

UNIVERSITE DE BLIDA 1

Faculté de Technologie

Département d'Automatique et Électrotechnique

THESE DE DOCTORAT

En Automatique

Développement et application d'un algorithme méta
heuristique générique pour l'optimisation multi-objectifs

Par

Boualem NASRI

Devant le jury composé de :

A. FERDJOUNI	Professeur, U. de Blida 1	Président
Z. BENSLAMA	Professeur, U. de Blida 1	Examineur
A. BENAMMAR	Directeur de recherche au CRTI	Examineur
A. GUESSOUM	Professeur, U. de Blida 1	Rapporteur
L. MOSTEFAI	MCA, U. de Saida	Co-Rapporteur

Soutenu à Blida le 13/06/2023

REMERCIEMENTS

Je remercie Dieu, le tout puissant, pour m'avoir donné, le courage, la patience, la volonté et la force nécessaire, pour affronter toutes les difficultés et les obstacles.

Je tiens à remercier le Professeur Abderrezak Guessoum, mon directeur de thèse pour son suivi, ses recommandations et sa participation active dans le projet. Qu'il trouve ici l'expression de mon respect et ma profonde reconnaissance.

Je tiens à exprimer ma gratitude et ma profonde reconnaissance à mon Co- directeur de thèse Lotfi Mostefai Maître de Conférences (MCA) à l'Université de Saida, pour tous les efforts et les encouragements qu'il a montré tout au long de ce travail.

Je voudrais remercier également M. Akram Adnane, M. Baba Hamed Djamel Eddine M. Nasri Salah pour leurs soutiens qui m'ont permis de mener à bien ce travail.

Que tous les membres du Laboratoire des systèmes Électriques et Télécommande (LSET) trouvent ici ma gratitude pour leur aide, leurs conseils ou tout simplement pour leur amitié, leur gentillesse et leur générosité notamment Pr. Kara, Pr. Ferdjouni, Dr. Abdelhamid Ghoul et Dr. Mohamed Benrabah.

Sur une note plus personnelle, un immense merci à mes parents, je remercie vivement, mes frères, mes sœurs et ma femme pour sa patience, son encouragement et son assistance durant toutes les années consacrées à ce travail sans oublier mes enfants : Hadjer, soheib, Ismail, Abdeladime et Idriss.

Mes remerciements s'adressent au président et aux membres du jury pour avoir accepté de juger ce travail.

Mes vives salutations.

RÉSUMÉ

La thèse présentée se concentre sur l'application des méthodes métaheuristiques dans des systèmes complexes tels que les drones UAV. Elle examine d'abord différentes techniques de détection et de diagnostic des défauts ainsi que le contrôle tolérant aux pannes appliqués sur les systèmes fortement non linéaires. Le travail se concentre sur les systèmes à vol vertical, plus précisément sur le quadrirotor. Nous commençons par un modèle dynamique qui se rapproche le plus possible de la réalité avec des coefficients aérodynamiques ainsi que des modèles de capteurs et actionneurs appropriés. Pour la partie contrôle, de multiples contrôleurs (PI et SMC) sont impliqués dans les boucles internes et externes du quadrirotor afin d'assurer sa stabilité.

Dans la deuxième partie nous avons présenté trois techniques métaheuristiques : optimisation par essaim de particules (PSO), loups gris (GWO) et optimisation de l'équilibre (EO) appliqués sur le quadrirotor afin de concevoir un système de contrôle efficace et robuste. La disparité des gains de contrôleur obtenus lors de l'optimisation, est un signe de la distinction entre les performances atteintes par chaque contrôleur. L'étude proposée examine cette différence à travers un test de robustesse en incluant progressivement un défaut aux actionneurs du quadrirotor. Nous avons observé une dégradation de l'agilité du quadrirotor (stabilisation d'altitude et d'attitude) pour le cas défaillant ; cependant, les trois contrôleurs ont montré des tolérances différentes aux défauts en considérant différentes trajectoires de référence. Les résultats de la simulation montrent que les paramètres optimisés par l'algorithme EO surpassent à la fois l'algorithme PSO et l'algorithme GWO, en particulier pour les cas défavorables considérés.

Par la suite, nous avons développé un nouveau schéma tolérant aux pannes basé sur le filtre de Kalman étendu conventionnel (FTCEKF) pour les drones quadrirotor souffrant d'une panne sur le capteur gyroscope. Dans cette conception, nous avons utilisé deux filtres de Kalman étendu et un algorithme probabiliste capable de détecter avec précision les pannes brusques. Dans le cas nominal on utilise le premier filtre basé sur toutes les mesures (gyroscope, magnétomètre, GPS). Cependant, en présence d'une panne sur le gyroscope, le mécanisme de reconfiguration basé sur l'algorithme probabiliste cité plus haut, bascule vers le deuxième filtre de secours. Cette stratégie a été validée en simulation avec différentes trajectoires.

Mots-clés : Drone, quadrirotor, commande par mode glissant, optimisation métaheuristique, PSO, GWO, EO, contrôle tolérant aux pannes, filtre de Kalman étendu conventionnel, mécanisme de reconfiguration.

ABSTRACT

The work presented in this thesis focuses on applying metaheuristic methods in complex systems such as UAVs. In the first place we start with the study of the different techniques of detection and diagnosis of faults as well as fault-tolerant control applied to highly nonlinear systems. The work focuses on vertical flight systems, more specifically on the quadcopter. We start with the dynamic model including more realistic aerodynamic coefficients as well as sensor and actuator models. For the control part, multiple controllers (PI and SMC) are involved in the inner and outer loops of the quadcopter to ensure their stability.

In the second part we presented three metaheuristic techniques: particle swarm optimization (PSO), gray wolves (GWO) and equilibrium optimization (EO) applied on the quadcopter in order to design an efficient and robust control system. The disparity in controller gains obtained during optimization is a sign of the distinction between the performance achieved by each controller. The proposed study examines this difference through a robustness test by progressively including a fault in the quadcopter actuators. We observed a degradation of the agility of the quadcopter (altitude and attitude stabilization) for the failing case, however, the three controllers showed different fault tolerances when considering different reference trajectories. The simulation results show that the parameters optimized by the EO algorithm outperform both the PSO algorithm and the GWO algorithm, especially for the considered adverse cases.

Subsequently, we developed a new fault-tolerant scheme based on the Conventional Extended Kalman Filter (FTCEKF) for quadcopter drones suffering from a fault on the gyroscope sensor. In this design, we used two extended Kalman filters and a probabilistic algorithm capable of accurately detecting sharp faults. In the nominal case, we use the first filter which is based on all the available measurements (gyroscope, magnetometer, GPS). However, in the presence of a failure on the gyroscope, the reconfiguration mechanism based on the probabilistic algorithm mentioned above, switches to the second backup filter. This strategy has been validated in simulation with different trajectories.

Keywords: Drone, quadcopter, sliding mode control, metaheuristic optimization, PSO, GWO, EO, fault-tolerant control, conventional extended Kalman filter, reconfiguration mechanism.

المخلص

تركز الأطروحة المقدمة على تطبيق الأساليب metaheuristic في الأنظمة المعقدة مثل الطائرات بدون طيار هي تفحص أولاً دراسة التقنيات المختلفة لكشف وتشخيص الأعطال بالإضافة إلى التحكم في تحمل الأخطاء المطبقة على الأنظمة غير الخطية للغاية. يركز العمل على أنظمة الطيران العمودية، وبشكل أكثر تحديداً على الطائرة الرباعية. نبدأ بالنموذج الديناميكي بما في ذلك معاملات الديناميكية الهوائية الأكثر واقعية بالإضافة إلى نماذج المستشعر والمشغل. بالنسبة لجزء التحكم، يتم إشراك وحدات تحكم متعددة (PI) و (SMC) في الحلقات الداخلية والخارجية للطائرة الرباعية لضمان ثباتها.

في الجزء الثاني، قدمنا ثلاث تقنيات metaheuristic: تحسين سرب الجسيمات (PSO)، الذئب الرمادي (GWO) وتحسين التوازن (EO) المطبق على الرباعي من أجل تصميم نظام تحكم فعال وقوي. إن التفاوت في معلمات وحدات التحكم التي تم الحصول عليها أثناء التحسين هو علامة على التمييز بين الأداء الذي حققه كل مراقب. تبين الدراسة المقترحة هذا الاختلاف من خلال اختبار المتانة من خلال تضمين خطأ تدريجي في مشغلات الرباعية. لاحظنا تدهور ثبات الرباعي (تثبيت الارتفاع والموقف) ومع ذلك، أظهرت وحدات التحكم الثلاثة تحملاً مختلفاً للخطأ عند النظر في المسارات المرجعية المختلفة. تظهر نتائج المحاكاة أن المعلمات التي تم تحسينها بواسطة خوارزمية EO تتفوق على كل من خوارزمية PSO وخوارزمية GWO، خاصة للحالات المعاكسة المدروسة.

بعد ذلك، طورنا مخططاً جديداً لتحمل الأخطاء يعتمد على مرشح كالمان الموسع التقليدي (FTCEKF) للطائرات بدون طيار الرباعية التي تعاني من خطأ في مستشعر الجيروسكوب. في هذا التصميم، استخدمنا مرشحي كالمان الموسعين وخوارزمية احتمالية قادرة على الكشف بدقة عن الأعطال الحادة. في الحالة الاسمية، نستخدم المرشح الأول الذي يعتمد على جميع القياسات المتاحة (الجيروسكوب، مقياس المغناطيسية، GPS). ومع ذلك، في وجود فشل في الجيروسكوب، تتحول آلية إعادة التشكيل بناءً على الخوارزمية الاحتمالية المذكورة أعلاه إلى مرشح النسخ الاحتياطي الثاني. تم التحقق من صحة هذه الاستراتيجية في المحاكاة بمسارات مختلفة.

الكلمات الرئيسية: طائرة بدون طيار، الطائرة الرباعية، التحكم في الوضع المنزلق، التحسين metaheuristic، PSO، EO، GWO، التحكم في تحمل الأخطاء، مرشح كالمان الموسع التقليدي، آلية إعادة التشكيل.

ABRÉVIATIONS

ABS: Antiskid Braking System
AFTC: Active Fault-Tolerant Control
AHCs : Health Coefficients
AHRS: Attitude and Heading Reference System
AIAA: American Institute of Aeronautics and Astronautics
ANN: Artificial Neural Networks
AUKF: Adaptive Unscented Kalman Filter
BC: Bayesian Classifier
CEKF: Conventional Extended Kalman Filter
CNN: Convolutional Neural Network
CPU: Central Processing Unit
DARPA: Defense Advanced Research Projects Agency
EKF: Extended Kalman Filter
EO: Equilibrium Optimizer
FDD: Fault Detection and Diagnosis
FDF: Fault Detection Filter
FDI: Fault Detection and Isolation
FTC: Fault-Tolerant Control
FTCEKF: Fault-Tolerant Conventional Extended Kalman Filter
GA: Genetic Algorithm
Go: Giga octets
GP : Generation Probability
GPS: Global Positioning System
GRASP: Greedy Randomized Adaptive Search Procedure
GWO: Gray Wolf Optimization
HAL: High Altitude Long Endurance
HDD: Hard Disk Drive
ICA: Independent Component Analysis
IMM: Interacting Multiple Model

IMU: Inertial Measurement Unit
ITAE : Integral Time Absolute Error
KF: Kalman filter
LPV: linear parameter varying
LSTM: Long Short-Term Memory
MALE: Medium Altitude Long Endurance
MFTNF: Magnetic Fault Tolerant Navigation Filter
MIMU: Magnetic and Inertial Measurement Unit
MSE : Mean Squared Error
NFTSMC: Nonsingular Fast Terminal Sliding Mode Controller
PCA: Principal Component Analysis
PFTC: Passive Fault Tolerant Control
PLS: Partial Least Square
PMI: Proportional and Multiple Integral
PSO: Particles Swarm Optimization
RAM: Random Access Memory
RMSE: Root-Mean-Square Error
RUAV: Rotorcraft Unmanned Aerial Vehicles
SMO: Sliding Mode Observer
SVM: Support Vector Machine
To: Tera octets
TSKF: Two-Stage Kalman Filter
UAV: Unmanned Aerial Vehicles
UIO: Unknown Input Observer
UKF: Unscented Kalman Filter
USSMC: Under-actuated Sliding Mode Controller
VTOL: Vertical Take-Off and Landing

TABLE DES MATIERES

RÉSUMÉ	ii
ABRÉVIATIONS	v
LISTE DES FIGURES	ix
LISTE DES TABLEAUX	xii
INTRODUCTION GENERALE	1
1 ÉTAT DE L'ART	5
1.1 Introduction	5
1.2 Véhicules aériens sans pilote	5
1.2.1 Définition et types de défauts dans les UAVs	8
1.3 Les FTC et les FDI dans la littérature relative aux drones.....	15
1.4 Conclusion.....	21
2 MODELISATION DYNAMIQUE DU QUADRIROTOR	22
2.1 Introduction	22
2.2 Composantes du quadrirotor	22
2.3 Principe de fonctionnement du quadrirotor.....	24
2.4 Modélisation du quadrirotor.....	25
2.4.1 Repérage du quadrirotor dans l'espace	25
2.4.2 Matrices de passage	26
2.4.3 Modèle mathématique du quadrirotor.....	28
2.5 Conclusion.....	36
3 CONTROLE DU QUADRIROTOR A L'AIDE D'ALGORITHMES METAHEURISTIQUES	37
3.1 Introduction	37
3.2 Théorie de la commande par mode de glissement	38
3.2.1 Commande à structure variable	38
3.2.2 Conception de la commande par modes glissants	39
3.2.3 Détermination de la commande	42
3.3 Métaheuristiques d'optimisation.....	46

3.3.1	Les métaheuristiques à solution unique	47
3.3.2	Les métaheuristiques à population de solutions	47
3.4	Stabilisation du quadrirotor par la méthode de mode glissant	55
3.4.1	Réglage des gains du contrôleur	57
3.5	Résultats et simulations.....	58
3.6	Conclusion.....	70
4	CONTROLE D'ATTITUDE TOLERANT AUX PANNES	71
4.1	Introduction	71
4.2	Modélisation des capteurs utilisés pour le quadrirotor	71
4.2.1	Capteur magnétomètre	72
4.2.2	Capteur gyroscope	72
4.2.3	Capteur GPS	73
4.3	Conception d'estimation d'attitude et de position.....	73
4.3.1	Filtre de Kalman étendu tolérant aux pannes.....	74
4.3.2	L'algorithme de décision probabiliste	77
4.4	Résultats et simulations.....	78
4.5	Conclusion.....	87
	CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	88
	REFERENCES.....	90

LISTE DES FIGURES

Figure. 1. 1: Premier drone conçu.....	6
Figure. 1. 2: Catégories des drones.....	6
Figure. 1. 3: Classification des véhicules aériens sans pilote [13].	7
Figure. 1. 4: Utilisations civiles futures possibles des drones (images du domaine public).	8
Figure. 1. 5: Comportement des défauts, (a) : Biais de capteur, (b) : Dérive de capteur, (c) : Valeur aberrante.....	9
Figure. 1. 6: Architecture de détection et d'isolement des défauts (FDI).	10
Figure. 1. 7: Schéma général de l'architecture de contrôle tolérant aux pannes (FTC).	11
Figure. 1. 8: Techniques de contrôle tolérant aux pannes (FTC).	12
Figure. 1. 9: Classification des approches des FDI en fonction de leur méthodologie.	15
Figure. 1. 10: Schéma général de la technique FD proposée (a) : actionneurs, (b) : capteurs [56].....	17
Figure. 1. 11 : Illustration simplifiée du positionnement absolu et du positionnement relatif [58].....	18
Figure. 1. 12: Montage expérimental pour l'architecture duplex IMU [59].....	18
Figure. 1. 13: Un schéma structure du système FDI pour les capteurs UAV [60].	19
Figure. 1. 14: Un schéma structure du système FDI pour les moteurs UAV [66].....	20
Figure. 1. 15: Schéma de détection des défauts du magnétomètre [69].	21
Figure. 2. 1: La structure du quadrirotor.....	24
Figure. 2. 2: Les mouvements du quadrirotor.....	24
Figure. 2. 3: Système de repères du quadrirotor.	26
Figure. 2. 4: Rotations successives définissant les pseudos angles d'Euler.	27
Figure. 3. 1: Schéma de commande du quadrirotor basé sur des techniques Métaheuristiques.....	38
Figure. 3. 2: Différents modes pour la trajectoire dans le plan de phase.....	39
Figure. 3. 3: Structure de contrôle par mode de glissement.	40
Figure. 3. 4: Surface de glissement.....	41
Figure. 3. 5: Mode de glissement.....	43
Figure. 3. 6: Commande équivalente.....	44
Figure. 3. 7: Phénomène de broutement.	44

