t_{début} \text{ (MATLAB: time = toc;)} \quad (3.3)$$

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

Où :

- T_{calcul} : Temps de calcul total pour générer la trajectoire.
- $t_{début}$: Instant de début de calcul.
- t_{fin} : Instant de fin de calcul.

3.3.5 Implémentation des Algorithmes

La simulation met en œuvre trois algorithmes principaux de planification : GA, PSO, et l'algorithme A*. Chacun est implémenté sous forme de fonction distincte avec ses propres paramètres, contraintes, et stratégies de navigation. Les fonctions suivantes résument l'architecture logicielle adoptée.

a. Algorithme Génétique (GA)

```
function path = planifier_trajectoire_ga(start, goal, space_size, obstacles, min_altitude, N)
% 1. Codage : Chromosome = coordonnées 3D (x, y, z)
% 2. Fitness : distance à l'objectif + pénalités d'obstacles
% 3. Opérations : sélection, croisement, mutation
% 4. Contrainte : altitude ≥ min_altitude et limites de l'espace
% 5. Sortie : point optimal pour le drone
End
```

Cette fonction applique un algorithme génétique classique pour optimiser la position cible d'un drone. Chaque solution candidate est représentée par un chromosome contenant les coordonnées 3D du waypoint final.

L'algorithme fait évoluer une population d'individus selon :

- Une fonction de fitness pénalisant les trajectoires proches des obstacles,
- Des opérations génétiques (sélection, croisement, mutation),
- Des contraintes d'espace assurant la validité physique de la solution.

L'optimisation est réalisée via **Ga()** de MATLAB, et le résultat est une position optimisée vers l'objectif tout en évitant les zones risquées.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

b. Optimisation par Essaim Particulaire (PSO)

```
function position = planifier_trajectoire_pso(current_pos, space_size, obstacles, min_altitude)

% 1. Codage : chaque particule = position 3D potentielle
% 2. Objectif : éviter les autres drones et obstacles
% 3. Fonction de coût : distance de sécurité non respectée + proximité obstacles
% 4. Paramètres : SwarmSize, inertie, nombre d'itérations
% 5. Sortie : position optimisée dans l'espace libre

End
```

Cette fonction emploie une stratégie PSO pour déplacer un drone vers une zone sûre. Chaque particule de l'essaim explore une position candidate.

La fonction de coût intègre deux pénalités principales :

- La proximité avec les autres drones (calculée par *pdist2*),
- La présence d'obstacles dans l'environnement.

MATLAB utilise la fonction *particleswarm()* pour faire évoluer l'essaim jusqu'à ce qu'une position minimisant le risque soit trouvée. Ce type d'algorithme est particulièrement adapté aux scénarios dynamiques où les positions des autres drones évoluent.

c. Algorithme A*

```
function path = a_star_algorithm(start, goal, space_size, obstacles)

% 1. Grille 3D : discrétisation de l'espace en cellules (résolution 5 m)
% 2. Codage : chaque cellule = nœud (x, y, z)
% 3. Heuristique : distance euclidienne vers le but
% 4. Obstacles : représentation booléenne (obstacle_grid)
% 5. Sortie : chemin approximatif du départ à l'objectif

End
```

L'algorithme A* implémenté ici repose sur une représentation discrète de l'espace à l'aide d'une grille 3D. Chaque cellule est évaluée à l'aide d'une fonction heuristique estimant la distance au but.

Les obstacles sont traduits sous forme d'une grille logique binaire (*obstacle_grid*) permettant de bloquer les cellules interdites.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

Le chemin retourné est une suite de points reliant le départ et l'arrivée, utilisée pour calculer la distance totale ou simuler le parcours dans l'environnement. Ce type d'approche garantit un chemin optimal si l'heuristique est admissible, mais reste sensible à la résolution choisie.

La mise en œuvre de ces algorithmes permet de générer les résultats expérimentaux présentés et analysés dans la section suivante.

3.4 Analyse et interprétation des résultats

Cette section présente les résultats obtenus lors de la simulation des six scénarios définis précédemment, en comparant les performances des algorithmes GA, PSO et A* à travers différentes métriques : temps de calcul, distance parcourue, énergie consommée, efficacité énergétique, taux de réussite, et collisions détectées. Les figures illustrent l'évolution de ces indicateurs pour chaque drone dans les différents cas de simulation.

3.4.1 Scénarios sans obstacles

- **Scénario 1 : 3 drones sans obstacles**

Ce scénario vise à évaluer les performances des algorithmes dans un environnement simple, sans aucune contrainte d'obstacle, avec un nombre réduit de drones pour observer le comportement de base du système.

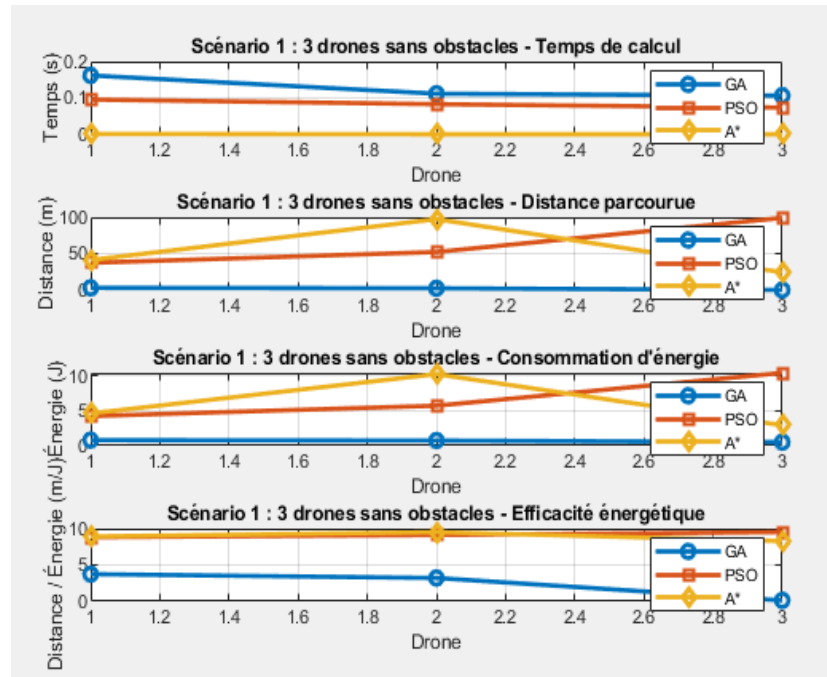


Figure 3.2 : Résultats du scénario 1 : 3 drones sans obstacles.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

Dans ce cas simple, tous les algorithmes affichent un temps de calcul très faible. A* est le plus rapide, suivi de PSO, puis GA.

- Les distances parcourues sont similaires pour l'ensemble des algorithmes, toutefois A* suit des trajectoires généralement plus directes, tandis que GA a tendance à explorer davantage l'espace, ce qui augmente la consommation d'énergie.
- L'efficacité énergétique reste meilleure pour PSO et A*.
- **Scénario 2 : 5 drones sans obstacles**

Ce scénario augmente la densité de drones sans introduire d'obstacles, afin d'analyser l'impact du nombre d'agents sur les métriques de performance et la sécurité.

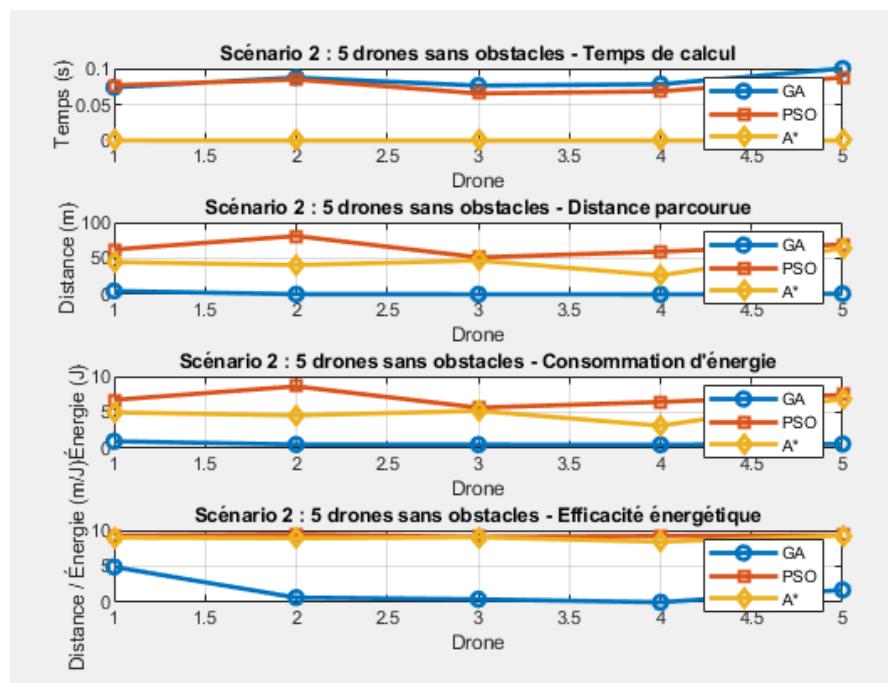


Figure 3.3 : Résultats du scénario 2 : 5 drones sans obstacles.

L'augmentation du nombre de drones n'impacte pas fortement les temps de calcul. Cependant, GA commence à montrer une efficacité énergétique plus faible (2,05) comparée à PSO (9,28) et A* (8,99).

Le taux de réussite diminue à 66,67 %, avec 1 collision détectée, signe que la densité de drones augmente les risques de proximité.