Figure. 3. 8: Fonctions de commutation.	45
Figure. 3. 9: Classification des méthodes d'optimisation [93].	47
Figure. 3. 10: Classification des algorithmes métaheuristiques.....	48
Figure. 3. 11: Principe de déplacement d'une particule.	48
Figure. 3. 12: Hiérarchie sociale des loups gris.....	50
Figure. 3. 13: Collaboration des candidats à l'équilibre dans la mise à jour de la concentration d'une particule [96].	54
Figure. 3. 14: La réponse de la position dans les axes x , y , et z (cas nominal).....	60
Figure. 3. 15: Erreurs de poursuite selon les trois axes x , y et z (cas nominal).	61
Figure. 3. 16: Erreurs de roulis, tangage et lacet (cas nominal).	61
Figure. 3. 17: Poursuite de trajectoire (cas nominal).....	62
Figure. 3. 18: La réponse de la position dans les axes x , y , et z (Incertitude de 10% sur l'actionneur 1).	63
Figure. 3. 19: Erreurs de poursuite selon les trois axes x , y et z (Incertitude de 10% sur l'actionneur 1).	64
Figure. 3. 20: Erreurs de roulis, tangage et lacet (Incertitude de 10% sur l'actionneur 1). .	64
Figure. 3. 21: Poursuite de trajectoire (Incertitude de 10% sur l'actionneur 1).....	65
Figure. 3. 22: La réponse de la position dans les axes x , y , et z (cas de défaut progressif partiel sur tous les actionneurs).	66
Figure. 3. 23: Erreurs de poursuite selon les trois axes x , y et z (cas de défaut progressif partiel sur tous les actionneurs).	66
Figure. 3. 24: Erreurs de roulis, tangage et lacet (cas de défaut progressif partiel sur tous les actionneurs).	67
Figure. 3. 25: Poursuite de trajectoire (cas de défaut progressif partiel sur tous les actionneurs).....	67
La Figure. 3. 26 illustre les courbes de convergence de l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes PSO, GWO et EO. En outre, le tableau présenté ci-dessous liste les spécifications des paramètres de formation pour ces trois algorithmes.....	68
Figure. 3. 26: Graphique de convergence des erreurs quadratiques pour PSO, GWO et EO.	68
Figure. 4.1 : Structure du système proposé de détection et d'estimation des pannes.....	74
Figure. 4.2 : Schéma fonctionnel de l'algorithme du filtre de Kalman.	74
Figure. 4.3 : Réponse de roulis du système utilisant le mode CEKF1.	80
Figure. 4.4 : Réponse de tangage du système utilisant le mode CEKF1.	80
Figure. 4.5 : Réponse du lacet du système utilisant le mode CEKF1.....	80
Figure. 4.6 : Erreur d'estimation d'attitude du quadrirotor en utilisant le mode CEKF1.....	81

Figure. 4.7 : Résultats de la détection de panne: (a) probabilité de panne, (b) indicateur de panne.....	82
Figure. 4.8 : Réponse de roulis du système utilisant le FTCEKF.....	83
Figure. 4.9 : Réponse de tangage du système utilisant le FTCEKF.	83
Figure. 4.10 : Réponse du lacet du système utilisant le FTCEKF.	83
Figure. 4.11 : Erreur d'estimation d'attitude du quadrirotor en utilisant le FTCEKF.	84
Figure 4.12 : Réponse du système utilisant FTCEKF : (a) Vitesse angulaire p, (b) Vitesse angulaire q, (c) Vitesse angulaire r.	85
Figure. 4.13 : Réponse de trajectoire du système utilisant FTCEKF.	86

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. 1: Résumé des avantages et inconvénients des approches du FDI [15].....	13
Tableau 2. 1: Valeurs des paramètres du quadrirotor utilisé [79].....	35
Tableau 3. 1: Trajectoire de référence	59
Tableau 3. 2: Gains de contrôle SMC optimisés obtenus à partir de PSO, GWO et EO.....	60
Tableau 3. 3 : Performance du système utilisant les trois algorithmes -cas nominal	62
Tableau 3. 4: Performance du système utilisant les trois algorithmes-incertitude de 10% sur l'actionneur1	65
Tableau 3. 5: Performance du système utilisant les trois algorithmes – incertitude de 20% sur l'actionneur1_12% l'actionneur2_20% l'actionneur3_12% l'actionneur4	68
Tableau 3. 6: Paramètres du processus de formation.....	69
Tableau 4. 1: Performances d'estimation d'attitude	86

INTRODUCTION GENERALE

Au cours des dernières années on a vu une croissance exponentielle de l'utilisation des véhicules aériens sans pilote ou des drones dans les différents domaines militaires et civils. Parmi les applications nous pouvons citer, par exemple, le sauvetage en milieu dangereux, l'intervention dans des environnements hostiles, la détection des feux de forêts, le repérage de mines, c'est-à-dire, en général, lorsque l'intervention humaine devient difficile ou dangereuse.

La mise en œuvre des drones s'appuie sur plusieurs domaines tels que l'électronique, l'automatique, l'informatique temps réel, l'aérodynamique, le traitement de signal et la communication. C'est pour cette raison que l'intérêt des utilisateurs pour ces robots aériens ne cesse d'augmenter.

La conception d'un drone se compose d'une partie algorithmique et d'une partie matérielle. La partie algorithmique concerne le développement des lois de commande qui gouvernent la dynamique de ces véhicules lesquelles peuvent être linéaires ou non linéaires. L'autre partie concerne le développement de la plate-forme ou autopilote qui sera embarquée dans le véhicule.

Du point de vue de l'automatique, la complexité de ces drones aériens télécommandés est caractérisée par : sa dynamique non linéaire, une dimension élevée de l'espace d'état, un sous-actionnement (le nombre d'entrées de commande est inférieur au nombre de degrés de liberté), des phénomènes couplés, ce qui induit une grande difficulté pour mettre au point des lois de commande non linéaires couvrant les exigences de la mission. Principalement, les algorithmes utilisés pour contrôler les quadrirotors peuvent être classés en trois classes, comme décrit [1, 2]

- Les contrôleurs linéaires robustes : tels que PID, LQR, H_∞ , etc. lesquels peuvent être utilisés avec une connaissance minimale du modèle pour leur application., et prenant en compte l'incertitude sur leurs paramètres, ainsi que les perturbations externes lors de la conception.
- Contrôle non linéaire : les contrôleurs de cette classe, tels que le mode glissant (SMC) et le PID non linéaire, etc. peuvent surmonter les limites des méthodes de contrôle linéaire.
- Contrôle intelligent : ce type de contrôleurs est basé sur des algorithmes d'optimisation, des méthodes d'autoréglage et des mécanismes adaptatifs, tels que les réseaux de neurones (NN), la logique floue et le contrôle d'apprentissage itératif.

D'un autre côté, la performance du contrôleur choisi dépend aussi du choix de ses paramètres, ce qui requiert l'utilisation d'algorithmes avancés tels que les méthodes métaheuristiques. Ces méthodes permettent d'obtenir une solution approximative optimale en s'inspirant de phénomènes physiques (comme le recuit simulé ou l'équilibre), biologiques (comme les algorithmes évolutionnaires) ou éthologiques (comme les colonies de fourmis, les essaims de particules, le loup gris, etc.). L'objectif de ces méthodes est de résoudre une grande variété de problèmes sans nécessiter de changements majeurs dans l'algorithme.[3]

De nos jours, ces contrôleurs classiques implémentés sur les drones ne sont pas performants en présence de fortes perturbations. Une défaillance totale /partielle sur les capteurs, les actionneurs, systèmes de communication et de transmission de données, etc. embarqués sur le drone peut conduire à l'effondrement de l'ensemble du système.

Plusieurs travaux de recherche ont connu un essor considérable pour l'élaboration de la commande, le diagnostic et la tolérance aux défauts pour les systèmes complexes. Dans [4], les auteurs présentent une étude qui concerne différents aspects de recherche des quadrirotors qui constituent une classe spécifique de drones. Dans le cadre de cette étude, il existe une section se référant au diagnostic des pannes et à la commande tolérante aux pannes. Trois principales méthodes sont utilisées par [5] concernant la détection et l'isolation des défauts des capteurs qui peuvent être utilisées dans les UAV : celle basée sur un modèle mathématique, sur un traitement du signal et sur la connaissance. Dans [6] les auteurs présentent un mécanisme de diagnostic de pannes et un algorithme de contrôle tolérant aux pannes sur le capteur d'altitude d'un drone quadrirotor type Qball-X4. Dans la technique suggérée, la redondance matérielle de trois capteurs d'altitude a été utilisée. Les trois mesures d'altitude ont produit les résidus correspondants qui ont servi pour l'isolement du capteur défaillant. les auteurs dans [7] proposent une méthode de diagnostic de l'actionneur défectueux d'un UAV basée sur différentes techniques telles que H_∞ et le filtre de Kalman.

Objectifs de la thèse

Les objectifs de la thèse sont les suivants :

- Un nouvel algorithme métaheuristique EO ainsi que d'autres algorithmes tels GWO & PSO sont utilisés pour trouver les gains des différents contrôleurs (SMC, PI) tolérants aux défauts actionneurs conçus pour notre système.
- Développer un nouveau schéma tolérant aux pannes basé sur le filtre de Kalman étendu conventionnel (FTCEKF) pour les drones quadrirotor souffrant d'une panne sur le capteur gyroscope.

Organisation du manuscrit

Ce manuscrit de thèse est organisé en quatre chapitres. Le premier chapitre s'efforce de présenter un état de l'art sur les véhicules sans pilote (les drones avec leurs historiques, leurs catégories ainsi que leur classification), puis nous nous concentrerons sur les différents défauts qui peuvent survenir sur les drones, avec les techniques de détection de leurs défauts et leur isolation dans le contrôle tolérant aux pannes. Nous finirons ce chapitre par une étude bibliographique présentant certaines approches dans la littérature liées aux FTC et FDI appliqués aux UAVs. Dans le deuxième chapitre, nous allons présenter l'ensemble des composants utilisés dans notre système ainsi que le principe de fonctionnement du quadrirotor, ensuite nous abordons le modèle dynamique du drone. Nous étudions toutes les forces aérodynamiques agissant sur le drone. Le troisième chapitre sera consacré à la stratégie de commande que nous proposons basée sur le mode de glissement et les méthodes d'optimisation (PSO, GWO et EO) pour différents scénarios (cas nominal et cas dégradé : des défauts partiels sur les actionneurs). Dans le dernier, nous développerons un schéma tolérant aux pannes basé sur le filtre de Kalman étendu et une fonction probabiliste, après avoir décrit la modélisation des capteurs utilisés pour le quadrirotor. Cette structure du système proposé de détection et d'estimation des pannes s'applique au cas où le gyroscope tombe en panne.

Ce manuscrit s'achève par une conclusion générale sur les résultats obtenus et ouvre quelques perspectives à prendre en considération.

Travaux scientifiques :

- **Nasri Boualem**, Guessoum Abderrezak, Akram Adnane, Mostefai Lotfi "Fault Tolerant Attitude Estimation Strategy for a Quadrotor UAV under Total Sensor Failure", *Journal of Control Engineering and Applied Informatics*.
- **Nasri Boualem**, Guessoum Abderrezak, Mostefai Lotfi, Bensikaddour El habib, Hamdadou Nabil, Ghoul Abdelhamid and Adnane Akram. "Evaluation of optimized inner and outer loop controllers for 4x flyer under faulty actuators". *Journal of Aut. Control Comp.Sci*.
- **Nasri Boualem**, Mostefai Lotfi, Guessoum Abderrezak, Benikhlef Abdelhak, Zemalache Meguenni Kadda, Tahar Mohammed; Metaheuristic optimization techniques of a sliding-mode controller gains applied to quadrotor. AIP Conference Proceedings 19 May 2023; 2536 (1): 030009. <https://doi.org/10.1063/5.0118909>.

- Ghoul, A., Kara, K. Benrabah, M., and **Nasri.B.** "Control of Continuum Robots Using Two Optimized PID Controllers,". 2nd Conference on Electrical Engineering (CEE'21). April 2021. Algiers, Algeria.

CHAPITRE 1

ÉTAT DE L'ART

1.1 Introduction

Une évolution très importante pour la détection des défauts et les défaillances des composants de systèmes complexes et avancés, parmi ces systèmes complexes les drones ou les UAV qui sont de plus en plus utilisés dans les domaines militaires et civils. Malgré qu'au cours de la dernière décennie, les véhicules aériens sans pilote (UAV) ont commencé à quitter leurs bases militaires et leur vie clandestine pour participer davantage à la société civile : inspection météorologique, des applications de surveillance, sauvetage en milieu dangereux, etc. Ces derniers montrent un intérêt croissant pour des missions importantes qui durcit les exigences de coût, de sécurité, de fiabilité et de performance. La perte d'un drone équipé de capteurs coûteux et d'équipements d'inspection météorologique par exemple pourrait stopper tout le projet de recherche scientifique. Cela souligne que plus les drones participent à nos vies, plus ils doivent être équipés d'un système de détection et de diagnostic des défauts (FDD) et de contrôleurs tolérants aux pannes (FTC) puissants et fiables.

1.2 Véhicules aériens sans pilote

Un véhicule aérien sans pilote (UAV) est défini par l'Institut Américain d'Aéronautique et d'Astronautique (AIAA) comme étant "Un aéronef conçu ou modifié, pour ne pas transporter de pilote humain et est actionné par une entrée électronique initiée par le contrôleur de vol ou par un système de contrôle de gestion de vol autonome embarqué qui ne nécessite pas l'intervention du contrôleur de vol" [8]. Les premiers drones apparurent en France en 1960 (voir Figure. 1. 1), tel le R20 de Nord-Aviation. En Angleterre, un anglais aurait inventé le concept dans les années 1890 en intégrant un appareil photographique à un cerf-volant [9, 10].



Figure. 1. 1: Premier drone conçu.

Selon l'agence américaine des projets de défense avancée (DARPA), les UAVs peuvent être classés en quatre groupes principaux (voir Figure. 1. 2) en prenant en considération le critère de la taille et de l'endurance : les micro/mini UAV, les UAV tactiques, les UAV stratégiques et les UAV à tâches spéciales, un Micro UAV a une taille inférieure à 15 cm, un poids maximum de 100g, une charge utile inférieure à 20g, une portée variante entre 1 et 10 Km, une endurance de 60 min ou moins, une altitude maximale de 150 m et un maximum vitesse de 15 m/s.

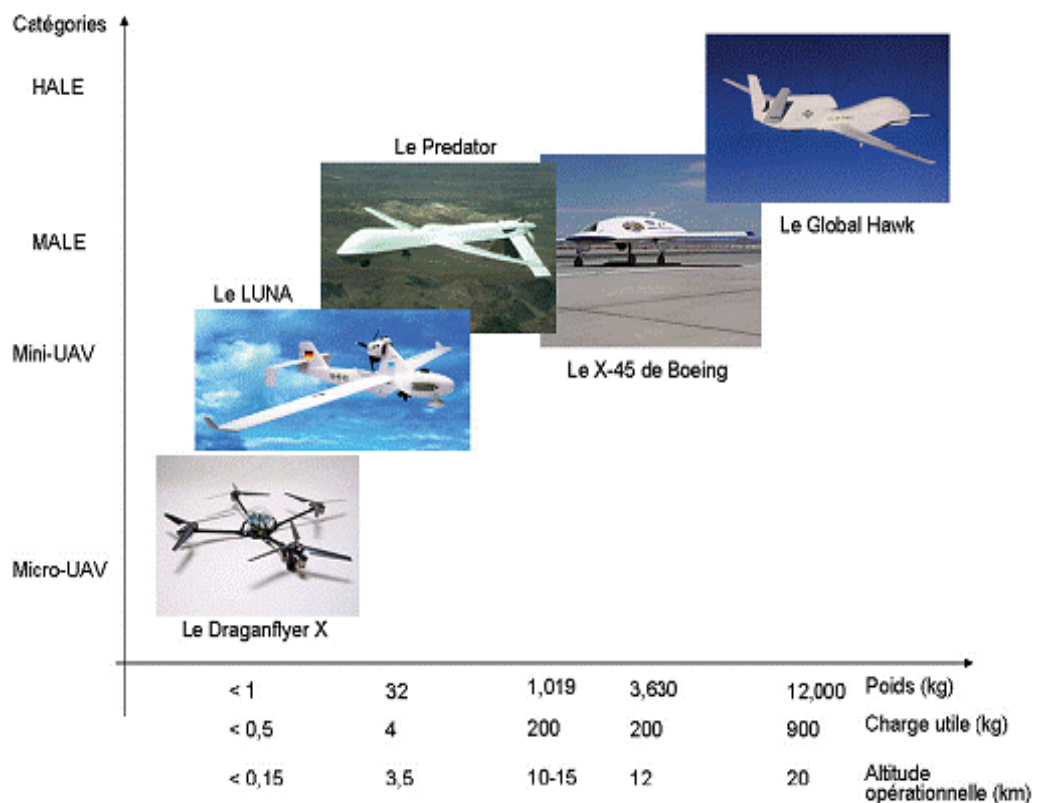


Figure. 1. 2: Catégories des drones.

Les drones tactiques sont principalement utilisés dans des applications militaires, ils ont une portée maximale de 500 Km et peuvent atteindre des altitudes de 8000 m. Les drones tactiques sont divisés en six sous-catégories, les drones à proche, courte, moyenne et longue portée, ainsi que les drones endurance et moyenne altitude longue portée. Il existe aussi des drones stratégiques, également connus sous le nom de drones haute altitude longue portée, qui ont de très grandes plateformes conçues pour transporter de lourdes charges utiles jusqu'à 2000 km de portée et 20000 m d'altitude [11].

De même les drones peuvent également être classés en trois grandes catégories comme le montre la Figure. 1. 3 : Les voilures tournantes, appelées drones à décollage et atterrissage verticaux (VTOL) sont utilisés pour les missions à longue portée et à haute altitude, ce qui réduit la zone de mission, mais ils possèdent des capacités de maniabilité très élevées et la capacité de planer dans un environnement fixe. De plus, ils n'ont pas besoin de zones d'atterrissage préparées puisqu'ils peuvent décoller et atterrir verticalement dans une zone très restreinte. La deuxième catégorie les drones à voilure fixe sont les plus fréquemment utilisés dans la recherche et à des fins militaires, la dernière catégorie.

Les drones à ailes battantes génèrent des forces et des moments aérodynamiques en utilisant un mouvement d'aile complexe à plusieurs degrés de liberté, comme le battement, le tangage, la torsion et le retard. C'est une nouvelle tendance dans le monde des drones, où les scientifiques imitent le mouvement des oiseaux et des insectes pour concevoir des plateformes efficaces [12].

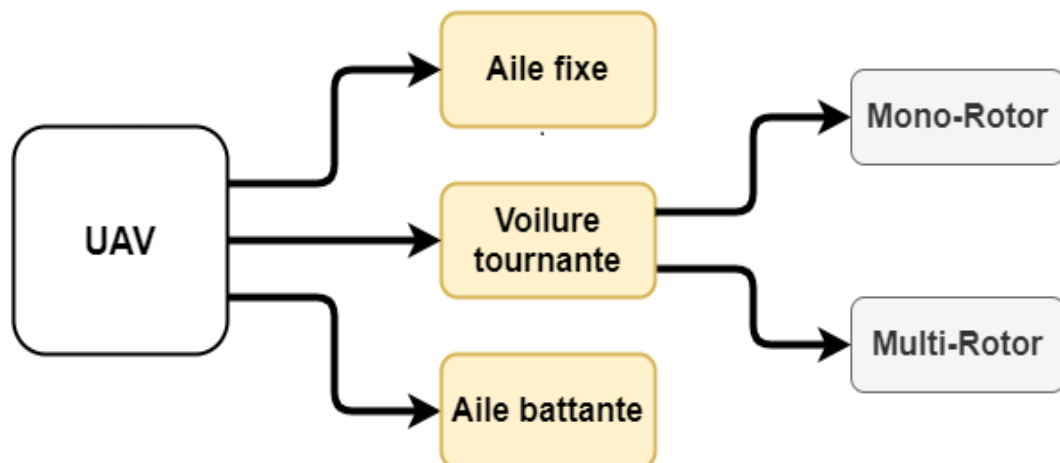


Figure. 1. 3: Classification des véhicules aériens sans pilote [13].

Les drones à voilure tournante quad-rotors sont choisis pour être étudiés dans cette thèse car ils ont une maniabilité et une capacité de vol stationnaire supérieures à celles des drones à voilure fixe et à rotor unique [14].

Ce type de drone passe par des phases de développement bien remarquables suite à l'intérêt qu'on y porte des exemples sont représentés dans la Figure. 1. 4.



Figure. 1. 4: Utilisations civiles futures possibles des drones (images du domaine public).

1.2.1 Définition et types de défauts dans les UAVs

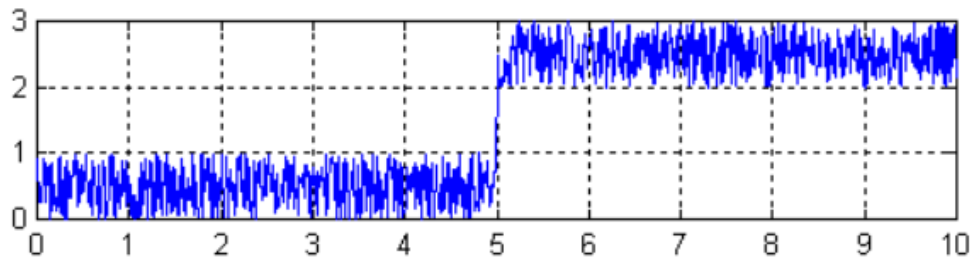
Les UAVs peuvent rencontrer des défauts /échecs dans leurs exécutions des tâches qui provoquent un danger qui peut entraîner l'effondrement de l'ensemble du système. Les défauts et les défaillances d'un système de contrôle peuvent survenir pour diverses raisons, telles que [15] :

- Interruptions de communication entre l'actionneur/capteur et l'unité de commande dues à de fortes vibrations, à des connexions incorrectes, un court-circuit, etc.
- Effet de bruit sur l'actionneur/capteur dû au bruit ambiant tel qu'un champ magnétique.
- Déni de service pendant un certain temps en raison de la vitesse du processeur et de la bande passante du réseau [16, 17].
- Une chute de tension/courant d'alimentation de l'actionneur/capteur électrique puisqu'ils ont normalement besoin d'une alimentation électrique séparée [18].

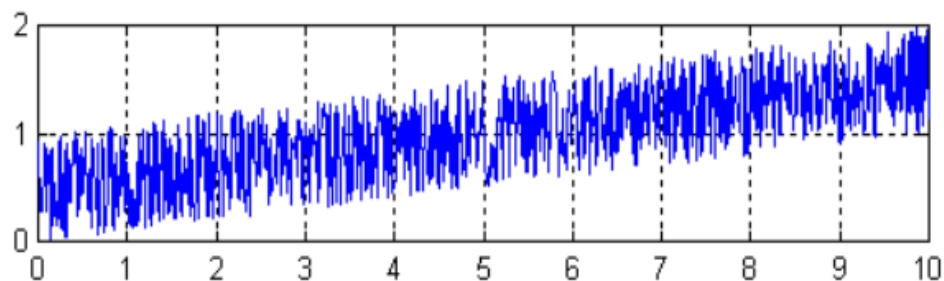
Avant d'introduire les concepts pertinents, il est brièvement présenté ci-dessous un glossaire des termes les plus importants :

Le **Défaut** est un écart non autorisé par rapport au comportement normal, acceptable, habituel et standard. La Figure. 1. 5 montre les différents comportements des défauts

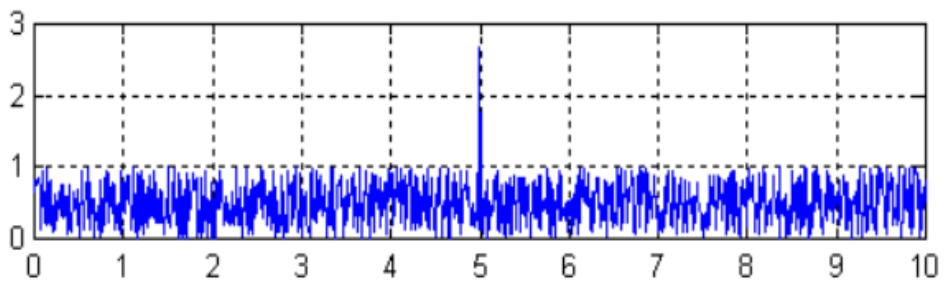
capteurs, la **Défaillance** c'est une interruption permanente de la capacité d'un système à exécuter une fonction requise dans des conditions de fonctionnement spécifiées, **Dysfonctionnement** c'est une irrégularité intermittente dans l'accomplissement de la fonction souhaitée d'un système [19].



(a)



(b)



(c)

Figure. 1. 5: Comportement des défauts, (a) : Biais de capteur, (b) : Dérive de capteur, (c) : Valeur aberrante.

Les différentes étapes suivies lors du processus de diagnostic des pannes sont celles décrites ci-après [20] :

- **Détection des défauts** : détection de l'apparition de défauts dans les unités fonctionnelles ou le processus, qui conduisent à un comportement indésirable ou intolérable de l'ensemble du système.
- **Isolation de défaut** : localisation /classification des différents types de défauts.
- **Redondance matérielle** : elle consiste à dupliquer un certain nombre d'éléments de notre système tels que les contrôleurs, les actionneurs, les capteurs et ce afin de pouvoir

basculer vers une nouvelle configuration matérielle permettant d'assurer une meilleure disponibilité et continuité de la mission. L'avantage de cette conception est qu'elle permet d'isoler directement les composants défectueux.

- **Les méthodes basées sur un modèle :** ce sont des méthodes basées sur un modèle mathématique obtenu par des lois physiques ou des méthodes d'identification de système et le diagnostic de défaut est réalisé en utilisant des résidus qui sont formés par la différence entre les signaux mesurés et les signaux générés par le modèle mathématique.
- **Les méthodes basées sur les connaissances :** ces méthodes ne dépendent pas des modèles du système, nécessitent une quantité importante de données de performance du système.
- **Traitement du signal :** en se basant sur les signaux mesurés qui contiennent des informations sur les défauts qui existent dans le système sous forme de symptôme, le diagnostic de panne est effectué par des méthodes de traitement de signal.

La Figure. 1. 6 illustre le schéma général de l'architecture de détection et d'isolation des défauts.

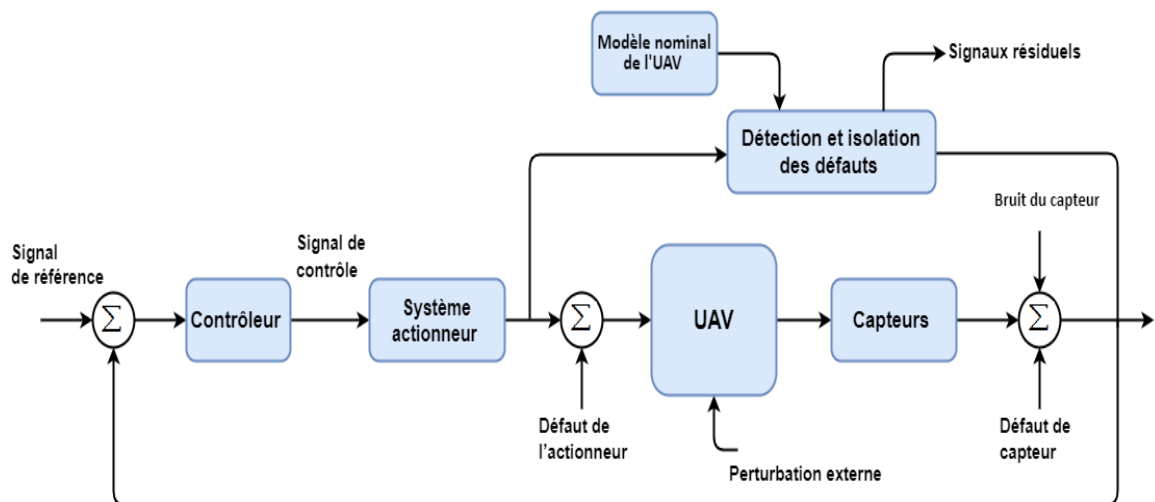


Figure. 1. 6: Architecture de détection et d'isolement des défauts (FDI).

- **Contrôle tolérant aux pannes (FTC)**

Puisque les UAV sont exploités dans des environnements difficiles et dangereux, ils sont soumis à des conditions météorologiques extrêmes, à des rafales de vent, des turbulences qui augmente le risque de défauts/défaillances du fonctionnement du drone. Pour cela il est important d'équiper les plateformes d'un véhicule aérien sans pilote UAV par des contrôleurs de tolérance aux pannes basés sur différents algorithmes de contrôle du système

avec des performances acceptables. Le schéma général de l'architecture de contrôle tolérant aux pannes est illustré à la Figure. 1. 7.

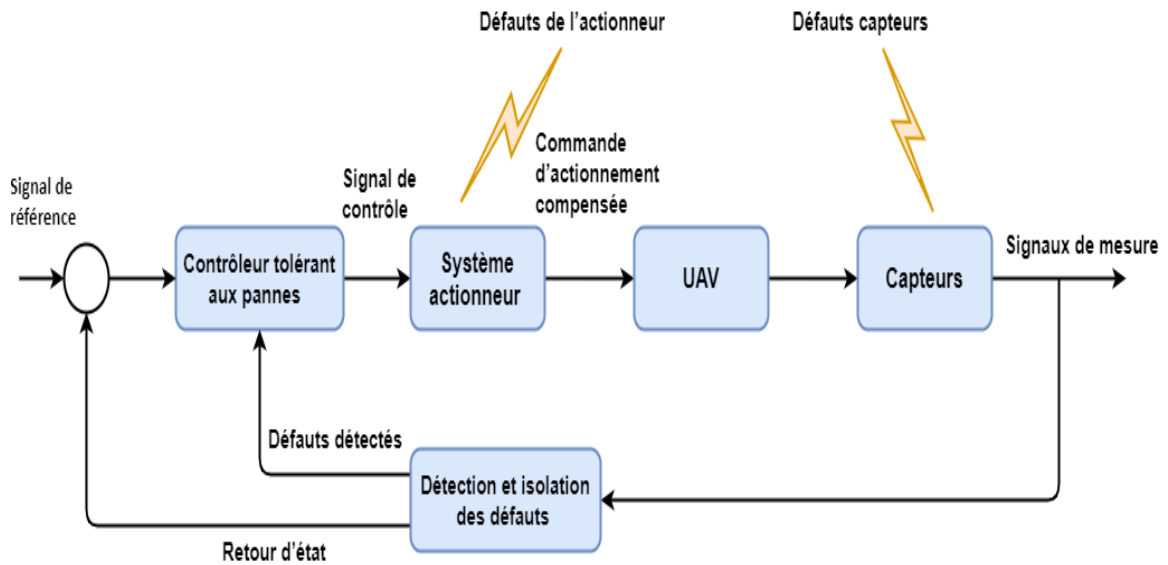


Figure. 1. 7: Schéma général de l'architecture de contrôle tolérant aux pannes (FTC).

Il existe deux types de systèmes FTC : les systèmes passifs et actifs [15].