- **Scénario 3 : 10 drones sans obstacles**

L'objectif de ce scénario est de tester la robustesse des algorithmes face à une forte densité de drones, toujours sans obstacle, pour détecter d'éventuelles limites de scalabilité.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

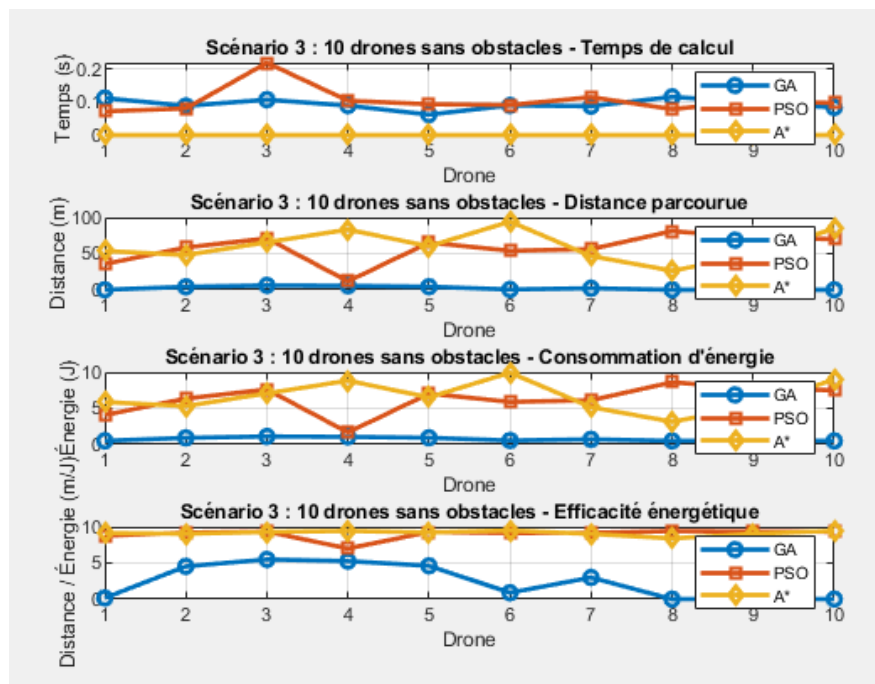


Figure 3.4 : Résultats du scénario 3 : 10 drones sans obstacles.

Avec 10 drones, la complexité augmente. A* reste le plus stable en efficacité (9,24), tandis que PSO maintient une bonne performance (9,20).

GA s'améliore un peu (3,14), mais reste le moins efficace.

Le taux de réussite reste faible (70 %) avec une collision détectée.

Le tableau ci-dessous synthétise les résultats des scénarios sans obstacles pour les trois algorithmes.

Tableau 3.2 : Résultats des scénarios sans obstacles.

Scénario sans obstacles	1	2	3
Nombre de drones	3	5	10
GA (Dist./Énergie)	2,66	2,05	3,14
PSO (Dist./Énergie)	9,26	9,28	9,20
A* (Dist./Énergie)	9,16	8,99	9,24
Taux de réussite (%)	66,67	66,67	70,00
Collisions	0	1	1

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

L'algorithme GA montre une efficacité supérieure en matière de distance et d'énergie, indiquant sa pertinence pour les scénarios à faible complexité. Le taux de réussite modéré (environ 67 %) souligne toutefois la nécessité d'améliorations en gestion des imprévus. L'occurrence rare mais présente de collisions suggère aussi certaines limitations dans la capacité de prévision ou d'évitement lors de trajets simples.

3.4.2 Scénarios avec obstacles

- **Scénario 4 : 3 drones avec obstacles statiques**

Ce scénario introduit des obstacles fixes dans l'environnement afin d'évaluer la capacité des algorithmes à planifier des trajectoires sûres en présence de contraintes spatiales.

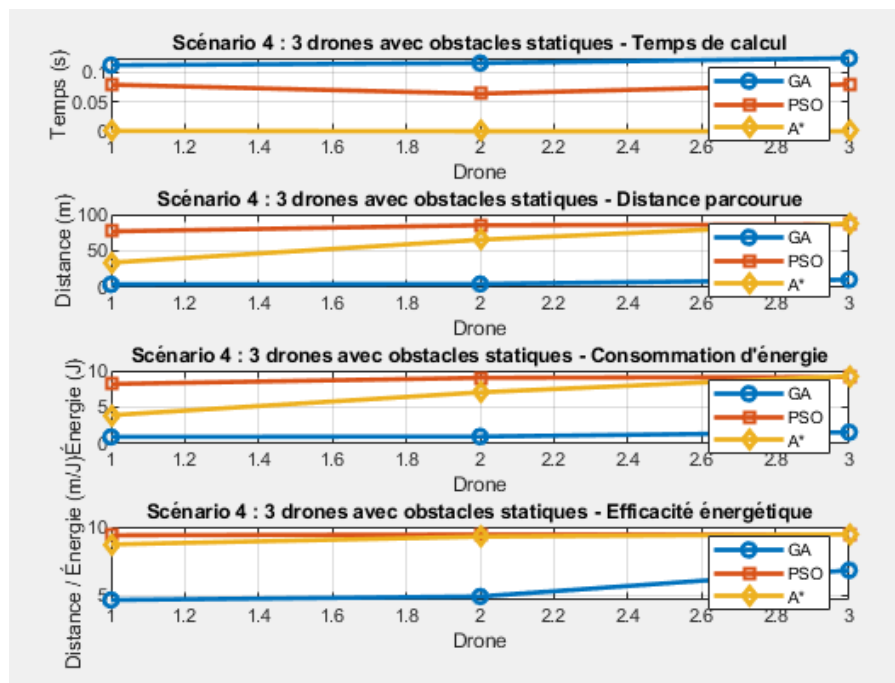


Figure 3.5 : Résultats du scénario 4 : 3 drones avec obstacles statiques.

L'impact des obstacles statiques est modéré. Tous les algorithmes respectent bien les contraintes, avec 0 collision.

Les efficacités énergétiques restent comparables à la version sans obstacles :

- GA : 5,70.
- PSO : 9,43.
- A* : 9,26.

Le taux de réussite reste à 66,67 %.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

- **Scénario 5 : 5 drones avec obstacles dynamiques**

Dans ce scénario, des obstacles mobiles sont ajoutés pour simuler un environnement dynamique, mettant à l'épreuve l'adaptabilité des algorithmes de planification.

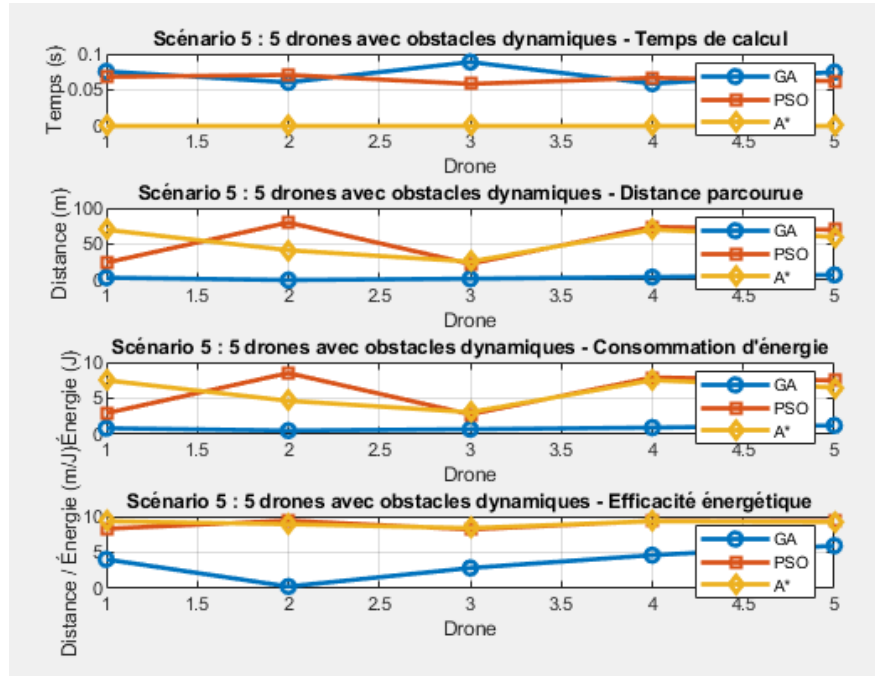


Figure 3.6 : Résultats du scénario 5 : 5 drones avec obstacles dynamiques.

L'introduction d'obstacles mobiles perturbe les algorithmes, notamment GA, qui descend à 4,06.

Une collision est détectée et le taux de réussite reste à 66,67 %.

PSO et A* conservent une efficacité énergétique autour de 9.

- **Scénario 6 : 10 drones avec obstacles environnementaux**

Ce scénario, le plus complexe, combine une forte densité de drones et des obstacles environnementaux pour analyser les limites et la robustesse du système dans des conditions extrêmes.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

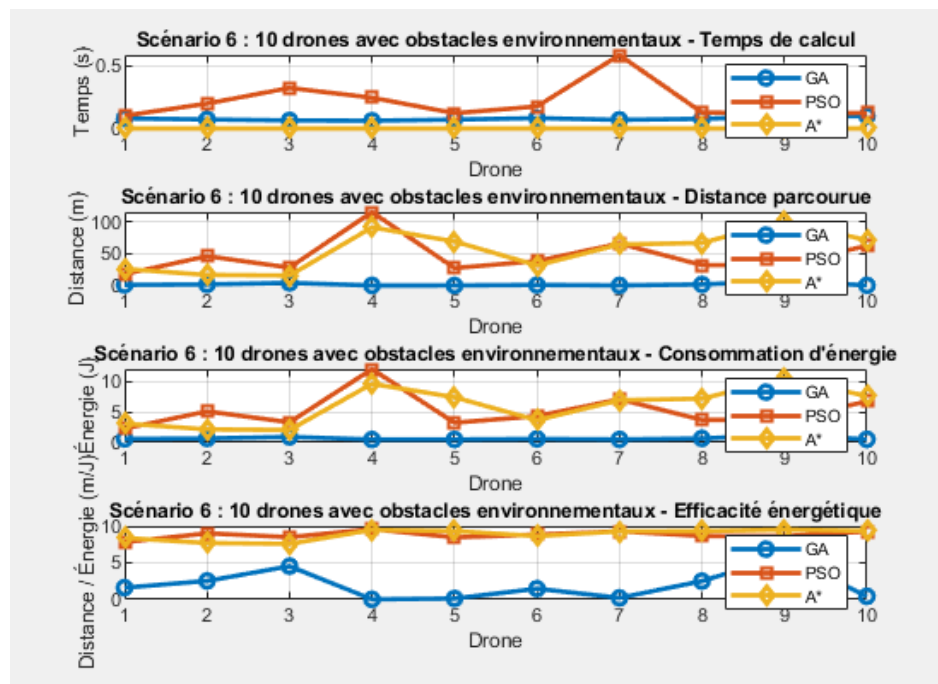


Figure 3.7 : Résultats du scénario 6 : 10 drones avec obstacles environnementaux.