- a. **FTC actif** : trois facteurs essentiels importants doivent être pris en compte pour la conception d'un FTC actif, premièrement l'unité de détection doit être précise car une fausse alarme de défaut peut avoir un impact direct sur les performances du système FTC actif (Ex : mettrait en danger la stabilité du système). Deuxièmement, la conception du FTC actif doit être robuste vis-à-vis des informations de détection de défaut imparfaites. Finalement, la reconfiguration de la commande/la compensation des défauts doit être suffisamment rapide pour garantir la stabilité et les performances du système.
- b. **FTC passif** : c'est un système de contrôle qui ne repose pas sur l'information relative à la présence d'un défaut. Sa conception est directement intégrée à la notion de redondance. Le concept de redondance matérielle dans les systèmes FTC passifs peut être défini comme l'application de composants identiques avec le même signal d'entrée de manière à pouvoir comparer le signal de sortie dupliqué avec celui du composant principal dans le but de permettre le basculement entre éléments redondants durant les cas de dégradation des performances. La Figure. 1. 8 montre les différentes techniques de tolérance aux pannes.

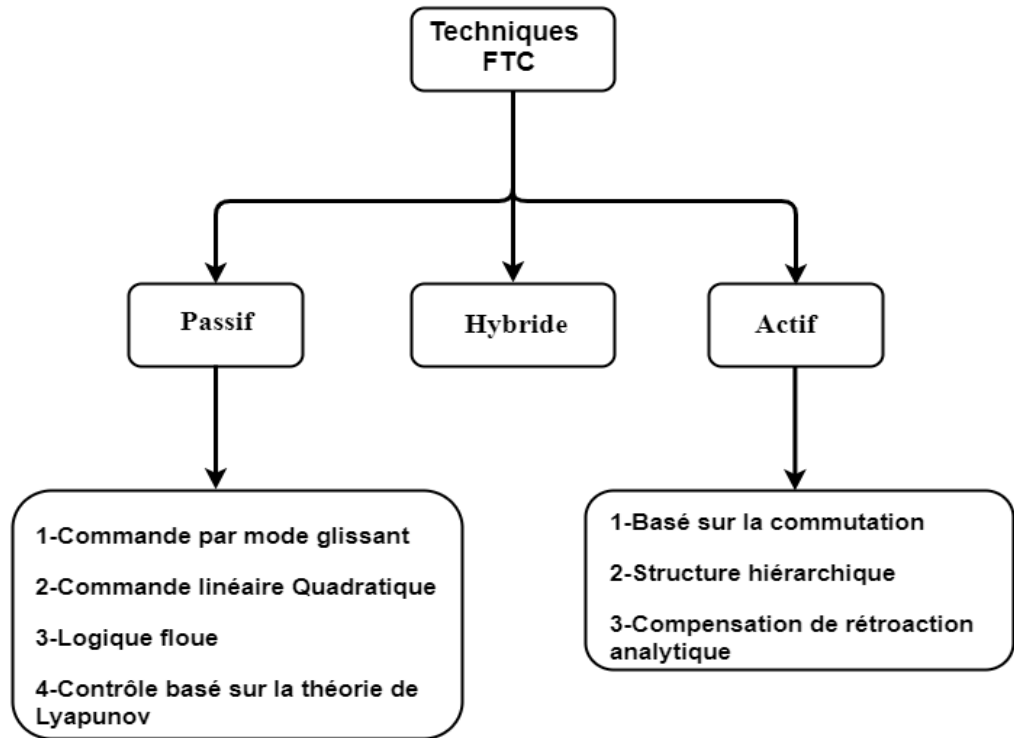


Figure. 1. 8: Techniques de contrôle tolérant aux pannes (FTC).

- **Détection et isolation des défauts (FDI)**

Comme il a été discuté dans la section précédente, la conception d'un système FTC actif est basée sur la précision de l'unité FDI utilisée dans sa structure. La conception de FDI consiste à concevoir un observateur pour estimer les états et la sortie du système, pour plus de simplicité, considérons un modèle d'espace d'états linéarisé d'un système défini par l'équation (1. 1) et leur observateur peut être défini par l'équation (1. 2) [21].

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + f_a(t) + f_c(t) + d(t) \\ y(t) = Cx(t) + f_s(t) + D(t) \end{cases} \quad (1. 1)$$

Et

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + B\hat{u}(t) + He(t) \\ e(t) = y(t) - C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (1. 2)$$

Où $x(t) \in R^n$ est l'état du système, $u \in R^m$ est l'entrée de commande, $y(t) \in R^p$ est la sortie, $f_a \in R^{l_a}$, $f_c \in R^{l_c}$ et $f_s \in R^{l_s}$ sont respectivement des défauts d'actionneur, de composant et de capteur. $A \in R^{n \times n}$, $B \in R^{n \times m}$ et $C \in R^{p \times n}$ sont les matrices du système d'espace d'état. $\hat{x}(t)$ et $\hat{u}(t)$ sont les estimations des états du système et de l'entrée de contrôle, et H est le gain de l'observateur à être réglé par le concepteur pour réduire l'erreur ou le résidu $e(t)$ dans le système. Les auteurs ont utilisé cette conception avec différentes

approches d'observateur pour l'estimation des états du système, puis la détection des défauts [22].

Dans cette partie on va définir les trois principales catégories relatives aux approches du FDI, leurs avantages et inconvénients qui sont résumés dans le tableau 1, ainsi la Figure. 1. 9 qui montre la classification de ces approches en fonction de la technique utilisée dans leur conception. Ces approches sont [15] :

- a. **Approches basées sur un modèle** : Cette approche est l'une des plus anciennes stratégies de diagnostic des défauts qui a été introduite en 1971, il est noté que le modèle mathématique du système est nécessaire (non linéaire, linéarisé ou simplifié) qui peut être obtenu par des approches physiques ou des méthodes d'identification de système, en suite un observateur sera conçu sur la base de ce modèle pour estimer la sortie du système et surveiller la cohérence entre la sortie estimée et la sortie mesurée du système. Le défaut peut être détecté et isolé en soustrayant la sortie du système de la sortie prédite. Les approches FDI basées sur des modèles peuvent diagnostiquer le défaut avec le minimum charge de calcul. Différentes approches basées sur des modèles ont été utilisés pour concevoir l'observateur tel que le filtre de Kalman [23-28], H_∞ [29-32] et le mode glissant observateur (SMO) [33].
- b. **Approches basées sur les connaissances** : contrairement aux approches basées sur le modèle mathématique du système, c'est-à-dire ne dépendent pas du modèle du système, ce qui les rend adaptées aux systèmes industriels complexes pour lesquels leurs modèles ne sont pas disponibles ou difficiles à obtenir. Ces approches basées sur les connaissances nécessitent une base de données riche qui contient les performances du système, l'historique de fonctionnement, etc. plusieurs algorithmes d'intelligence artificielle ont été appliqués pour la détection d'un défaut basé sur ces bases de données.
- c. **Approche combinée modèle-connaissance (hybride)** : Les approches fondées sur des modèles et fondées sur les connaissances, une combinaison de ces deux méthodes a été suggérée de telle sorte à tirer parti des avantages de ces deux types d'approches FDI et réduire leur dépendance vis-à-vis de la précision du modèle et de la puissance de calcul. Dans [34] une conception d'un système FDI basé sur une combinaison du type réseaux de neurones artificiel (ANN) et un observateur non linéaire pour détecter les défauts de capteur et d'actionneur dans un satellite.

Tableau 1. 1: Résumé des avantages et inconvénients des approches du FDI [15]

Approche	Avantage	Inconvénient
KF	Faible charge de calcul et convergence garantie pour les systèmes linéaires avec bruit	Ne peut pas être appliqué aux systèmes non linéaires ou systèmes linéaires sans distribution Gaussienne
EKF	Peut être appliqué aux systèmes non-linéaires. Robustesse face aux dynamiques non modélisées, les incertitudes de modèle et les perturbations.	Charge de calcul plus lourde que pour celle de KF et peut seulement être implémentée sur les systèmes à distribution Gaussienne. Les erreurs relatives à la linéarisation d'EKF est susceptible de réduire la précision ou pourrait même conduire à la divergence du filtre.
UKF	Peut être appliqué aux systèmes non linéaires et charge de calcul inférieure à EKF	Instable à un système hautement non linéaire.
UIO	Réduire la sensibilité aux erreurs de modélisation du système, ce qui améliore la précision et la robustesse de l'estimation des états.	Ne peut pas être appliqué aux systèmes hautement non linéaires
H_∞	Est robuste face aux incertitudes et aux perturbations	Vulnérable aux défauts naissants. Ne peut pas être appliqué à systèmes hautement non linéaires
SMO	Est robuste face aux incertitudes et aux perturbations	Vulnérable à la faute naissante
PCA	Réduire la dimensionnalité des données.	Ne peut être appliqué qu'aux données de distribution gaussienne
ICA	Peut être appliqué à une distribution non gaussienne	Les données historiques doivent être statistiquement indépendantes et doivent avoir des distributions non gaussiennes
ANN	Capacité à travailler avec les deux gaussiennes distribution et distribution non gaussienne	Besoin d'une quantité importante de données d'entraînement pour obtenir de bonnes performances
Fuzzy	Est robuste face aux incertitudes et aux perturbations.	L'obtention des règles floues si-alors nécessite beaucoup connaissance approfondie du système

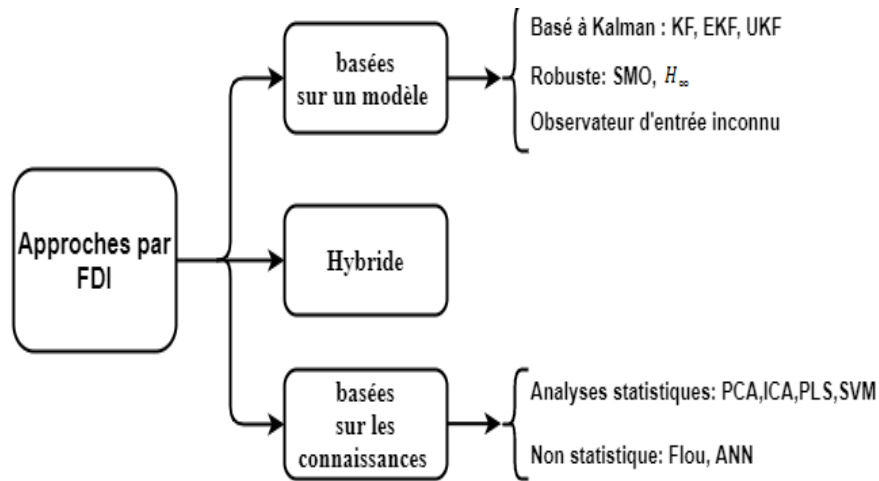


Figure. 1. 9: Classification des approches des FDI en fonction de leur méthodologie.

1.3 Les FTC et les FDI dans la littérature relative aux drones

La détection des défauts et leur isolation dans le contrôle tolérant aux pannes sont devenues des projets de recherche scientifiques très importants pour les véhicules aériens. Les réalisations en cours dans ce domaine de contrôle ont fait l'objet de plusieurs articles donnant un aperçu des techniques les plus récentes.

Plusieurs approches dans la littérature liées aux FTC et FDI sont largement reconnues dans de nombreux articles. En références [35-37], les auteurs présentent une reconfiguration de la conception du système de contrôle lorsqu'il y a une présence de défauts sur les capteurs/actionneurs afin d'assurer les performances dynamiques et la stabilité du système. Les exemples de domaines d'application sont : l'aviation, guidage de terminal d'intercepteur avec des manœuvres de cibles inconnues. Un schéma de contrôle tolérant aux pannes proposé par [38] est conçu de manière à compenser les défaillances des actionneurs de l'UAV en introduisant une surveillance de l'état de santé de coefficients des actionneurs (AHCs) dans l'équation dynamique de rotorcraft UAV (RUAV). Cette approche est basée sur un nouveau filtre de Kalman adaptatif non parfumé (AUKF) utilisé pour estimer activement les défaillances des actionneurs. Un nouveau schéma de FTC basé sur le contrôleur SMC pour une classe de systèmes incertains est développé dans [39], ce contrôleur a un retard d'état variant dans le temps qui est inclus dans la condition d'existence de la surface de glissement. Cette approche présente une bonne performance tolérante aux pannes sur un modèle linéaire d'un aéronef soumis à des incertitudes paramétriques, des défauts d'actionneurs et des perturbations. Une hybridation de deux algorithmes, filtre de Kalman non parfumé (UKF) et la méthode du classificateur bayésien (BC) a été proposé par

[40] pour le diagnostic des défauts d'actionneur des systèmes aériens sans pilote à voilure fixe. L'efficacité du schéma proposé a été démontrée par des simulations. Un contrôleur tolérant aux pannes pour UAV est développé combinant les propriétés des FTC actifs et passifs pour s'adapter à divers types de pannes. Ces FTC garantissent la tolérance aux pannes et économisent également les ressources de l'actionneur et l'effort de calcul du processeur, comme indiqué dans [41-45]. Une architecture FDI pour des pannes totales des actionneurs (perte d'une hélice ou d'un moteur) ou partielles (dégradation) d'un UAV a été proposée dans [46]. Dans cette conception, un observateur linéaire robuste à paramètres variables (LPV), appliqué au sous-système de rotation, est considéré pour détecter les défauts des actionneurs.

Dans [47], les auteurs proposent un schéma de diagnostic de défaut d'un actionneur d'un quadrirotor, cette conception est basée sur observateur H_∞ qui peut à la fois estimer l'actionneur défectueux ainsi l'état du système. La méthodologie a été évaluée au moyen de simulations. Un schéma de détection de défaut basé sur un observateur d'intervalle pour les défauts des actionneurs dans la formation de cinq VTOL est proposé par [48]. Les simulations MATLAB ont prouvé les performances de la méthode proposée. Une hybridation de deux techniques, réseau neuronal convolutif et de mémoire à court terme (CNN-LSTM) a été développée par [49], pour le diagnostic des défauts des actionneurs sur un véhicule à six rotors. Les résultats expérimentaux ont prouvé l'efficacité de la technique. Dans [50], un SMC en cascade est développé pour le contrôle du quadrirotor. La boucle interne responsable de la stabilisation des variables d'altitude et d'attitude est basée sur le contrôle de linéarisation par rétroaction, tandis que la boucle externe qui contrôle la position du quadrirotor est basée sur le SMC. Les résultats de simulation montrent de bonnes performances du contrôleur proposé malgré la présence de perturbations externes. Deux estimateurs adaptatifs non linéaires sont conçus afin d'isoler et d'estimer les défauts partiels de biais des capteurs dans le gyroscope et l'accéléromètre. En plus il y a utilisation d'un observateur en mode glissant pour estimer les angles de roulis et tangage seulement avec accéléromètre [51].

Dans [52, 53], les auteurs proposent un système de contrôle actif tolérant aux pannes (AFTC) contre les défaillances de capteurs/actionneurs pour les véhicules aériens sans pilote (UAV), cette technique est basée sur le filtre de Kalman (KF) et filtre de Kalman à deux étages (TSKF) pour détecter et isoler les capteurs et les actionneurs défectueux. Un schéma de détection et isolation des défauts de capteur sur la position d'un UAV est proposé par [54].

L'estimateur proposé est appliqué pour estimer la sortie contrairement aux observateurs qui estiment l'état. Cette solution a été implémentée et testée en vol sur un Quadrirotor Qball-X4. Dans [55], les auteurs proposent un observateur en mode glissant pour le diagnostic de défaut d'un capteur de vitesse de roue dans un système de freinage antipatinage (ABS) du système d'atterrissage d'un UAV. La faisabilité de l'approche suggérée a été illustrée par simulation. Un nouveau schéma de détection de défauts (FD) (voir Figure. 1. 10) basé sur un observateur adaptatif à réseau neuronal est proposé pour l'UAV afin de détecter les défauts de capteurs et actionneurs ainsi qu'un filtre EKF pour le réglage des coefficients d'apprentissage du réseau neuronal (NN) pour améliorer la précision et la vitesse de réponse de l'observateur NN [56].

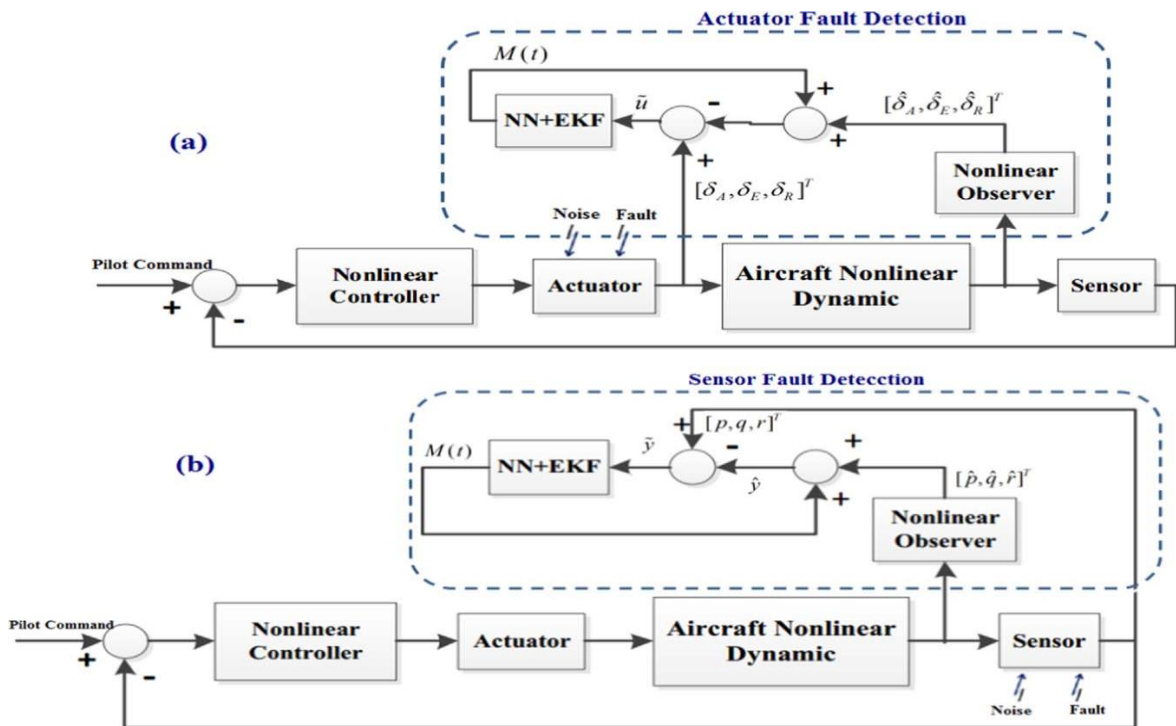


Figure. 1. 10: Schéma général de la technique FD proposée (a) : actionneurs, (b) : capteurs [56].

Une comparaison entre les trois filtres de Madgwick, Mahony et celui de Kalman étendu dans l'estimation de l'orientation d'un mouvement est appliquée sur une unité de mesure magnétique et inertielle (MIMU) embarquée sur un quadricoptère. Les résultats présentés montrent que le filtre de Mahony offre une meilleure estimation que les autres filtres [57]. Un EKF est utilisé pour améliorer la précision de positionnement coopératif de plusieurs UAVs (voir Figure. 1. 11). En cas de défaut sur le GPS, un algorithme de navigation tolérant

aux fautes est proposé basé sur l'EKF lequel permet de garantir une navigation sécurisée [58].

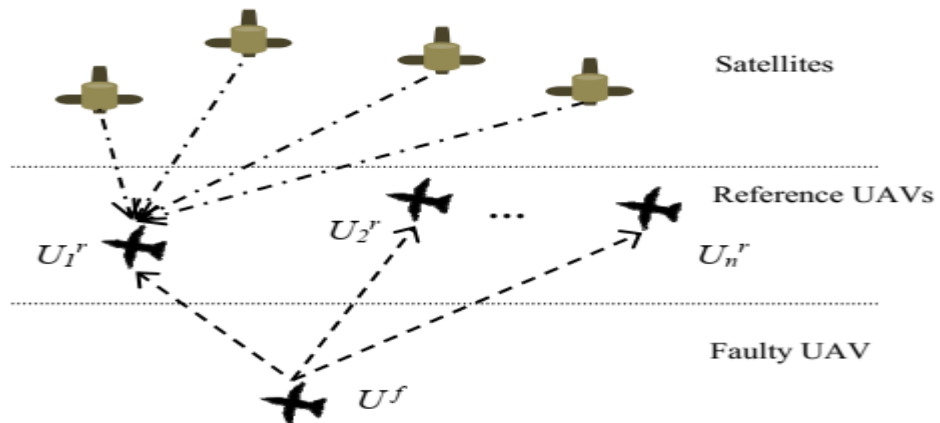


Figure. 1. 11 : Illustration simplifiée du positionnement absolu et du positionnement relatif [58].

Un algorithme de détection et d'isolement des défauts pour l'estimation de l'attitude d'un véhicule aérien sans pilote (UAV) est intégré dans une architecture utilisant des unités de mesure inertielle (IMU) duplex afin de compenser d'éventuelles pannes sur les capteurs (magnétomètres, accéléromètres et gyroscopes). La solution proposée a été testée à partir de données expérimentales d'un drone tri-coptère (voir Figure. 1. 12) [59].

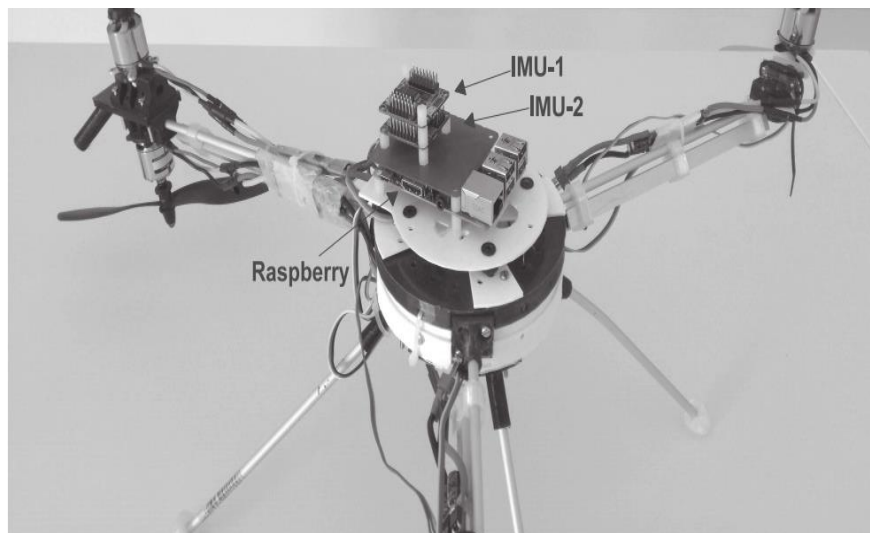


Figure. 1. 12: Montage expérimental pour l'architecture duplex IMU [59].

Une approche de diagnostic des défauts des capteurs a été proposée par [60] (voir Figure. 1. 13). Cette conception basée sur une proportionnelle et multiple intégrale (PMI) pour l'estimation d'entrée et un filtre de détection de défaut (FDF) pour l'estimation des états. Cinq capteurs défectueux tels que le tube de Pitot défectueux, un capteur d'angle d'attaque,

un capteur de dérapage, un accéléromètre et un gyroscope, ont été pris en compte tout au long de l'étude lors d'expériences de vol d'UAV.

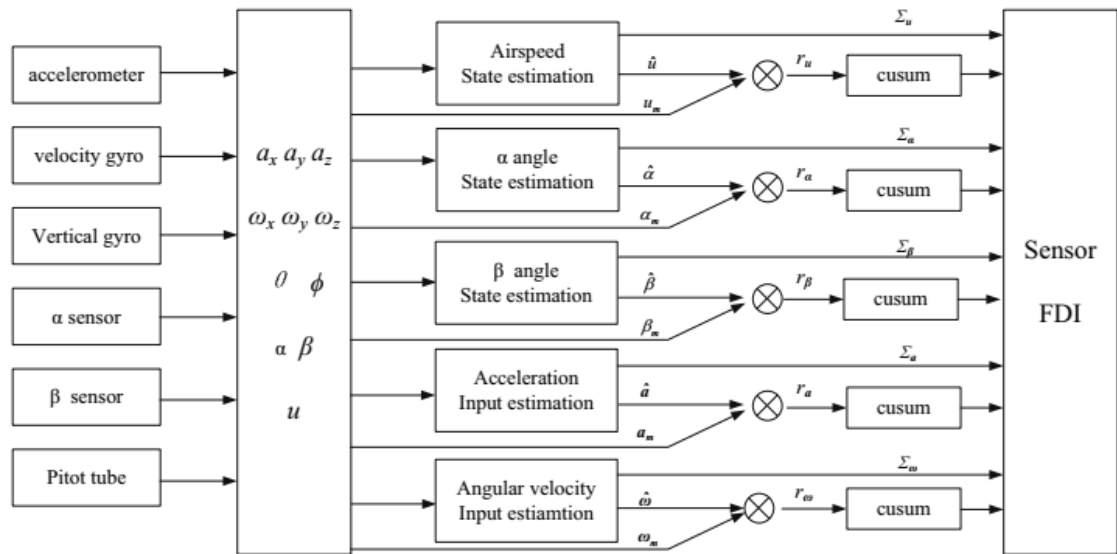


Figure. 1. 13: Un schéma structure du système FDI pour les capteurs UAV [60].

Un schéma de diagnostic de défaut basé sur la vision pour UAV pour des applications en temps réel proposé par [61] est conçu comme première étape pour calculer l'attitude du drone indépendamment de tout autre capteur, cette technique basée sur un algorithme de suivi de l'horizon à l'aide des données visuelles et comme deuxième étape appliqué deux filtres de Kalman pour le diagnostic des défauts dans deux gyroscopes. La méthodologie a été validée via le software ROS. Dans [62], les auteurs proposent un modèle de détection et isolation des défaut (FDI) pour les unités de mesure inertielle (IMU) utilisées dans le système de contrôle d'attitude d'un UAV. Cette technique est basée sur l'approche observateur d'entrée inconnu (UIO) afin de fournir au système FDI des observations d'état.

Un algorithme de diagnostic de panne basé sur un observateur proportionnel-intégral adaptatif non linéaire appliqué sur UAV. Cette approche a été évaluée par simulation [63]. Une structure FTC basée sur un observateur robuste proposé dans [64] pour diagnostiquer les défauts des capteurs pour un drone tri-rotor. A cet effet, un observateur mode de glissement adaptatif a été implémenté pour estimer le défaut dans le cas où le servo arrière est bloqué. L'accommodation a été effectuée à l'aide d'un contrôleur par l'approche de linéarisation à rétroaction. La performance du schéma proposé a été validée par des simulations numériques.

Dans [65], une architecture FTC cascade qui divise la dynamique du système en un sous-système entièrement actionné et un sous-système sous-actionné a été proposé. Le

procédé utilise deux contrôleurs correspondants : un contrôleur en mode glissant à borne rapide non singulière (NFTSMC) et un contrôleur en mode glissant sous-actionné (USSMC). L'algorithme d'optimisation (PSO) a été utilisé pour définir les paramètres des contrôleurs.

Une conception de FTC est appliquée pour un quadricoptère (voir Figure. 1. 14) souffrant de défauts partiels sur les actionneurs. Cette solution est basée sur une banque de contrôleurs contenant un groupe de contrôleurs (SMC), chacun réglé pour un défaut spécifique [66].

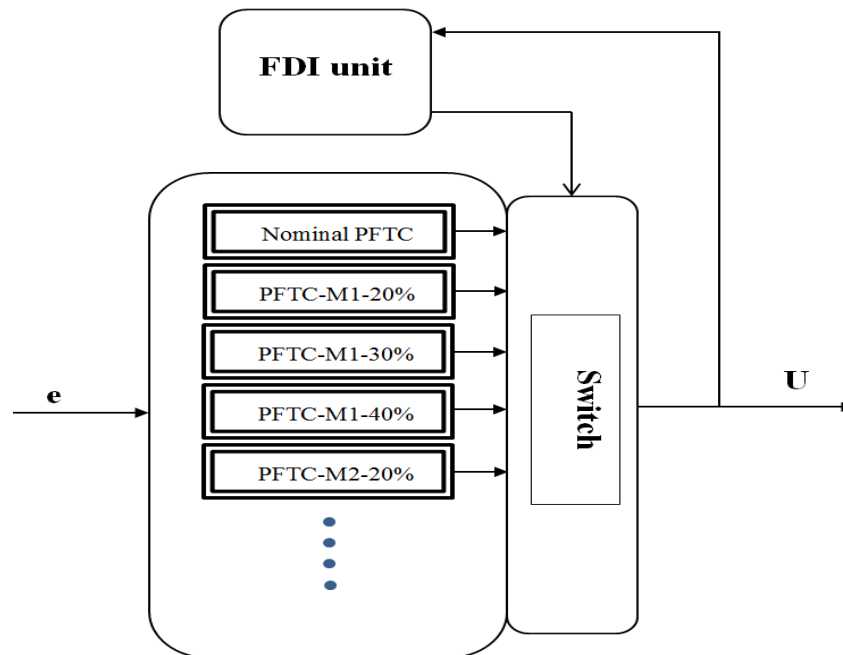


Figure. 1. 14: Un schéma structure du système FDI pour les moteurs UAV [66].

Une stratégie de FDD non linéaire est proposée pour un Hélicoptère à deux degrés de liberté. Elle traite la détection/identification/classification des défauts capteurs, actionneurs et des composants à l'aide d'approches d'estimation d'états stochastiques. Ces approches incluent IMM-EKF et IMM UKF pour plusieurs conditions de défaut. Les résultats obtenus par l'IMM UKF donnent de meilleures performances de détection des défauts [67].

Une nouvelle dynamique tolérante aux pannes de l'accéléromètre d'un véhicule aérien sans pilote à haute altitude et longue endurance est proposée en présence d'un défaut partiel/total au niveau de l'accéléromètre. Cette technique est basée sur le filtre à modèles multiples interactifs (IMM) [68].

Dans [69], l'utilisation d'un nouveau filtre de navigation tolérant aux défauts magnétiques (MFTNF) a pour but de garantir le cap et la position de l'UAV. Cette approche combine un KF primaire utilisant le champ magnétique et un KF principal pour estimer les états d'attitude et de position, ainsi qu'un système AHRS sans magnétomètre comme filtre

de secours secondaire (voir Figure. 1. 15). Une commande active tolérante aux pannes (AFTC) est proposée en présence de défauts partiels sur les capteurs tels le baromètre et le gyroscope suivant l'axe-X de l'UAV. Trois filtres sont testés (EKF, UKF, CKF) pour détecter et isoler les défauts [70].

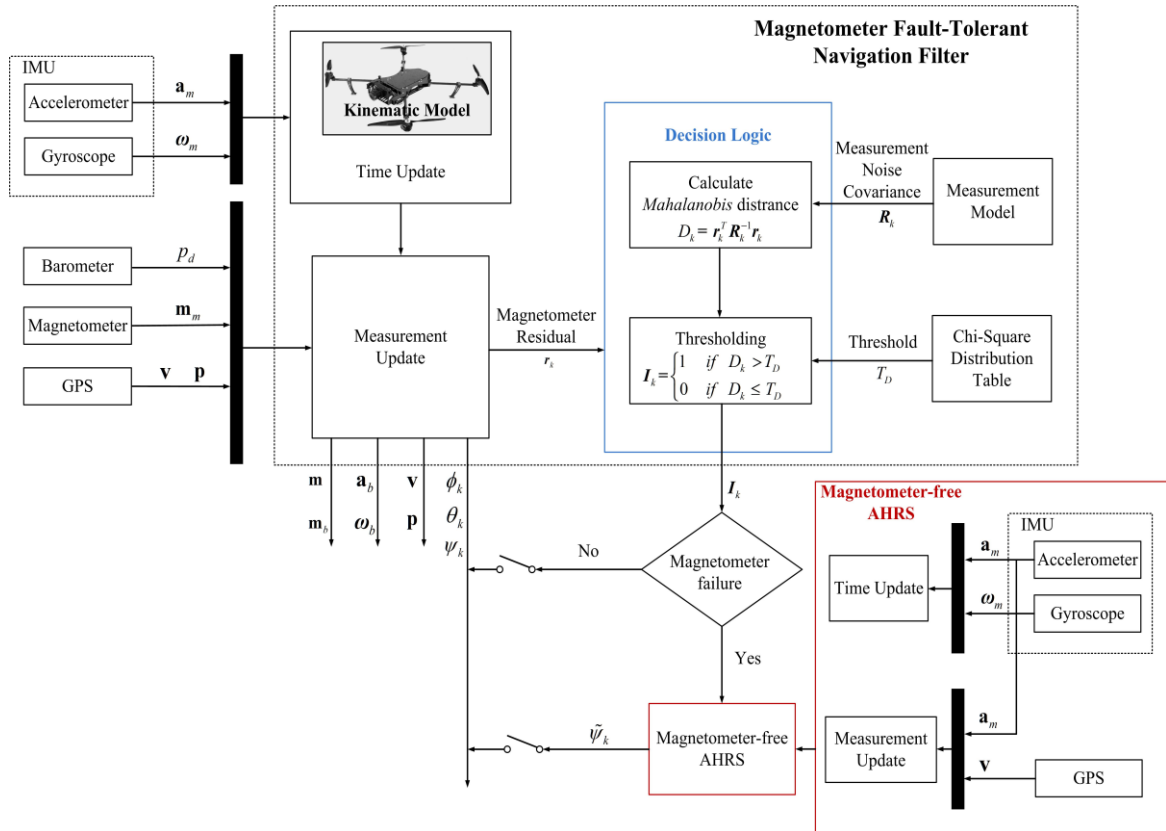


Figure. 1. 15: Schéma de détection des défauts du magnétomètre [69].