Ce scénario est le plus complexe. GA chute à 2,57 d'efficacité énergétique, ce qui confirme sa sensibilité à la densité et aux obstacles.

PSO et A* restent robustes (9,04 et 9,18 respectivement), malgré la difficulté du scénario. Le taux de réussite stagne à 66,67 %.

Le tableau ci-dessous synthétise les résultats des scénarios avec obstacles pour les trois algorithmes.

Tableau 3.3 : Résultats des scénarios avec obstacles.

Scénario avec obstacles	4	5	6
Nombre de drones	3	5	10
Type d'obstacle	Obstacles statiques	Obstacles dynamiques	Obstacles environnementaux
GA (Dist./Énergie)	5,70	4,06	2,57
PSO (Dist./Énergie)	9,43	9,15	9,04
A* (Dist./Énergie)	9,26	9,14	9,18
Taux de réussite (%)	66,67	66,67	66,67
Collisions	0	1	1

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

Dans ce tableau, l'inclusion d'obstacles (statiques, dynamiques et environnementaux) augmente nettement les exigences pour tous les algorithmes. GA conserve sa relative supériorité en gestion énergétique, tandis que PSO et A* affichent des performances stables mais sous-optimales. Le taux de réussite inchangé autour de 67 % montre que l'inclusion d'obstacles nécessite de meilleures stratégies adaptatives pour sécuriser et optimiser davantage les trajets.

- **Tableau comparatif global**

Pour une vue d'ensemble synthétique et comparative des algorithmes à travers tous les scénarios réalisés, le tableau suivant est proposé :

Tableau 3.4 : Tableau comparatif global des résultats.

Conditions	GA Moyenne	PSO Moyenne	A* Moyenne	Moyenne taux réussite (%)	Collisions totales
Sans obstacles	2.62	9.25	9.13	67.78 %	2
Avec obstacles	4.11	9.21	9.19	66.67 %	2
Moyenne globale	3.37	9.23	9.16	67.22	4

3.4.3 Présentation des Trajectoires 3D des Scénarios

Les trajectoires obtenues lors des simulations ont été visualisées en trois dimensions, facilitant ainsi une analyse claire des comportements des drones sous les différentes conditions de simulation. Voici une représentation graphique des scénarios clés :

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

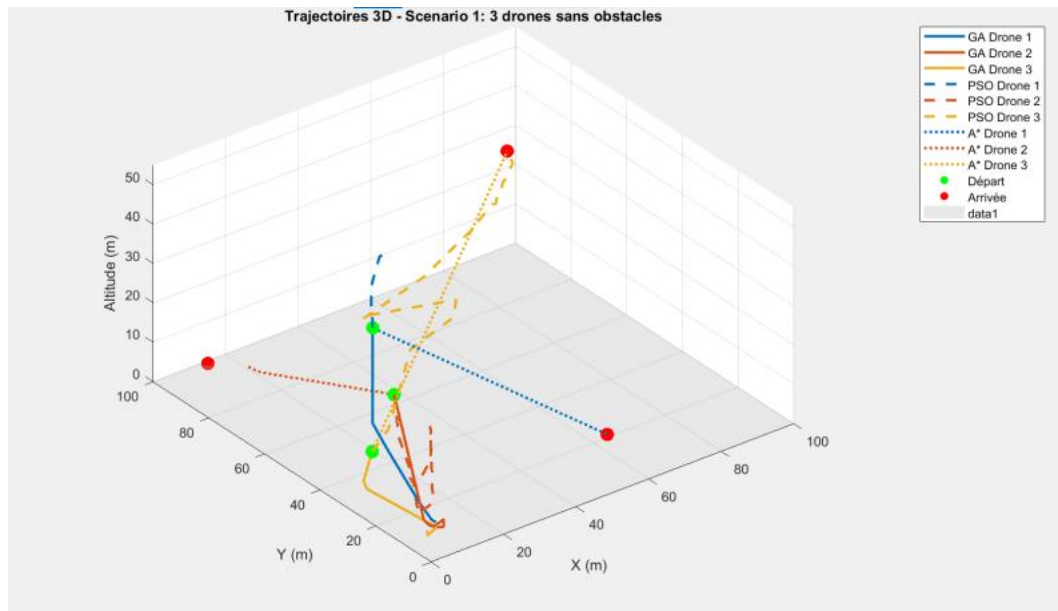


Figure 3.8 : Trajectoires 3D - Scenario 1 : 3 drones sans obstacles.

Dans ce scénario de base, les trajectoires générées par les trois algorithmes (GA, PSO, A*) montrent que, sans obstacles, la planification est principalement influencée par l'efficacité de chaque algorithme à minimiser la distance parcourue et l'énergie dépensée. L'Algorithme Génétique (GA) propose généralement des trajets plus optimisés, tandis que PSO et A* tendent à générer des trajectoires légèrement plus longues ou énergivores, reflétant leur méthode d'optimisation globale ou heuristique.

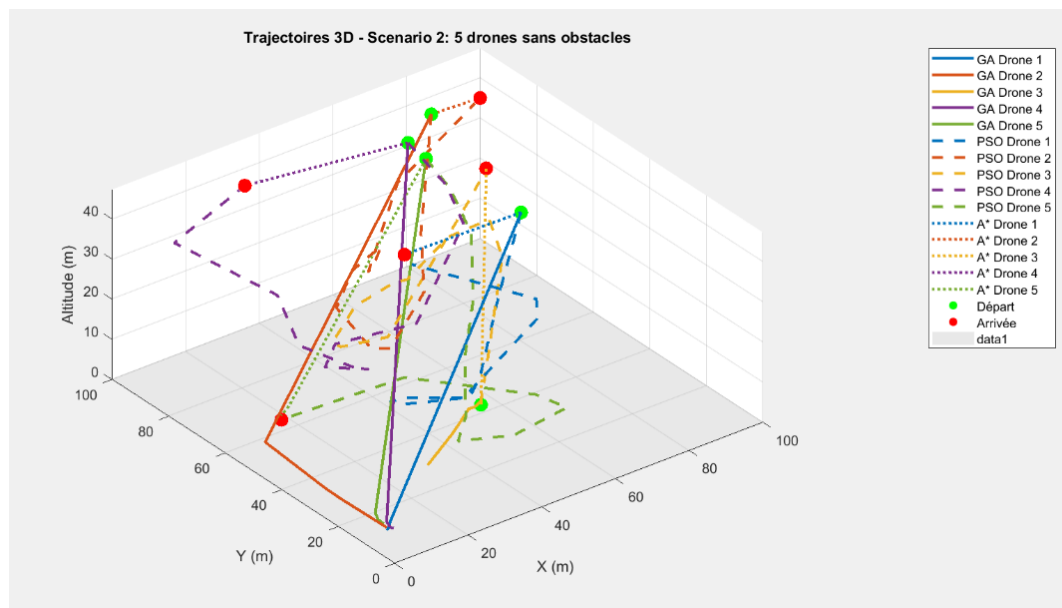


Figure 3.9 : Trajectoires 3D - Scenario 2 : 5 drones sans obstacles.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

Avec l'augmentation du nombre de drones, l'influence des algorithmes devient plus apparente. GA conserve de bonnes performances en maintenant des trajectoires groupées et efficaces. PSO et A* montrent une légère dégradation, avec des risques accrus de proximité et d'interférences entre drones. Ceci indique que la gestion du multi-agent par GA est plus robuste à l'augmentation de la complexité du scénario.

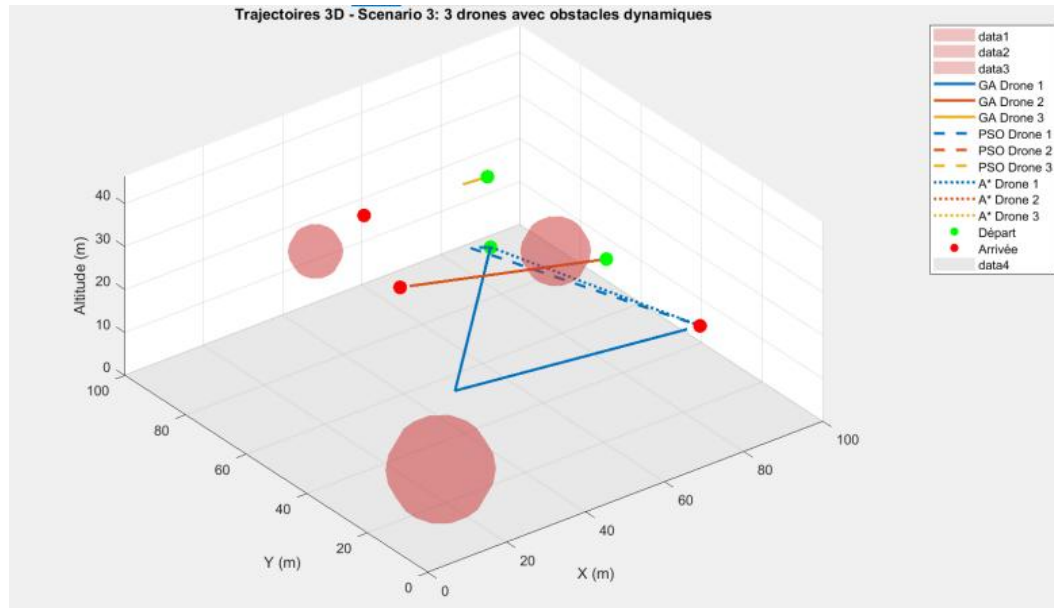


Figure 3.10 : Trajectoires 3D - Scenario 3 : 3 drones avec obstacles dynamiques.