1.4 Conclusion

Ce chapitre fournit une vue d'ensemble détaillée de la littérature relative aux drones, les contrôleurs de tolérance aux pannes et la détection et l'isolation des défauts. La première partie couvre les types de drones et leur classification, tandis que la deuxième partie examine les définitions des défauts, les architectures des contrôleurs tolérants aux pannes ainsi que la détection et l'isolation des défauts. Enfin, différentes approches de contrôle de tolérance aux pannes et de détection et d'isolation de défauts ont été discutées en relation avec leur application aux UAV. Grâce à cette étude de la littérature, nous avons acquis une compréhension approfondie des méthodes mises en œuvre avec les drones.

CHAPITRE 2

MODELISATION DYNAMIQUE DU QUADRIROTOR

2.1 Introduction

Pour concevoir un système de contrôle de vol qui soit précis, il est indispensable d'effectuer une analyse minutieuse des mouvements d'un corps rigide, représentés par ses équations dynamiques. Cette étude est nécessaire non simplement pour la conception du contrôleur, mais également pour garantir que les simulations du comportement de l'UAV soient aussi proches que possible de la réalité lorsque la commande est appliquée. Pour atteindre ce but, nous avons recours à des études mécaniques telles que l'approche Newtonienne et celle d'Euler Lagrange.

De nombreuses études de modélisation de drones sont documentées dans la littérature, comme celle présentée par [71] utilisant la méthode d'Euler-Lagrange et celle décrite par [72]. Le modèle présenté par [73, 74] se base sur le formalisme de Newton et inclut la dynamique d'un corps rigide lié au fuselage, ainsi que les forces aérodynamiques générées par les rotors. Ce modèle prend également en compte la dynamique des actionneurs.

Ce chapitre est essentiellement consacré à présenter le modèle mathématique du quadrirotor, suivi par son analyse théorique complète de la dynamique de l'aéronef.

2.2 Composantes du quadrirotor

Durant ces dernières années, le développement des drones connaît un essor croissant au niveau de la structure mécanique et électrique du l'UAV. La partie mécanique contient les hélices, réducteurs et les pieds et la partie électrique comporte les moteurs, caméra et le système embarqué. La Figure. 2. 1 illustre la structure du quadrirotor.

- Les hélices :

Le quadrirotor est équipé de quatre hélices flexibles qui lui permettent de propulser un robot volant pesant environ 2 kg. Chacune de ces hélices doit générer une force de poussée équilibrée. De plus, les pales utilisées dans la construction du quadrirotor ont une forme

vrillée qui leur confère un excellent rendement en termes de poussée et permet ainsi une économie d'énergie [75].

- Moteur électrique :

Afin d'assurer un fonctionnement silencieux et d'optimiser le rapport entre puissance et poids, les moteurs électriques de type brushless sont les plus couramment utilisés dans les drones. De plus, leur conception avec un bobinage fixé au stator permet une inertie réduite, une consommation de courant minimale au démarrage et une dissipation rapide de la chaleur. [76].

- Système embarqué :

Le cœur du drone est sa carte électronique, qui agit comme un cerveau en contrôlant tous les actionneurs et capteurs intégrés à la machine. Elle est responsable de la génération de trajectoires précises et de la production de commandes qui sont appliquées au quadrirotor sous forme de signaux PWM.

- L'ensemble des capteurs :

Les capteurs utilisés dans cette carte ont pour rôle d'effectuer des mesures tridimensionnelles (position, vitesse, orientation, accélération ...) afin de l'exploiter pour les lois de commande. Ces mesures sont effectuées par différents types de capteurs :

-RC transmetteur récepteur : assure les communications (pilote/ quadrirotor).

-Centrale inertielle : cette carte contient trois types de capteurs

- ✓ Gyroscope : le principe de fonctionnement est basé sur la conservation du moment angulaire en mécanique des solides
- ✓ Magnétomètres : le magnétomètre sert à mesurer le champ magnétique terrestre.
- ✓ Accéléromètres : un accéléromètre est un capteur qui, fixé à un mobile, permet de mesurer l'accélération de ce dernier.

-Système de positionnement général GPS : Le GPS est un système de positionnement par satellites, L'utilisation de la localisation par système GPS est très vaste ; elle touche plusieurs domaines (aérien, maritime, etc.).



Figure. 2. 1: La structure du quadrirotor.

2.3 Principe de fonctionnement du quadrirotor

Le quadrirotor est conçu sous la forme d'une croix, souvent construit en fibre de carbone, avec quatre rotors à hélices situés à l'extrémité de chaque branche. Une paire d'hélices située sur une diagonale tournent dans le même sens, tandis que l'autre paire d'hélices tournent dans le sens opposé. Pour assurer une stabilité en lacet ψ , il est nécessaire que deux rotors du même axe tournent dans le même sens et à la même vitesse tandis que les deux autres doivent faire de même mais dans l'autre sens. Le déplacement suivant l'axe des x se produit lorsque le drone fait un angle de tangage θ obtenu à cause de la différence de portance des rotors 1-3 tout en réduisant la vitesse des rotors 2-4. De manière similaire, le déplacement du drone suivant l'axe des y est assuré par un angle de roulis ϕ obtenu suite à la différence de portance des rotors 2-4 tout en réduisant la vitesse des rotors 1-3. La Figure. 2. 2 illustre les différents mouvements du quadrirotor.

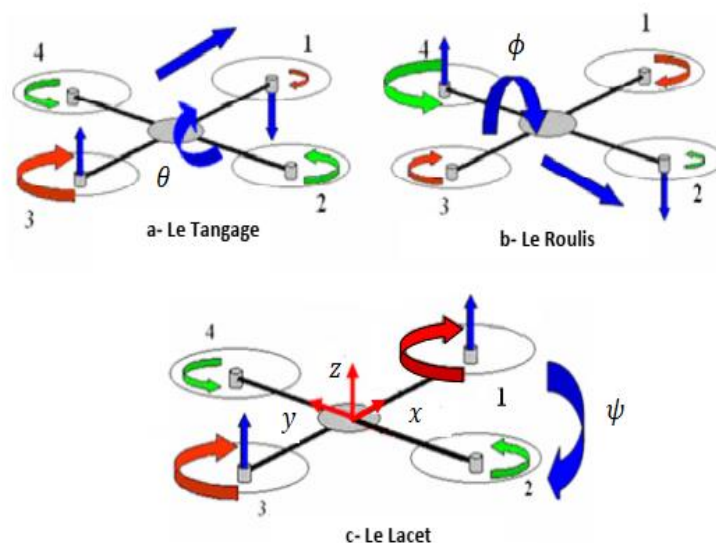


Figure. 2. 2: Les mouvements du quadrirotor.

2.4 Modélisation du quadrirotor

La modélisation des robots volants repose sur le formalisme de Newton-Euler, ce qui est une tâche complexe étant donné la forte non-linéarité, le plein couplage, et la sous-actionnement de la dynamique du système (c'est-à-dire que le nombre d'entrées du système est inférieur au nombre de degrés de liberté). Pour représenter mathématiquement le quadrirotor, plusieurs hypothèses ont été formulées, telles que la nécessité d'avoir une structure du quadrirotor qui soit rigide et symétrique, ce qui conduit à une matrice d'inertie diagonale. En outre, le centre de masse coïncide avec l'origine du repère lié à la structure et les forces de portance et de traînée sont proportionnelles aux carrés de la vitesse de rotation des rotors, ce qui est une approximation très proche du comportement aérodynamique. Ainsi, la dynamique du quadrirotor peut être considérée comme celle d'un corps solide dans l'espace [77]. Les conditions atmosphériques standard de pression et de température ont été utilisées pour ces hypothèses.

2.4.1 Repérage du quadrirotor dans l'espace

L'évaluation du modèle mathématique du quadrirotor nécessite au moins deux repères pour localiser sa position et son orientation (voir Figure. 2. 3), ces repères sont :

- **Le repère terrestre $\{E\}$:**

C'est un trièdre lié à la terre supposée plate et immobile, appelé aussi repère inertiel global, il est noté $E(O_E, X_E, Y_E, Z_E)$ où :

- O_E est l'origine, fixe par rapport à la terre.
- $O_E Z_E$ orienté suivant la verticale ascendante.
- $O_E X_E$ est orienté vers le Nord et $O_E Y_E$ vers l'Est.

- **Le repère normal terrestre lié au quadrirotor $\{B\}$:**

C'est le repère relatif à la mécanique de vol dont les axes sont liés à la géométrie de l'appareil, il est noté $B(O_B, X_B, Y_B, Z_B)$, Le point O_B est un point fixe du quadrirotor (on prend O_B le centre de gravité du quadrirotor G)

De ce fait les paramètres qui déterminent la configuration du quadrirotor sont $(x, y, z, \phi, \theta, \psi, \dot{\xi}, \Omega)$ où :

- x : Coordonnée du centre de gravité G du quadrirotor suivant l'axe $\overrightarrow{X_E}$;
- y : Coordonnée du centre de gravité G du quadrirotor suivant l'axe $\overrightarrow{Y_E}$;
- z : Coordonnée du centre de gravité G du quadrirotor suivant l'axe $\overrightarrow{Z_E}$;
- ϕ : Angle de Roulis: Rotation autour de $\overrightarrow{X_B}$

- θ : Angle de Tangage: Rotation autour de \overrightarrow{Y}_B
- ψ : Angle de Lacet: Rotation autour de \overrightarrow{Z}_B
- $\dot{\xi} = [u, v, w]^T \in \{B\}$, la vitesse linéaire liée au corps du système considéré.
- $\Omega = [p, q, r]^T \in \{B\}$, la vitesse de rotation liée au même corps.

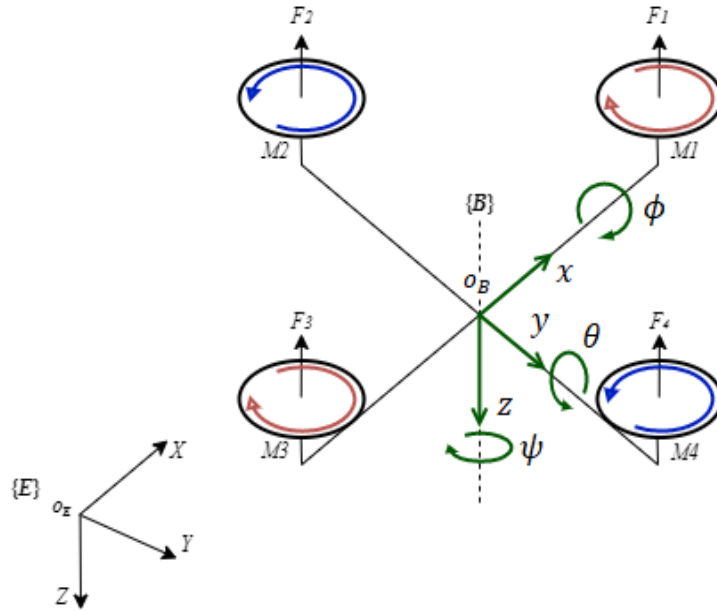


Figure. 2. 3: Système de repères du quadrirotor.

2.4.2 Matrices de passage

On peut exprimer la relation entre les repères du drone, noté $\{B\}$ et le repère inertiel, noté $\{E\}$ à l'aide d'une matrice de rotation orthogonale de dimensions (3×3) , Cette matrice peut être paramétrée par les angles d'Euler (ϕ, θ, ψ) qui représentent respectivement le tangage, le roulis et le lacet, et qui sont couramment utilisés en aéronautique. Le paramétrage de cette matrice s'effectue par le vecteur suivant :

$$\eta_2 = (\phi, \theta, \psi)^T \quad (2. 1)$$

Une première rotation autour de \overrightarrow{X}_B par l'angle ϕ traduite par la matrice :

$$R(X_B, \phi) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c\phi & s\phi \\ 0 & -s\phi & c\phi \end{bmatrix} \quad (2. 2)$$

Rotation autour de \overrightarrow{Y}_B par l'angle θ :

$$R(Y_B, \theta) = \begin{bmatrix} c\theta & 0 & -s\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ s\theta & 0 & c\theta \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Et la dernière rotation autour de \vec{Z}_B par l'angle ψ est définie par :

$$R(Z_B, \psi) = \begin{bmatrix} c\psi & s\psi & 0 \\ -s\psi & c\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

La transformation qui permet de passer du repère local $\{B\}$ vers le repère global $\{E\}$ est donnée par : $R(\phi, \theta, \psi) = R(Z_B, \psi)R(Y_B, \theta)R(X_B, \phi)$. (voir Figure. 2. 4). En effectuant le produit de ces trois matrices on obtient :

$$R(\phi, \theta, \psi) = \begin{bmatrix} c\theta c\psi & c\psi s\theta s\phi - s\psi c\phi & c\psi s\theta c\phi + s\psi s\phi \\ c\theta s\psi & s\psi s\theta s\phi + c\psi c\phi & s\psi s\theta c\phi - c\psi s\phi \\ -s\theta & c\theta s\phi & c\theta c\phi \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

A partir de cette matrice R , nous pouvons établir une relation entre la vitesse de l'UAV exprimée dans son propre repère mobile et sa vitesse exprimée dans le repère inertiel.

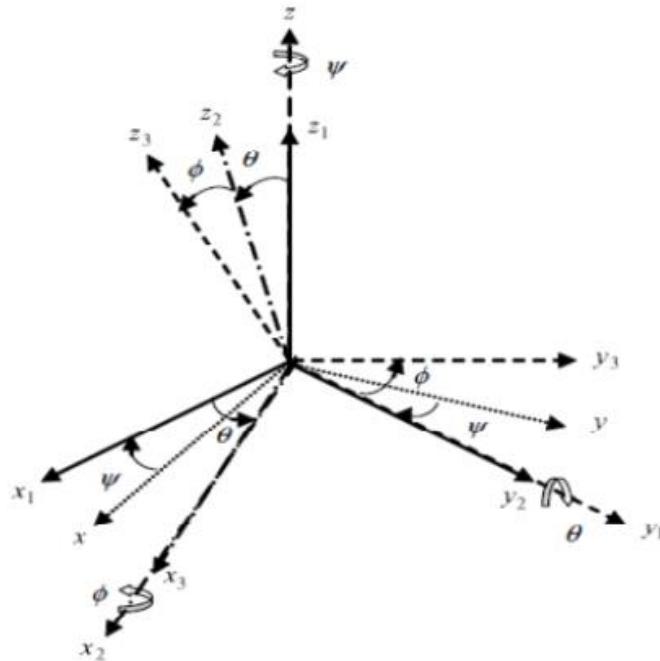


Figure. 2. 4: Rotations successives définissant les pseudos angles d'Euler.

2.4.3 Modèle mathématique du quadrirotor

Plusieurs auteurs se sont penchés sur la modélisation du quadrirotor, comme en témoignent les références bibliographiques [74, 78]. Cette modélisation est considérée comme étant la première étape pour élaborer une loi de commande efficace et mettre en œuvre notre estimateur, à savoir le Filtre de Kalman. Tout d'abord, nous allons décrire la dynamique de translation des coordonnées cartésiennes de position et de vitesse dans le repère terrestre fixe, puis nous aborderons la dynamique de rotation qui décrit l'attitude et l'orientation du drone dans le repère terrestre fixe.

• Dynamique de translation

La dynamique de translation du quadrirotor donnée par la 1e loi du mouvement de Newton qui relie l'accélération linéaire du centre de masse du quadri-rotor.

$$m\ddot{\xi} = \sum F_{ext \rightarrow frame} \quad (2.6)$$

Avec ξ est le vecteur de position du quadrirotor, m la masse totale du quadrirotor et F_{ext} les forces extérieures appliquées au quadrirotor qui sont donnés par :

$$\sum F_{ext} = F_f + F_t + F_g \quad (2.7)$$

F_f : est la force totale générée par les quatre rotors, elle est donnée par :

$$F_f = R(\phi, \theta, \psi) \left[0 \ 0 \ \sum_{i=1}^4 F_i \right]^T \quad (2.8)$$

où

$$F_i = K_p \omega_i^2 \quad (2.9)$$

Où F_i est la force de portance générée par le rotor i , proportionnelle au carré de la vitesse angulaire ω_i , K_p est la constante de portance.

F_t : la force de traînée selon les axes (X_B, Y_B, Z_B) , elle est donnée par :

$$F_t = \begin{bmatrix} -K_{ftx} & 0 & 0 \\ 0 & -K_{fity} & 0 \\ 0 & 0 & -K_{ftz} \end{bmatrix} \dot{\xi} \quad (2.10)$$

K_{ftx} , K_{fity} et K_{ftz} : Les coefficients de traînée de translation.

F_g : force de gravité, elle est donnée par :

$$F_g = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -mg \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

On remplace chaque force par sa formule, on trouve :

$$m \begin{bmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c\phi c\psi s\theta + s\phi s\psi \\ c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi \\ c\phi c\theta \end{bmatrix} \sum_{i=1}^4 F_i - \begin{bmatrix} K_{ftx}\dot{x} \\ K_{fity}\dot{y} \\ K_{ftz}\dot{z} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -mg \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

On obtient alors les équations différentielles qui définissent le mouvement de translation :

$$\begin{cases} \ddot{x} = \frac{1}{m} (c\phi c\psi s\theta + s\phi s\psi) \left(\sum_{i=1}^4 F_i \right) - \frac{K_{ftx}}{m} \dot{x} \\ \ddot{y} = \frac{1}{m} (c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi) \left(\sum_{i=1}^4 F_i \right) - \frac{K_{fity}}{m} \dot{y} \\ \ddot{z} = \frac{1}{m} (c\phi c\theta) \left(\sum_{i=1}^4 F_i \right) - \frac{K_{ftz}}{m} \dot{z} - g \end{cases} \quad (2.13)$$

• Dynamique de rotation

La dynamique de rotation du quadrirotor est exprimée par la seconde loi de Newton. Le moment cinétique est défini par :

$$J\dot{\Omega} = \sum \Gamma_{ext \rightarrow frame} \quad (2.14)$$

La matrice d'inertie J est supposée constante (il n'y a pas de changement de poids), Γ_{ext} les couples extérieurs sont donnés par :

$$\sum \Gamma_{ext} = \Gamma_f + \Gamma_a + \Gamma_g \quad (2.15)$$

Le moment produit par le quadri-rotor :

$$\Gamma_f = \begin{bmatrix} d(F_3 - F_1) \\ d(F_4 - F_2) \\ C_D(\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2) \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

Le couple de frottement aérodynamique :

$$\Gamma_a = \begin{bmatrix} -K_{fax} & 0 & 0 \\ 0 & -K_{fay} & 0 \\ 0 & 0 & -K_{faz} \end{bmatrix} \Omega^2 \quad (2.17)$$

Le couple gyroscopique :

$$\Gamma_g = \sum_{i=1}^4 \Omega \wedge J_r \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ (-1)^{i+1} \omega_i \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

Avec d la distance entre le centre de gravité du quadrotor et l'axe de rotation des hélices, et C_D est le coefficient de traînée de rotation, K_{fax} , K_{fay} et K_{faz} sont les coefficients de frottement aérodynamiques et J_r l'inertie du rotor.

L'équation de mouvement est donnée par :

$$\begin{bmatrix} \dot{p} \\ \dot{q} \\ \dot{r} \end{bmatrix} = \frac{1}{J} \begin{bmatrix} p \\ -q \\ r \end{bmatrix} \wedge J \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} + \Gamma_f - \Gamma_a - \Gamma_g \quad (2.19)$$

Tel que :

$$\begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -s\theta \\ 0 & c\phi & c\theta s\phi \\ 0 & -s\phi & c\phi c\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

$$J = \begin{bmatrix} I_x & 0 & 0 \\ 0 & I_y & 0 \\ 0 & 0 & I_z \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

On remplace chaque moment par la formule correspondante, on trouve les équations différentielles définissant le mouvement de rotation :

$$\begin{cases} I_x \ddot{\phi} = -\dot{\theta}\dot{\psi}(I_z - I_y) - J_r \bar{\Omega} \dot{\theta} - K_{fax} \dot{\phi}^2 + db(\omega_4^2 - \omega_2^2) \\ I_y \ddot{\theta} = \dot{\phi}\dot{\psi}(I_z - I_x) - J_r \bar{\Omega} \dot{\phi} - K_{fay} \dot{\theta}^2 + db(\omega_3^2 - \omega_1^2) \\ I_z \ddot{\psi} = -\dot{\phi}\dot{\theta}(I_y - I_x) - K_{faz} \dot{\psi}^2 + d(\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2) \end{cases} \quad (2.22)$$

Avec :

$$\bar{\Omega} = \omega_1 - \omega_2 + \omega_3 - \omega_4 \quad (2.23)$$

De ce fait le modèle dynamique complet qui régit le quadri-rotor est le suivant :

$$\begin{cases} \ddot{\phi} = \frac{(I_x - I_y)}{I_z} \dot{\psi} \dot{\theta} - \frac{K_{fax}}{I_x} \dot{\phi}^2 - \frac{J_r}{I_x} \bar{\Omega} \dot{\theta} + \frac{d}{I_x} u_2 \\ \ddot{\theta} = \frac{(I_z - I_x)}{I_y} \dot{\psi} \dot{\phi} - \frac{K_{fay}}{I_y} \dot{\theta}^2 + \frac{J_r}{I_y} \bar{\Omega} \dot{\phi} + \frac{d}{I_y} u_3 \\ \ddot{\psi} = \frac{(I_x - I_y)}{I_z} \dot{\phi} \dot{\theta} - \frac{K_{faz}}{I_z} \dot{\psi}^2 + \frac{C_D}{I_z} u_4 \end{cases} \quad (2.24)$$

$$\begin{cases} \ddot{x} = -\frac{K_{fdx}}{m} \dot{x} + \frac{u_x}{m} u_1 \\ \ddot{y} = -\frac{K_{fdy}}{m} \dot{y} + \frac{u_y}{m} u_1 \\ \ddot{z} = a_{11} \dot{z} - g + \frac{(c\phi c\theta)}{m} u_1 \end{cases} \quad (2.25)$$

Avec

$$\begin{cases} u_x = \cos\phi \sin\theta \cos\psi + \sin\phi \sin\psi \\ u_y = \cos\phi \sin\theta \sin\psi - \sin\phi \cos\psi \end{cases} \quad (2.26)$$

Où u_1 est la force de portance totale sur le corps dans l'axe, u_2, u_3 et u_4 sont les couples de tangage, roulis et lacet respectivement, lesquelles sont considérées comme étant les entrées de commande du système.

L'écriture des entrées de commande en fonction des vitesses des rotors est comme suit :

$$\begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_p & K_p & K_p & K_p \\ -K_p & 0 & K_p & 0 \\ 0 & -K_p & 0 & K_p \\ C_D & -C_D & C_D & -C_D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_1^2 \\ \omega_2^2 \\ \omega_3^2 \\ \omega_4^2 \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

En inversant cette matrice, nous obtenons la correspondance désirée noté M

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \omega_1^2 \\ \omega_2^2 \\ \omega_3^2 \\ \omega_4^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{4K_p} & 0 & \frac{1}{2K_p} & -\frac{1}{4C_d} \\ \frac{1}{4K_p} & -\frac{1}{2K_p} & 0 & \frac{1}{4C_d} \\ \frac{1}{4K_p} & 0 & -\frac{1}{2K_p} & -\frac{1}{4C_d} \\ \frac{1}{4K_p} & \frac{1}{2K_p} & 0 & \frac{1}{4C_d} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

• Liaisons non holonomes

De l'équation (2.25) nous pouvons extraire les expressions des contraintes non holonomes qui représentent les relations entre les deux angles ϕ et θ et les composantes de l'accélération.

$$\begin{cases} \theta = \arcsin((u_x \cos\psi + u_y \sin\psi) / \cos\phi) \\ \phi = \arcsin(u_x \sin\psi - u_y \cos\psi) \end{cases} \quad (2.29)$$

Avec :

$$\begin{cases} u_x = m(\ddot{x} + \frac{K_{fdx}}{m}\ddot{x}) / u_1 \\ u_y = m(\ddot{y} + \frac{K_{fdy}}{m}\ddot{y}) / u_1 \end{cases} \quad (2.30)$$

- **Représentation d'état du système**

Pour un système physique il existe une multitude de représentations d'état. Pour mettre le système sous forme d'état, on a choisi le vecteur comme suit [79] :

$$\begin{aligned} X &= [\phi \ \dot{\phi} \ \theta \ \dot{\theta} \ \psi \ \dot{\psi} \ x \ \dot{x} \ y \ \dot{y} \ z \ \dot{z}]^T \\ &= [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6 \ x_7 \ x_8 \ x_9 \ x_{10} \ x_{11} \ x_{12}]^T \end{aligned} \quad (2.31)$$

On obtient la représentation d'état suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = a_1\dot{\psi}\dot{\theta} + a_2\dot{\phi}^2 + a_3\bar{\Omega}\dot{\theta} + b_1u_2 \\ \dot{x}_3 = x_4 \\ \dot{x}_4 = a_4\dot{\psi}\dot{\phi} + a_5\dot{\theta}^2 + a_6\bar{\Omega}\dot{\phi} + b_2u_3 \\ \dot{x}_5 = x_6 \\ \dot{x}_6 = a_7\dot{\phi}\dot{\theta} + a_8\dot{\psi}^2 + b_3u_4 \\ \dot{x}_7 = x_8 \\ \dot{x}_8 = a_9\dot{x} + (u_x u_1)/m \\ \dot{x}_9 = x_{10} \\ \dot{x}_{10} = a_{10}\dot{y} + (u_y u_1)/m \\ \dot{x}_{11} = x_{12} \\ \dot{x}_{12} = a_{11}\dot{z} + \frac{(c\phi c\theta)u_1}{m} - g \end{array} \right. \quad (2.32)$$

Avec :

$$\left\{ \begin{array}{l} a_1 = \frac{I_x - I_y}{I_z}, a_2 = \frac{-K_{f ax}}{I_x}, a_3 = \frac{-J_r}{I_x} \\ a_4 = \frac{I_z - I_x}{I_y}, a_5 = \frac{-K_{f ay}}{I_y}, a_6 = \frac{J_r}{I_y} \\ a_7 = \frac{I_x - I_y}{I_z}, a_8 = \frac{-K_{f az}}{I_z}, a_9 = \frac{-K_{f dx}}{m} \\ a_{10} = \frac{-K_{f dy}}{m}, a_{11} = \frac{-K_{f dy}}{m} \\ b_1 = \frac{d}{I_x}, b_2 = \frac{d}{I_y}, b_3 = \frac{1}{I_z} \end{array} \right. \quad (2.33)$$

• Dynamique des rotors

Les quadrirotors sont équipés de moteurs à courant continu qui font tourner une hélice à l'aide d'un réducteur. Les équations différentielles ci-dessous décrivent la façon dont le rotor se comporte dynamiquement [80, 81] :

$$J_r \dot{\omega}_i = \tau_i - \rho_i, \quad i \in \{1,2,3,4\} \quad (2.34)$$

Avec : τ_i est le couple d'entrée, et ρ_i le couple généré par le rotor i qui est donné par :

$$\rho_i = d\omega_i^2 \quad (2.35)$$

Afin de garantir la commande du quadrirotor, il est impératif d'implémenter une boucle de régulation de vitesse qui s'assurera que les vitesses $\omega_{d,i}$ mesurées correspondent aux vitesses ω_i souhaitées. Ces vitesses désirées peuvent être déterminées de la manière suivante:

$$\bar{\omega}_d = M^{-1}U \quad (2.36)$$

Avec : $\bar{\omega}_d = [\omega_{d1}^2, \omega_{d2}^2, \omega_{d3}^2, \omega_{d4}^2]^T, u = [u_1, u_2, u_3, u_4]^T$, et M est une matrice non singulière, elle obtenue à partir de l'équation (2. 28)

On définit l'erreur de vitesse :

$$\bar{\omega}_i = \omega_i - \omega_{d,i} \quad (2.37)$$

Pour commander ces moteurs, il est indispensable de connaître la tension d'entrée V_i de chacun d'entre eux. Nous pouvons supposer que les quatre moteurs sont identiques et que leur inductance est très faible. En conséquence, le modèle utilisé pour décrire le fonctionnement de ces moteurs est le suivant :

$$\begin{cases} V_i = Ri + K_e \omega_i \\ K_m i = J_r \frac{d\omega_i}{dt} + C_s + K_r \omega_i \end{cases} \quad (2.38)$$

Avec : R est la résistance interne du moteur, K_e , K_m sont des constantes des couples électrique et mécanique respectivement, J_r désigne l'inertie du rotor, C_s est le frottement
Les paramètres du quadrirotor sont résumés dans le tableau suivant :

Tableau 2. 1: Valeurs des paramètres du quadrirotor utilisé [79]

Paramètre	Valeur
m	0.486 (Kg)
I_x	$3.8278e^{-3} N.m/rad/s^2$
I_y	$3.8278e^{-3} (N.m/rad/s^2)$
I_z	$7.6566e^{-3} (N.m/rad/s^2)$
g	9.8 (ms^{-2})
d	0.25(m)
K_{fax}	$5.5670e^{-4} (N/rad/s)$
K_{fay}	$5.5670e^{-4} (N/rad/s)$
K_{faz}	$6.3540e^{-4} (N/rad/s)$
K_{fdx}	$5.5670e^{-4} (N/m/s)$
K_{fdy}	$5.5670e^{-4} (N/m/s)$
K_{fdz}	$6.3540e^{-4} (N/m/s)$
K_p	$2.9842e^{-5} (N.m/rad/s)$
C_D	$3.2320e^{-7} (N.m/rad/s)$
J_r	$2.8385.e^{-5} (N.m/rad/s^2)$
R	0.4 (ohm)
C_s	$5.3826e^{-3}$
K_e	0.0216
K_m	$3.4629e^{-7}$

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes pièces constitutives du quadrirotor ainsi que leur principe de fonctionnement. Nous avons également exposé le modèle dynamique du quadrirotor en utilisant le formalisme de Newton Euler et avons examiné les différents phénomènes physiques qui ont un impact sur son comportement, afin d'obtenir une modélisation la plus précise possible. Cette modélisation a permis de mettre en évidence que le quadrirotor est un système sous-actionné, non-linéaire et multi-variables, et que nous l'utiliserons pour la synthèse des lois de commande et d'estimation.

Notre attention sera portée sur la commande par mode de glissement dans le chapitre suivant, ainsi que sur les différentes stratégies d'optimisation métaheuristique qui peuvent être appliquées pour ajuster les gains du contrôleur.

CHAPITRE 3

CONTROLE DU QUADRIROTOR A L'AIDE D'ALGORITHMES METAHEURISTIQUES

3.1 Introduction

Afin de contrôler le quadrirotor correctement, il est important de bien préciser la loi de commande appliquée à celui-ci vu la complexité de son contrôle et de sa dynamique. Ce genre de système étant non linéaire, couplé, de nature instable et sous-actionné, les correcteurs classiques deviennent impuissants par rapport à ce type de phénomènes qui conduisent souvent à des résultats moins performants. Pour surmonter ce problème, nous avons opté pour une commande non linéaire à mode de glissement optimisé, stabilisante en termes de translation et d'orientation.