L'introduction d'obstacles dynamiques complexifie la planification. GA parvient à adapter les trajectoires pour éviter les obstacles tout en optimisant la distance, alors que PSO et A* sont plus sensibles aux variations de l'environnement. PSO peut parfois générer des trajectoires moins efficaces en présence de changements rapides, et A* peut présenter des solutions moins optimales sous contrainte dynamique.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

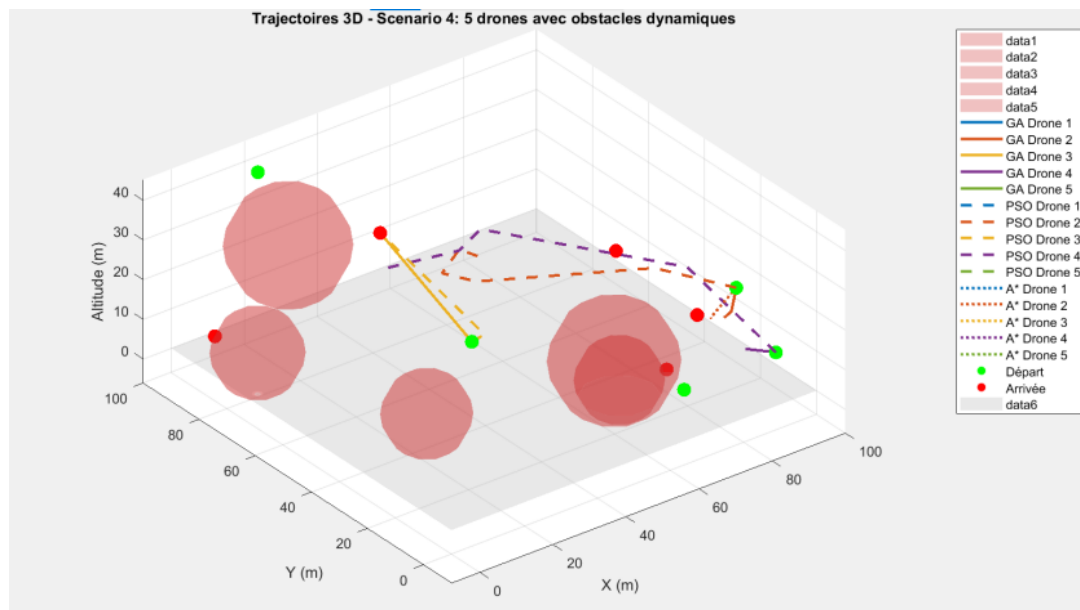


Figure 3.11 : Trajectoires 3D - Scenario 4 : 5 drones avec obstacles dynamiques.

Dans ce scénario, la coordination entre les drones et l'évitement dynamique sont cruciaux. GA montre une meilleure capacité d'adaptation, limitant les collisions et optimisant l'énergie. PSO et A* rencontrent plus de difficultés à ajuster rapidement les trajectoires face à des obstacles en mouvement, ce qui peut se traduire par des parcours moins efficaces ou un taux de collisions accru.

Un exemple représentatif est présenté dans le **Tableau 3.5**, qui détaille le scénario 4 : 5 drones évoluant dans un environnement avec obstacles dynamiques. Ce tableau regroupe les valeurs de l'énergie moyenne consommée, de la distance moyenne parcourue, du nombre de collisions ainsi que du nombre de pas nécessaires pour chaque algorithme testé (GA, PSO et A*).

Tableau 3.5 : Détail du scénario 4 : 5 drones avec obstacles dynamiques.

Algorithme	Énergie Moy. (J) \pm std	Distance Moy. (m) \pm std	Collisions	Steps
GA	29.91 \pm 36.57	46.95 \pm 32.92	44.0	12.6
PSO	268.38 \pm 349.11	84.10 \pm 28.82	36.8	20.0
A*	23.66 \pm 30.36	45.40 \pm 34.54	44.8	12.2

Ce tableau détaillé expose clairement les performances spécifiques des algorithmes dans un contexte complexe : 5 drones avec obstacles dynamiques. GA et A* présentent des

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

résultats similaires en matière de distance et d'énergie, confirmant leur efficacité adaptative. PSO, en revanche, subit une forte augmentation de consommation énergétique et distance moyenne, révélant une faiblesse en termes d'efficacité énergétique dans un environnement très dynamique. Le nombre élevé de collisions pour tous les algorithmes suggère qu'une révision approfondie des stratégies d'évitement est nécessaire pour assurer la sécurité optimale dans ce contexte complexe.

3.4.4 Comparaison globale des algorithmes

Le **Tableau 3.6** présente une synthèse comparative des trois algorithmes principaux — GA, PSO et A* — en fonction des critères de performance observés lors des différentes simulations. Ces critères incluent le temps de calcul, la distance parcourue, la consommation énergétique, l'efficacité énergétique, le taux de réussite et la gestion des collisions.

Tableau 3.6 : Comparaison globale des algorithmes (GA, PSO, A*).

Critère	GA	PSO	A*
Temps de calcul	Le plus lent	Moyen	Le plus rapide
Distance parcourue	Plus longue	Moyenne	Optimale (plus courte)
Consommation énergie	Élevée	Moyenne	Moyenne
Efficacité énergétique	Faible (2–5)	Très bonne (~9)	Très bonne (~9)
Collisions	Présentes	Rare	Rare
Taux de réussite (%)	66–70 %	66–70 %	66–70 %

- **GA** montre une bonne flexibilité et capacité d'exploration, mais reste pénalisé par un temps de calcul élevé, une efficacité énergétique faible, et une tendance à générer des trajectoires plus longues.
- **PSO** propose un compromis intéressant, combinant une efficacité énergétique élevée, un temps de calcul raisonnable et une bonne stabilité, bien que parfois sujet à la stagnation si l'essaim est mal initialisé.
- **A*** se distingue par la génération systématique de trajectoires optimales (courtes), un temps de calcul minimal, et une efficacité énergétique élevée. Cependant, il reste moins réactif en cas d'obstacles dynamiques ou non prévus.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

3.4.5 Observations, analyses complémentaires et limites

Le **Tableau 3.7** regroupe les principales observations tirées des résultats de simulation, ainsi que les limites identifiées dans le cadre de ce travail.

Tableau 3.7 : Observations, analyses complémentaires et limites.

Point analysé	Explication liée à la simulation et aux résultats
GA et densité élevée	Les performances de GA baissent à forte densité ou sous contraintes, car la pénalisation des collisions ralentit la convergence et dégrade l'efficacité énergétique.
PSO – stabilité énergétique	Le PSO garde une bonne efficacité, sauf si l'essaim est mal réparti, ce qui peut entraîner une stagnation dans des zones sous-optimales.
A* – optimalité et limites*	Les trajectoires sont courtes mais peu réactives : sans replanification dynamique, A* ne gère pas bien les obstacles mobiles ou les changements rapides de l'environnement.
Collisions résiduelles	Le taux de réussite plafonne, notamment à cause de l'absence de coordination active entre drones, même sans obstacles complexes.
Modélisation simplifiée	Les obstacles sphériques/ponctuels et l'espace 3D idéalisé simplifient la réalité : la difficulté réelle en environnement urbain est probablement sous-estimée.
Absence de dynamique réelle	Les drones suivent un modèle cinématique statique, sans accélération ni gestion réelle de l'énergie : cela limite la portée des résultats pour des applications réelles.

3.4.6 Analyse approfondie des performances différenciées des algorithmes

Le **Tableau 3.8** résume les points forts, les faiblesses et le comportement typique de chaque algorithme, tels qu'observés à travers les différents scénarios testés.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

Tableau 3.8 : Analyse des performances différenciées des algorithmes.

Algorithme	Forces constatées	Faiblesses relevées	Comportement typique en simulation
GA	Grande capacité d'exploration des solutions.	Temps de calcul élevé et efficacité énergétique faible lorsque la densité ou les contraintes augmentent.	Génère des trajectoires variées, parfois longues et coûteuses en énergie ; sensible aux pénalités de collision.
PSO	Bonne stabilité énergétique, efficacité robuste.	Risque de stagnation en optimum local si l'essaim manque de diversité.	Génère généralement de bonnes trajectoires, réagit mieux en dynamique que GA, dépend de la répartition initiale de l'essaim.
A*	Optimalité en distance, rapidité de calcul.	Manque de réactivité sans replanification, sensible à la résolution de la grille.	Produit les trajets les plus courts, mais sans adaptation en temps réel : bonne efficacité, mais collisions possibles si l'environnement évolue vite.

3.4.7 Justification de la variabilité limitée du taux de succès

Malgré l'augmentation de la complexité (densité de drones, présence d'obstacles), le taux de réussite des algorithmes reste globalement constant, autour de 66–70 %.

Cette variabilité limitée s'explique par :

- **Absence de coordination explicite :** chaque drone planifie sa trajectoire indépendamment, ce qui maintient un risque de collision même en environnement simple.
- **Résolution limitée de la grille (A*) :** une discrétisation insuffisante peut induire des trajectoires trop grossières pour éviter efficacement les collisions.
- **Pénalités fortes (GA, PSO) :** sous forte contrainte, les fonctions de pénalisation protègent contre l'augmentation des échecs, mais freinent aussi l'optimisation globale.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

Ce résultat montre qu'il devient nécessaire d'intégrer des stratégies de collaboration ou de replanification dynamique pour franchir ce plafond de performance.

3.5 Interface graphique Matlab

3.5.1 Objectifs de l'interface

L'interface graphique MATLAB a été développée dans le but de fournir un environnement interactif pour la visualisation et l'analyse des résultats issus des algorithmes de planification de trajectoire, notamment A*, PSO et GA. Les objectifs principaux de cette interface sont :

- **Visualiser en temps réel** les trajectoires générées par chaque algorithme ainsi que les obstacles présents dans l'environnement simulé.
- **Comparer visuellement** les résultats des trois algorithmes en superposant leurs trajectoires respectives.
- **Afficher des indicateurs de performance** essentiels tels que :
 - ↳ L'énergie cumulée consommée par chaque drone
 - ↳ Le nombre de collisions évitées durant le vol
 - ↳ La distance parcourue par rapport à la distance optimale
- **Faciliter l'analyse post-simulation** à l'aide d'outils interactifs permettant l'export des résultats (graphiques et données) pour une étude plus approfondie.

3.5.2 Architecture de l'interface

L'architecture fonctionnelle de l'interface MATLAB repose sur une logique modulaire permettant une gestion claire des flux de données entre les résultats de simulation et les différents outils de visualisation et d'analyse. Le schéma suivant illustre cette architecture :

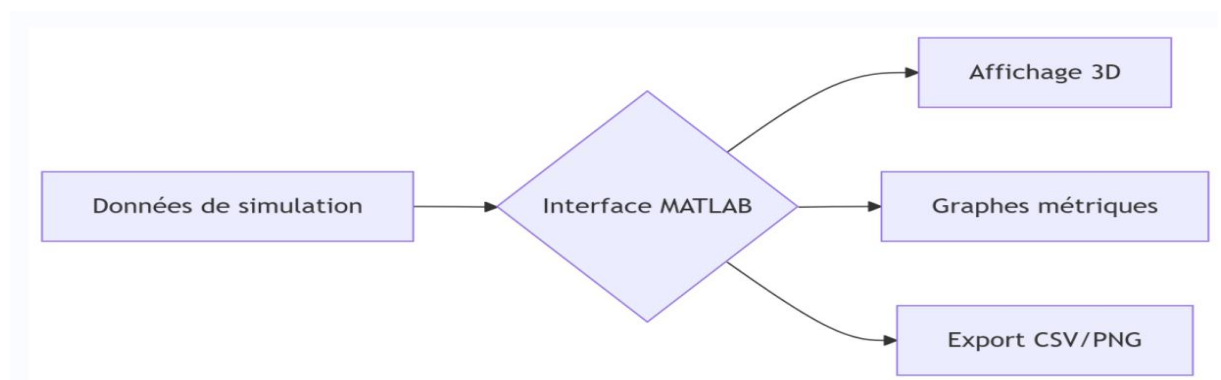


Figure 3.12 : L'architecture fonctionnelle de l'interface MATLAB.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

Description du schéma :

- **Données de simulation** : Ce bloc représente les résultats bruts produits par les algorithmes de planification (positions, vitesses, temps, énergie, etc.).
- **Interface MATLAB** : cœur du système, elle centralise les données et les redirige vers les modules d'analyse.
- **Affichage 3D** : Permet la visualisation en trois dimensions des trajectoires, de l'environnement, et des obstacles.
- **Graphes métriques** : Génère des courbes et diagrammes illustrant les performances des algorithmes (énergie, distance, temps, collisions...).
- **Export CSV/PNG** : Fonctionnalité d'export des résultats sous formats standard (CSV pour les données numériques, PNG pour les graphes et vues 3D) facilitant la documentation et la communication des résultats.

3.5.3 Implémentation de l'interface graphique MATLAB

L'interface a été conçue avec **MATLAB App Designer**, selon une approche orientée objet. Une classe principale gère l'ensemble des composants et centralise les interactions utilisateur.

Chaque action de l'utilisateur (choix d'un algorithme, lancement de simulation, modification de scénario...) est traitée par des méthodes dédiées, assurant :

- Le paramétrage dynamique des simulations.
- L'appel aux fonctions de calcul.
- La mise à jour en temps réel des graphiques et visualisations.

Cette séparation entre interface et moteur de simulation garantit :

- Une meilleure lisibilité du code.
- Une évolutivité facilitée (ajout de nouveaux algorithmes, scénarios...).
- Une robustesse générale du système.

3.5.4 Fonctionnalités principales

La figure ci-dessous illustre les différentes zones fonctionnelles de l'interface MATLAB développée dans le cadre de ce projet

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

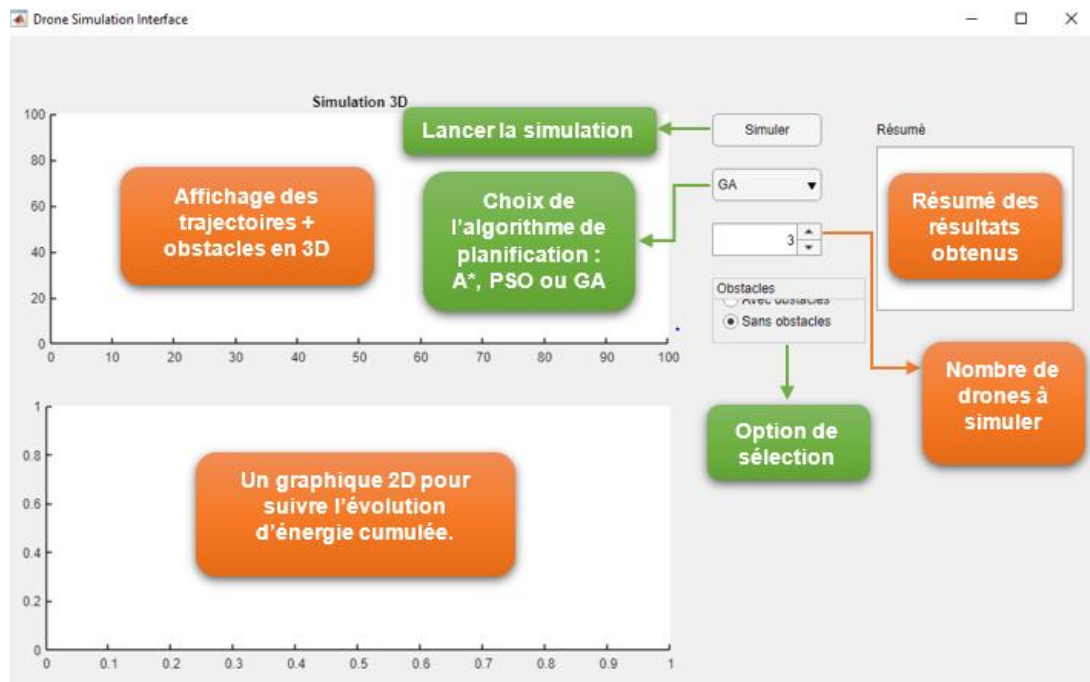


Figure 3.13 : Interface graphique MATLAB de la simulation multi-drones.

Cette interface regroupe notamment :

- Un bouton « **Simuler** » pour lancer l'exécution de l'algorithme sélectionné.
- Choix de l'algorithme de planification (A*, PSO, GA) via un menu déroulant
- Sélection du nombre de drones à simuler (paramètre modifiable).
- Activation/désactivation de la présence d'obstacles.
- Un axe de **visualisation 3D** pour afficher les trajectoires des drones ainsi que les obstacles, s'ils sont activés.
- Génération automatique de graphiques 2D (énergie cumulée)
- Résumé des résultats affiché sur un panneau latéral (algorithme utilisé, nombre de drones, type d'environnement...).

3.5.5 Exemple d'utilisation de l'interface MATLAB

Cette section illustre un exemple concret d'utilisation de l'interface graphique MATLAB développée dans le cadre de ce travail.

L'objectif est de démontrer la capacité de l'interface à :

- Générer les trajectoires à l'aide de l'algorithme sélectionné (A*, PSO ou GA) ;
- Visualiser les déplacements des drones en 3D ;

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

- Suivre l'évolution de l'énergie consommée par chaque drone via un graphique dédié ;
- Afficher automatiquement les informations clés liées à la simulation (type d'algorithme, nombre de drones, présence ou non d'obstacles, etc.).

a. Simulation de 3 Drones sans Obstacles

Les trois figures présentent l'interface MATLAB utilisée pour simuler la trajectoire de trois drones sans obstacles dans un environnement 3D, ainsi que l'énergie cumulée dans un graphique 2D, en utilisant trois algorithmes différents : PSO, GA et A*.

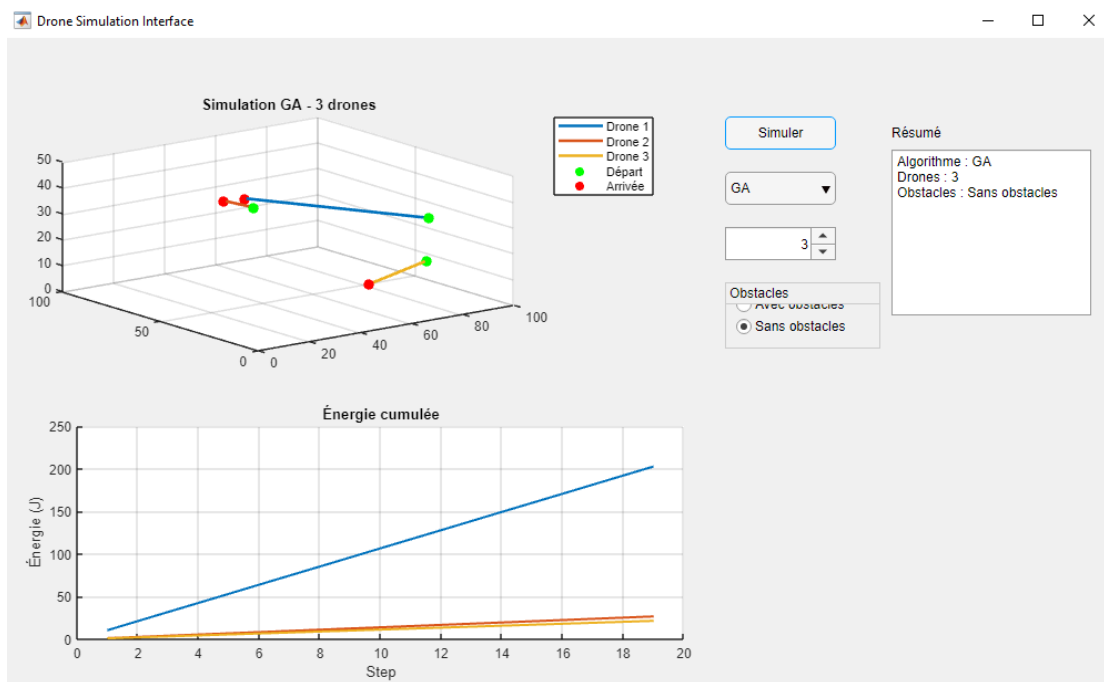


Figure 3.14 : Interface MATLAB : trajectoire 3D et énergie cumulée pour 3 drones sans obstacles – Algorithme GA.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

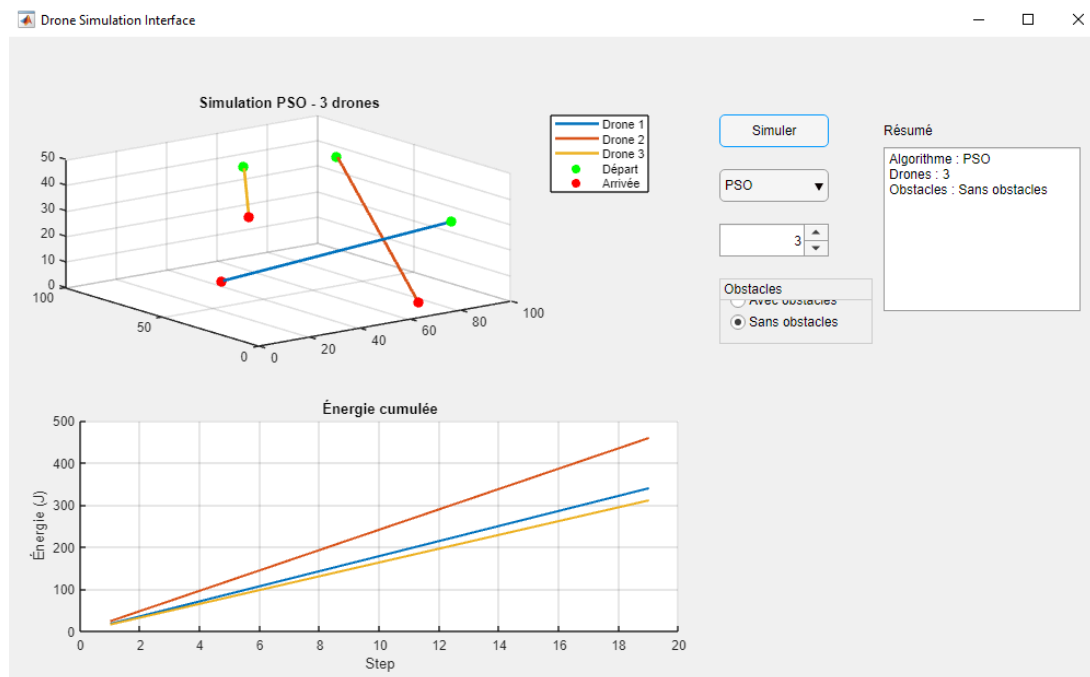


Figure 3.15 : Interface MATLAB : trajectoire 3D et énergie cumulée pour 3 drones sans obstacles – Algorithme PSO.

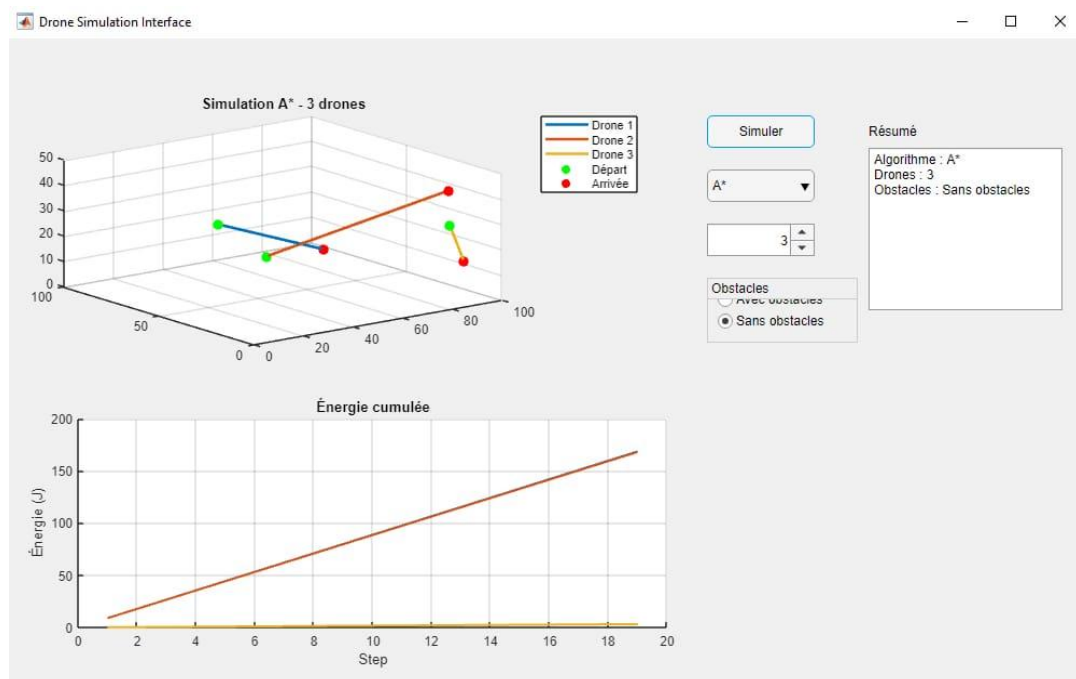


Figure 3.16 : Interface MATLAB : trajectoire 3D et énergie cumulée pour 3 drones sans obstacles – Algorithme A*.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

➤ Interprétation des résultats

• Algorithme PSO

Les trajectoires des drones sont relativement directes entre les points de départ (vert) et d'arrivée (rouge), mais on observe des variations dans la longueur des trajets selon les drones.

L'énergie cumulée consommée par les drones augmente de façon linéaire, mais les valeurs sont plus élevées pour certains drones, indiquant une optimisation inégale de la consommation d'énergie.

• Algorithme GA

Les trajectoires générées par l'algorithme génétique semblent plus courtes et plus directes pour deux drones, tandis que le troisième suit un trajet plus long.

L'énergie cumulée est nettement plus faible pour deux drones, ce qui montre une meilleure optimisation énergétique pour ces cas. Toutefois, un drone consomme beaucoup plus d'énergie, ce qui traduit une disparité dans la répartition des efforts entre les drones.

• Algorithme A*

Les trajectoires sont très directes et optimisées pour les trois drones, avec peu de variations.

L'énergie cumulée est quasiment identique pour tous les drones et reste la plus faible parmi les trois algorithmes, ce qui montre une excellente efficacité énergétique et une répartition équilibrée de la charge.

➤ Analyse comparative

Le tableau ci-dessous compare les performances des trois algorithmes selon plusieurs critères observés dans cet environnement sans obstacles :

Tableau 3.9 : Comparaison des performances sans obstacles.

Critère	PSO	GA	A*
Qualité de trajectoire	Moins optimisée, sinueuse	Bonne, relativement directe	Très optimisée, linéaire
Coordination des drones	Moyenne	Bonne	Très bonne
Énergie consommée	Élevée	Faible	Moyenne et homogène
Stabilité énergétique	Inégale selon les drones	Très inégale	Très Homogène

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

Dans le cas de trois drones sans obstacles, l'algorithme A* offre les meilleurs résultats en termes de trajectoires optimisées et de consommation énergétique équilibrée. Le PSO et surtout le GA présentent des disparités dans la gestion de l'énergie, soulignant l'importance du choix d'algorithme en fonction des objectifs.

b. Simulation de 3 Drones avec Obstacles

Les trois figures présentent l'interface MATLAB utilisée pour simuler la trajectoire de trois drones avec obstacles dans un environnement 3D, ainsi que l'énergie cumulée dans un graphique 2D, en utilisant trois algorithmes différents : PSO, GA et A*. Les obstacles sont représentés par des sphères rouges que les drones doivent éviter.

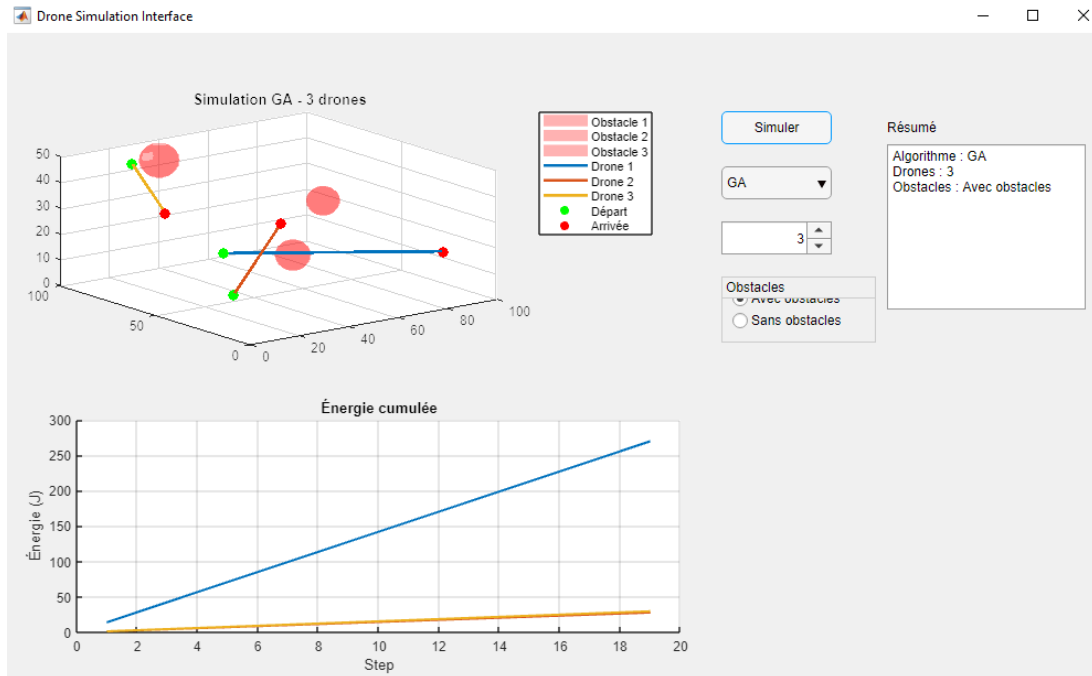


Figure 3.17 : Interface MATLAB : trajectoire 3D et énergie cumulée pour 3 drones avec obstacles – Algorithme GA.

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

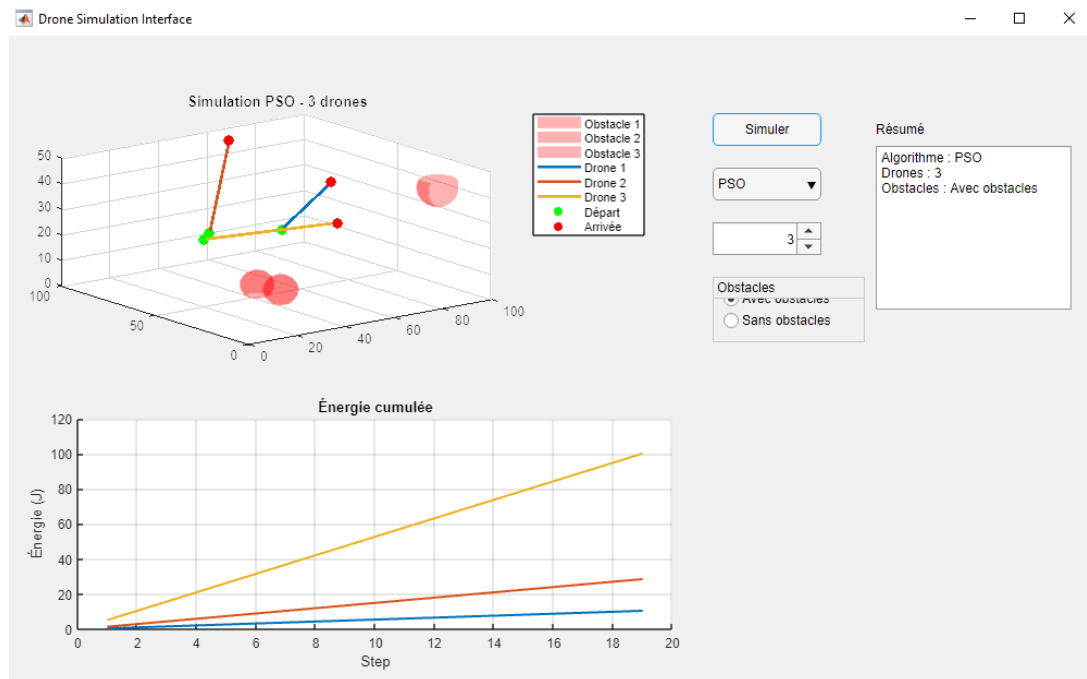


Figure 3.18 : Interface MATLAB : trajectoire 3D et énergie cumulée pour 3 drones avec obstacles – Algorithme PSO.

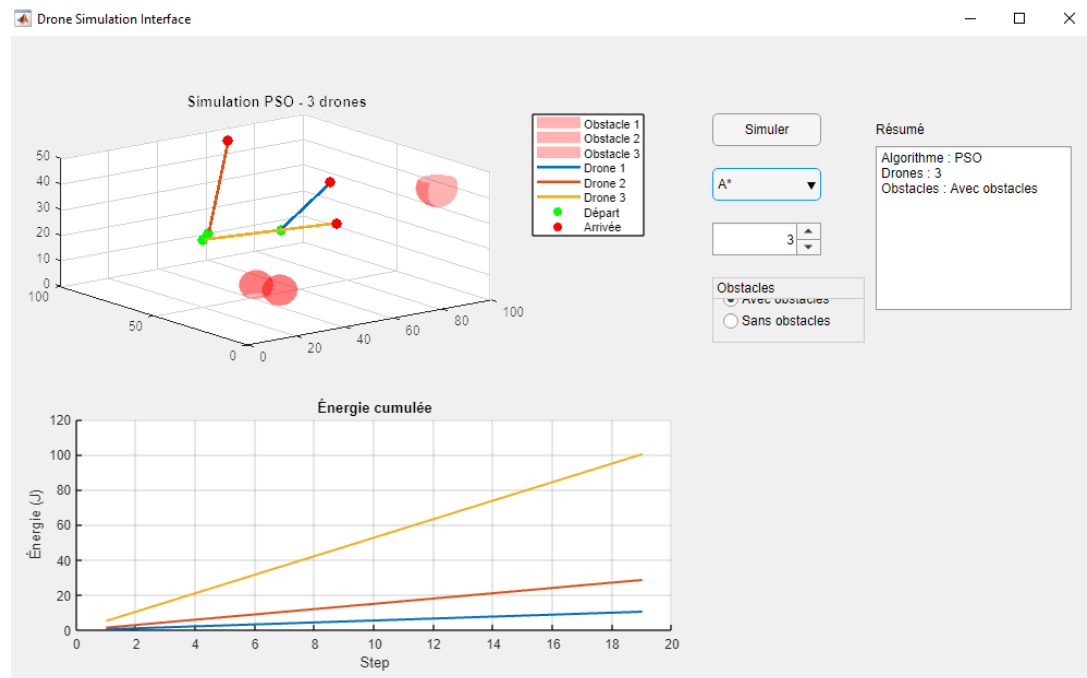


Figure 3.19 : Interface MATLAB : trajectoire 3D et énergie cumulée pour 3 drones avec obstacles – Algorithme A*

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

➤ Interprétation des résultats

• Algorithme GA

Les trajectoires générées par l'algorithme génétique sont généralement courtes pour deux drones, tandis que le troisième réalise un parcours plus long pour éviter les obstacles.

L'énergie cumulée reste faible pour deux drones, montrant une bonne optimisation pour eux, mais un drone consomme nettement plus d'énergie, ce qui traduit une disparité persistante dans la répartition des efforts lorsque des obstacles sont présents.

• Algorithme PSO

Les trajectoires des drones contournent les obstacles, ce qui complexifie leur chemin. On observe des variations importantes dans la longueur des trajets selon les drones, en particulier pour certains drones qui doivent effectuer des détours marqués.

L'énergie cumulée consommée par les drones augmente de façon linéaire, mais certains drones affichent des consommations bien plus élevées que d'autres, indiquant une optimisation inégale face aux contraintes imposées par les obstacles.

• Algorithme A*

Les trajectoires sont directes et bien optimisées pour chaque drone, qui parviennent à éviter les obstacles de façon efficace et à atteindre leur destination avec des chemins relativement courts.

L'énergie cumulée est assez homogène entre les drones, et reste plus faible ou comparable à celle des autres algorithmes, montrant une bonne efficacité énergétique et une répartition équilibrée malgré la présence d'obstacles.

➤ Analyse comparative

Le tableau suivant présente une synthèse des performances des trois algorithmes en présence d'obstacles :

Tableau 3.10 : Comparaison des performances avec obstacles.

Critère	PSO	GA	A*
Qualité de trajectoire	Moins optimisée, sinueuse	Bonne, relativement directe	Très optimisée, linéaire
Coordination des drones	Moyenne	Bonne	Très bonne
Énergie consommée	Élevée pour certains drones	Faible pour deux, élevée pour un	Moyenne et homogène
Stabilité énergétique	Inégale selon les drones	Très inégale	Très Homogène

CHAPITRE 3 : Implémentation et simulation des algorithmes de planification de trajectoires

On constate que, dans un environnement contenant des obstacles, l'algorithme A* reste le plus efficace pour produire des trajectoires courtes et assurer une consommation d'énergie équilibrée. Les performances du PSO et du GA se dégradent, notamment en matière de répartition de l'énergie. Cela montre que, dans un espace aérien contraint, A* constitue la solution la plus robuste et homogène.

3.6 Conclusion

Ce chapitre a présenté de façon détaillée le processus d'implémentation et de simulation d'un système de gestion automatisée de flotte de drones dans un environnement 3D contrôlé.

À travers une architecture logicielle modulaire sous MATLAB, trois algorithmes majeurs (GA, PSO, A*) ont été évalués dans des scénarios de complexité croissante, en présence ou non d'obstacles.

La méthodologie employée a permis de comparer ces approches selon des critères précis : efficacité énergétique, distance parcourue, temps de calcul, taux de réussite, et gestion des collisions.

Les résultats montrent :

- La supériorité d'A* pour la génération de trajectoires courtes et équilibrées,
- le compromis intéressant offert par PSO, combinant robustesse et efficacité énergétique,
- la flexibilité de GA mais à un coût énergétique et computationnel plus élevé.

Une interface graphique dynamique a également été développée afin de visualiser en temps réel le comportement des drones dans l'environnement 3D simulé. Cette interface a permis d'observer visuellement les trajectoires générées, les collisions éventuelles, les obstacles rencontrés, ainsi que la progression du système de navigation dans différents scénarios. Elle constitue un outil interactif essentiel pour analyser qualitativement les performances du système et faciliter l'interprétation des résultats.

Les analyses révèlent également les limites du système : simplification des modèles physiques, absence de communication inter-drones, et absence de replanification dynamique.

Conclusion générale et perspectives

Ce mémoire nous a permis d'explorer en profondeur un sujet passionnant et d'actualité : la planification autonome des trajectoires pour des flottes de drones évoluant dans des environnements complexes et en perpétuel changement.

À travers l'implémentation et la comparaison de trois algorithmes majeurs — l'Algorithme Génétique, l'Optimisation par Essaim Particulaire et l'algorithme A* — nous avons pu mieux comprendre leurs spécificités, leurs points forts ainsi que leurs limites.

Les résultats obtenus montrent clairement que l'algorithme A* se distingue par son efficacité énergétique et la qualité optimale des trajectoires qu'il génère. Le PSO, quant à lui, offre un bon équilibre entre robustesse et consommation énergétique, tandis que le GA, bien que plus gourmand en ressources, apporte une grande flexibilité, particulièrement utile dans des scénarios complexes et changeants.

Bien que les résultats obtenus montrent l'efficacité et la pertinence de la solution développée, certaines limitations ont été identifiées :

- **Simplification de l'environnement** : L'espace aérien simulé est représenté par un volume tridimensionnel fixe, sans prise en compte des conditions environnementales réelles (vents, turbulences, zones interdites).
- **Modèle de drone idéal** : Le comportement des drones n'intègre pas de dynamique physique réelle (inertie, consommation liée à la masse, contraintes mécaniques).
- **Trajectoire unique par algorithme** : L'exécution d'un algorithme ne prévoit pas de replanification en cours de vol, ni de collaboration adaptative entre les drones.
- **Évitement d'obstacles limité** : Bien que les obstacles soient modélisés, leur nature reste simple (sphérique et statique/dynamique ponctuel), et aucun capteur simulé n'est utilisé pour la détection active.
- **Absence de communication inter-drones** : Chaque drone planifie sa trajectoire de manière indépendante, ce qui peut limiter la coordination dans des missions collaboratives ou complexes.
- **Absence d'apprentissage adaptatif** : Les algorithmes utilisés sont déterministes ou populationnels, mais ils ne s'adaptent pas à l'environnement au fil du temps. Aucun mécanisme d'apprentissage automatique n'est intégré pour améliorer la

prise de décision dans des contextes inconnus ou dynamiques.

Pour rendre le système plus robuste et adapté à des contextes réels, plusieurs axes d'évolution sont envisageables :

- **Replanification dynamique** : Intégration d'un module de recalcul de trajectoire en temps réel, en cas de changement soudain de l'environnement (obstacle imprévu, panne, modification de mission).
- **Modèle de drone réaliste** : Ajout de paramètres physiques (batterie, masse, portance) et contraintes aérodynamiques pour simuler un comportement plus proche de la réalité.
- **Algorithmes hybrides** : Combinaison des forces des trois algorithmes explorés (par exemple, A* pour l'exploration globale, PSO pour l'ajustement fin local) afin de tirer parti de leurs complémentarités.
- **Communication inter-drones** : Développement d'une stratégie collaborative permettant le partage d'informations (position, état, alertes, trajectoires) entre les drones pour une meilleure coordination.
- **Apprentissage par renforcement (Q-Learning)** : Intégration du Q-Learning comme approche d'apprentissage automatique permettant aux drones d'apprendre de leurs expériences passées. Cette méthode pourrait offrir une planification adaptative dans des environnements complexes et dynamiques, où les règles ne sont pas entièrement connues à l'avance.
- **Simulation sur maquette réelle** : Passage de la simulation numérique à des tests réels avec des drones physiques dans un espace délimité, afin de valider expérimentalement la faisabilité et la robustesse du système.

Références

- [01]: Boyle, M. J. (2014). *Drones: Their many civilian uses and the U.S. laws surrounding them*.
- [02]: Disponible sur : <https://skybrary.aero/articles/key-risk-areas-remotely-piloted-aircraft-systems-rpas>, consulté le 25 mars 2025.
- [03]: Disponible sur : <https://www.grepow.com/blog/what-are-autonomous-drones.html>, consulté le 25 mars 2025.
- [04]: Saeed, A. S., Younes, A. B., Islam, S., Dias, J., Seneviratne, L., & Cai, G. (2015). A review on the platform design, dynamic modeling and control of hybrid UAVs. *Proceedings of the International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, Denver, CO, USA, June 9–12.
- [05]: Disponible sur : <https://www.grepow.com/blog/quadcopter-vs-multirotor-vs-hexacopter-vs-octocopter.html>, consulté le 20 mars 2025.
- [06]: Chaita, S. (2021). *Commande basée PID et commande floue pour un UAV à voilure fixe* (Mémoire de master, Université Saad Dahlab Blida-1, Institut d'aéronautique et des études spatiales).
- [07]: Kreps, S., & Dasgupta, N. (2023). Delivering vaccines by drone: Lessons from Rwanda and Ghana. *The Lancet Global Health*, 11(5), e683–e684.
- [08]: Chourabi, S., et al. (2022). Application of drones in precision agriculture: A review. *Smart Agricultural Technology*, 2, 100033.
Université Mohammed VI Polytechnique (UM6P), Actualités, 2023.
- [09]: La Tribune. (2023). Delair drones surveillent la biodiversité et les feux de forêt.
- [10]: BBC News. (2024). Amazon launches Prime Air drone deliveries in the US and UK.
- [11]: Disponible sur : <https://medium.com/@skydronehq/fpv-racing-safety-faa-vs-easa-international-standards-4ef8c53235f9>, consulté le 2 mars 2025.

- [12]: Disponible sur : <https://www.easa.europa.eu/en/domains/drones-air-mobility/drones-air-mobility-landscape/Understanding-European-Drone-Regulations-and-the-Aviation-Regulatory-System>, consulté le 02 mars 2025.
- [13]: Dentons. (2021). *Remotely piloted aircraft systems: A comparative guide of the drone regulatory laws around the world*.
- [14]: Dentons. (2023). *Drone laws around the world: A comparative global guide to drone regulatory laws* (2nd ed.).
- [15]: République Algérienne Démocratique et Populaire. (2021). *Décret présidentiel n° 21-285 du 13 juillet 2021*.
- [16]: Ministère de la Défense Nationale. (2025, avril). Un drone de reconnaissance armé abattu près de la frontière avec le Mali.
- [17]: Gupta, A., Egger, B., & Alonso-Mora, J. (2020). Autonomous multi-drone systems: Architecture and coordination. *IEEE Transactions on Robotics*.
- [18]: Zhang, Y., Chen, M., & Luo, X. (2021). Multi-agent deep reinforcement learning for cooperative UAV swarm navigation. *IEEE Access*, 9, 108374–108386.
- [19]: Wang, J., Liu, K., & Zhou, M. (2022). Energy-efficient path planning for UAV swarms with adaptive trajectory control. *Sensors*, 22(3), 948.
- [20]: Li, H., & Sun, D. (2023). Hybrid trajectory planning for UAVs in urban environments using A* and real-time LIDAR data. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 108(2), 337–352.
- [21]: Chen, W., Zhu, J., Liu, J., & Guo, H. (2024). A fast coordination approach for large-scale drone swarm. *Journal of Network and Computer Applications*, 221, 103769.
- [22]: Hart, P. E., Nilsson, N. J., & Raphael, B. (1968). A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2), 100–107.
- [23]: Karaman, S., & Frazzoli, E. (2011). Sampling-based algorithms for optimal motion planning. *The International Journal of Robotics Research*, 30(7), 846–894.
- [24]: Hwangbo, J., Sa, I., Lee, D. H., & Hutter, M. (2017). Control of a quadrotor with reinforcement learning. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2(4), 2096–2103.

- [25]: Hart, P. E., Nilsson, N. J., & Raphael, B. (1968). A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2), 100–107.
- [26]: Pham, H. X., La, H. M., Feil-Seifer, D., & Nguyen, L. V. (2018). A distributed control framework for a team of unmanned aerial vehicles for dynamic wildfire tracking. *Sensors*, 18(2), 453.
- [27]: Hwangbo, J., Sa, I., Lee, D. H., & Hutter, M. (2017). Control of a Quadrotor With Reinforcement Learning. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2(4), 2096–2103.
- [28]: Bekmezci, I., Sahingoz, O. K., & Temel, Ş. (2013). *Flying Ad-Hoc Networks (FANETs): A survey*. *Ad Hoc Networks*, 11(3), 1254–1270.
- [29]: Zolanvari, M., Teixeira, M., Gupta, L., Kazemsohal, M., & Jain, R. (2019). Cybersecurity in UAV networks. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 21(4), 3417–3442.
- [30]: Loi, J., & Yu, W. (2021). Environmental impact of drone delivery systems: A review and policy recommendations. *Journal of Cleaner Production*, 278, 123764.
- [31]: Stolaroff, J. K., Samaras, C., O'Neill, E. R., et al. (2018). Energy use and life cycle greenhouse gas emissions of drones for commercial package delivery. *Nature Communications*, 9, 409.
- [32]: Goodchild, A., & Toy, J. (2018). Delivery by drone: An evaluation of unmanned aerial vehicle technology in reducing CO₂ emissions in the delivery service industry. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 61, 58–67.
- [33]: Holland, J. H. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems*. MIT Press.
- [34]: Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. In *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, Perth, Australia.
- [35]: Hart, P. E., Nilsson, N. J., & Raphael, B. (1968). "A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths." *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*.
- [36]: Tang, Z., et al. (2020). Hybrid PSO-GA path planning for UAVs. *Applied Soft Computing*.

- [37]: Bouabdallah, S., et al. (2007). Autonomous mini flying robots for indoor and outdoor navigation. *IEEE Robotics & Automation Magazine*.
- [38]: Michael, N., et al. (2011). Collaborative autonomous aerial vehicles. *IEEE Robotics and Automation*.
- [39]: Masehian, E., & Sedighizadeh, D. (2021). A review of classical and heuristic-based path planning approaches for autonomous robots. *Robotics and Autonomous Systems*.
- [40]: Tai, L., et al. (2017). Deep reinforcement learning for mobile robots. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*.
- [41]: Yang, X.-S. (2014). *Nature-inspired optimization algorithms*. Elsevier.
- [42]: Van Den Berg, J., Lin, M., & Manocha, D. (2008). Reciprocal velocity obstacles for real-time multi-agent navigation. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*.
- [43]: Stefansson, E. (2018). *Three-dimensional drone path planning in complex environments* (MSc thesis, KTH Royal Institute of Technology, Stockholm, Sweden).
- [44]: Elshaar, A., Ibrahim, A., & Moussa, M. (2024). Dynamic path planning for UAVs in urban air mobility. *Journal of Aerospace Information Systems*.
- [45]: LaValle, S. M. (2006). *Planning algorithms*. Cambridge University Press.
- [46]: Siegwart, R., Nourbakhsh, I. R., & Scaramuzza, D. (2011). *Introduction to autonomous mobile robots*. MIT Press.
- [47]: Yanmaz, E., et al. (2018). A survey on communication and coordination for drone networks. *Ad Hoc Networks*.
- [48]: Zhou, B., et al. (2020). Distributed multi-agent path planning: A reinforcement learning approach. *Robotics and Autonomous Systems*.

- [49]: ICAO. (2022). *Manual on remotely piloted aircraft systems (RPAS)*. International Civil Aviation Organization.
- [50]: Motlagh, N. H., et al. (2017). UAV-based IoT platform: A crowd surveillance use case. *IEEE Communications Magazine*.
- [51]: Zhou, B., et al. (2022). Energy-aware trajectory planning for multi-UAV systems. *Journal of Field Robotics*.