Cette commande traite le problème de poursuite d'un modèle de référence suivant les trois axes (x, y, z) et l'angle du lacet ψ . Plusieurs contrôleurs à mode de glissement sont implémentés sur le quadrirotor ayant pour but de contrôler la position (x, y) , l'altitude pour l'axe vertical z et l'attitude (ϕ, θ, ψ) , ainsi que l'introduction des contraintes non holonomes qui génèrent les angles de roulis et de tangage désirés (ϕ_d, θ_d) . Le schéma synoptique ci-dessous présente la stratégie de commande adoptée.

L'objectif visé dans ce chapitre est de présenter la synthèse de la loi de commande non linéaire basée sur le mode de glissement. En outre, il est question de donner un aperçu des méthodes métaheuristiques utilisées pour prendre en compte les contraintes dans les problèmes d'optimisation [82, 83]. Enfin, nous avons fait appel à trois techniques d'optimisation : « essais particuliers », « loup gris » et « équilibre », afin de trouver les coefficients appropriés pour ces contrôleurs.

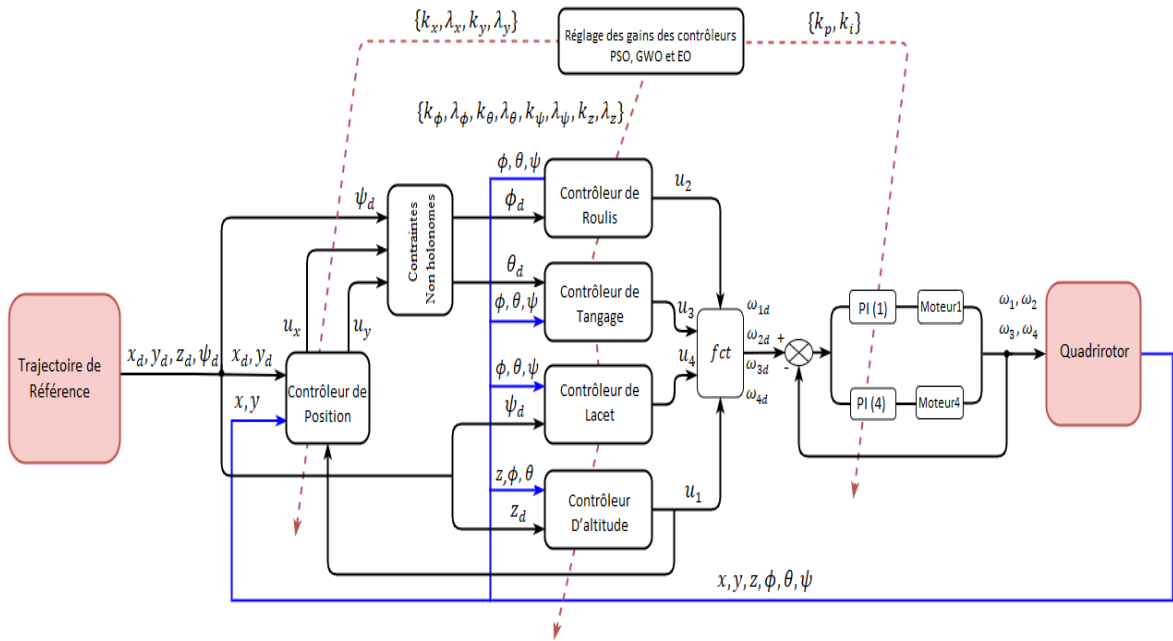


Figure. 3. 1: Schéma de commande du quadrirotor basé sur des techniques Métaheuristiques.

Dans ce qui suit nous effectuons des tests de simulation de ces trois techniques d'optimisation avec différents scénarios (cas nominal, cas dégradé). Finalement, l'algorithme EO a été évalué, dans le cadre d'une étude comparative avec le PSO et GWO.

3.2 Théorie de la commande par mode de glissement

Dans les années 60, la commande par mode de glissement a connu une avancée théorique significative, grâce notamment aux travaux du mathématicien russe A. Fillipov [84, 85], qui se sont appuyés sur les équations différentielles ordinaires à second membre discontinu. Les chercheurs Emilyanov en 1967 et V. Utkin en 1977 [86-88] ont également contribué à cette avancée. La technique de commande par mode de glissement consiste à amener la trajectoire d'état d'un système vers une surface de glissement, puis de la faire commuter autour de cette surface à l'aide d'une logique de commutation adaptée jusqu'à ce qu'elle atteigne le point d'équilibre déclenchant, d'où le phénomène de glissement [89].

3.2.1 Commande à structure variable

Les systèmes de contrôle à structure variable sont des systèmes de commande non linéaires et leur loi de commande se modifie d'une manière discontinue. La caractéristique principale de cette structure est basée sur la commutation de la commande qui est en fonction des variables d'état du système, utilisées pour créer une surface (hyperplan) dite surface de glissement dont le but est d'amener la trajectoire d'état vers celle définie par l'équation de

cette surface. La trajectoire dans le plan de phase (système du deuxième ordre) est constituée de trois parties distinctes (voir Figure. 3. 2) [90].

- **Le mode de convergence (MC)**

La trajectoire d'état dans ce régime se déplace de n'importe quel point initial dans le plan de phase et tend vers la surface de commutation ($S(x) = 0$). Ce régime correspond à une oscillation de fréquence infinie et d'amplitude nulle et est caractérisé par la loi de commande et le critère de convergence.

- **Le mode de glissement (MG)**

La trajectoire d'état dans ce régime atteint la surface de glissement $S(x)$, jusqu'à au point d'équilibre. La dynamique dans ce mode est caractérisée par le choix de la surface de glissement.

- **Le mode du régime permanent (MRP)**

Ce mode a été ajouté pour permettre d'amener la réponse du système autour de son point d'équilibre (origine du plan de phase). Il est caractérisé par la qualité et les performances de la commande.

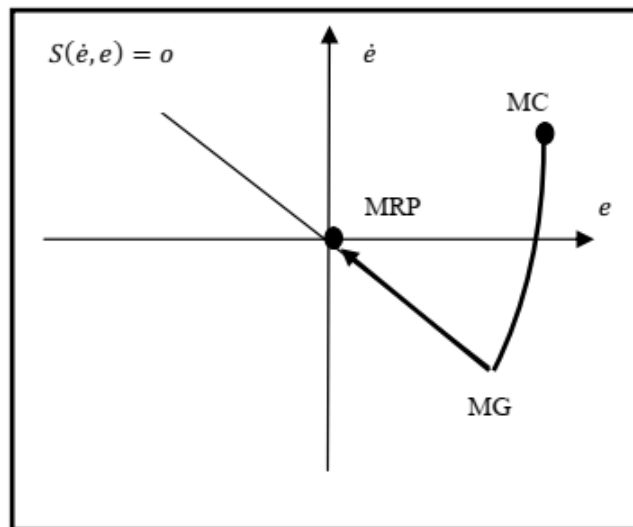


Figure. 3. 2: Différents modes pour la trajectoire dans le plan de phase.

3.2.2 Conception de la commande par modes glissants

La méthode de conception d'un contrôleur à l'aide du mode glissant $u(x, t)$ implique trois étapes clés. Tout d'abord, il faut choisir une surface de glissement qui permettra à la trajectoire d'état du système de converger vers le point d'équilibre souhaité. Ensuite, il est nécessaire d'établir les conditions d'existence du mode de glissement, qui sont liées à la convergence de la trajectoire d'état vers le point d'équilibre. Finalement, il faut concevoir

une loi de commande qui maintiendra toujours le système dans cette région et maintiendra les conditions de glissement pour assurer l'attractivité du système. La Figure. 3. 3 illustre la structure de contrôle basée sur le mode glissant.

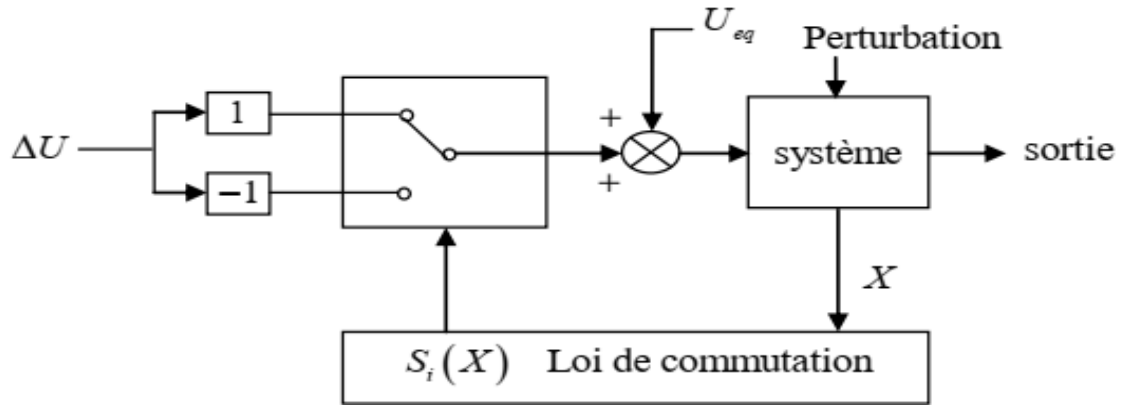


Figure. 3. 3: Structure de contrôle par mode de glissement.

- **Choix de la surface du glissement**

Le choix de la surface de glissement repose sur deux facteurs importants : le nombre de surfaces de glissement nécessaires et leur forme, qui doivent être sélectionnés en fonction de l'application et des objectifs recherchés. D'après les références [86, 91], différentes formes de surface de glissement peuvent être utilisées pour améliorer les performances selon l'utilisation souhaitée. En conséquence, le choix de la forme de surface de glissement doit être déterminé en fonction de l'application envisagée. L'une de ces formes populaires est l'hyperplan passant par l'origine de l'espace, proposée par Slotine, elle est donnée par :

$$S(x) = \left(\frac{d}{dt} + \lambda_i \right)^{r-1} e(x) \quad (3.1)$$

Où x est la variable à commander, $e(x)$ l'écart de la variable à régler et $e(x) = x_{ref} - x$, λ_i une constante positive qui interprétera la pente de la surface de glissement et r représente le degré relatif du système.

Remarque 1 : Le degré relatif r signifie de manière simplifiée que la commande u n'apparaît d'abord explicitement que dans la $r^{ième}$ dérivée temporelle de S .

La Figure. 3. 4 illustre la stratégie de commande qui garantit que les trajectoires du système se déplacent et tendent vers la surface de glissement $S(x) = 0$.

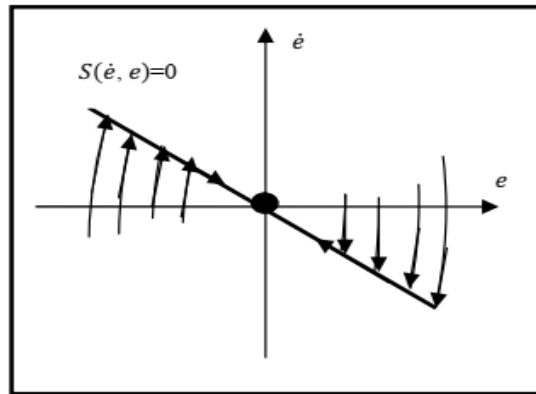


Figure. 3. 4: Surface de glissement.

- **La condition de convergence et d'existence**

Les conditions d'existence et de convergence du mode de glissement est la nécessité d'avoir une trajectoire d'état qui converge vers la surface de glissement. Il y'a deux considérations correspondant au mode de convergence de l'état du système qui sont présentés [90] :

a. **Approche directe**

C'est l'approche la plus ancienne, elle a été proposée par Emilyanov et Utkin. Il s'agit de donner à la surface de glissement une dynamique dirigée vers zéro. En d'autres termes :

$$\begin{cases} \dot{S}(x) > 0 & \text{lorsque } S(x) < 0 \\ \dot{S}(x) < 0 & \text{lorsque } S(x) > 0 \end{cases} \quad (3.2)$$

Ces deux inégalités peuvent être formulées par la condition suffisante suivante :

$$\dot{S}(x).S(x) < 0 \quad (3.3)$$

b. **Approche de LYAPUNOV**

L'approche de Lyapunov est une fonction scalaire définie positive $V(x) > 0$ pour les variables d'état du système, l'idée principale est de choisir une fonction scalaire $S(x)$ qui garantit l'attraction de la variable à contrôler vers sa valeur de référence afin de s'assurer la stabilité du système et de construire une commande u . La fonction de Lyapunov est définie par :

$$V(x) = \frac{1}{2}S^2(x) \quad (3.4)$$

La dérivée de cette fonction est :

$$\dot{V}(x) = \dot{S}(x) \cdot S(x) \quad (3.5)$$

Pour que la fonction de Lyapunov décroisse, il suffit d'assurer que sa dérivée est négative. Ceci est vérifié si la condition de l'équation (3.3) est vérifiée, L'équation (3.4) explique que le carré de la distance vers la surface mesurée par $S^2(x)$ diminue tout le temps, contraignant la trajectoire du système à se diriger vers la surface dans les deux côtés [92].

3.2.3 Détermination de la commande

La commande u est construite de façon à s'assurer que les trajectoires d'état du système ont atteint la surface de glissement, tout en maintenant la condition du mode glissant de sorte que la sortie du système converge vers une sortie désirée. La structure d'un contrôleur par mode de glissement contient deux termes [86, 93, 94].

$$u = u_{gliss} + u_{eq} \quad (3.6)$$

u_{gliss} : Le glissement est utile pour compenser les incertitudes du modèle. Il existe plusieurs formes pour cette commande où la condition d'existence est vérifiée. Elle est généralement de la forme :

$$u_{gliss} = -K_{gliss} \text{sign}(S) \quad (3.7)$$

Où $\text{sign}(S(x, t))$ est la fonction définie par :

$$\text{sign}(S(x, t)) = \begin{cases} -1 & \text{si } S(x, t) < 0 \\ 1 & \text{si } S(x, t) > 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

Avec $K_{gliss} > 0$

$$\dot{S}(x) S(x) = -K_{gliss} S \text{sign}(S) < 0 \quad (3.9)$$

Ou encore :

$$\dot{S} S = -K_{gliss} |S| < 0 \quad (3.10)$$

u_{eq} étant la commande équivalente ou nominale, déterminée par le modèle du système qui sert à maintenir l'état sur la surface de glissement $S(x) = 0$. (Voir Figure. 3.5)

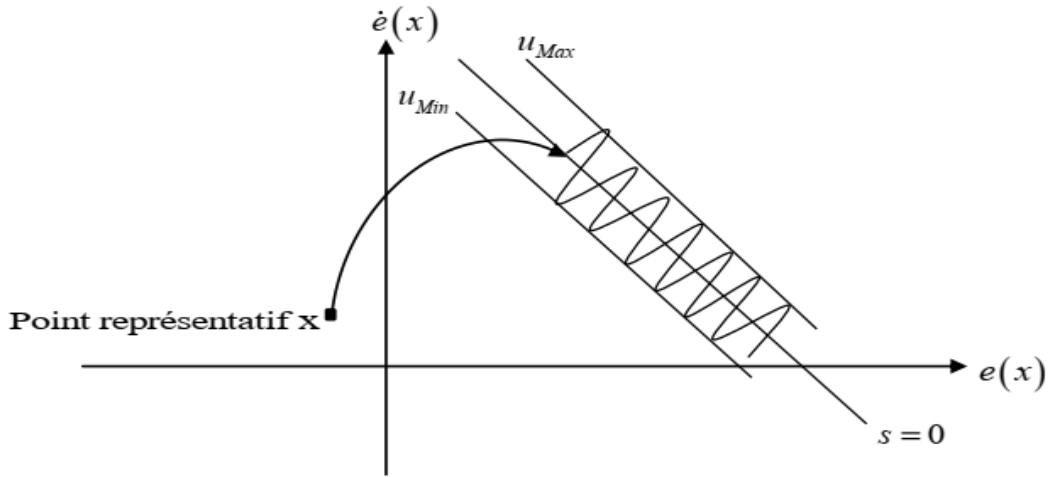


Figure. 3. 5: Mode de glissement.

Considérons le système non linéaire suivant :

$$\dot{x}(t) = f(x) + g(x)u \quad (3.11)$$

La commande u_{eq} est calculée à partir de la condition d'invariance de la surface :

$$\begin{cases} S(x, t) = 0 \\ \dot{S}(x, t) = 0 \end{cases} \quad (3.12)$$

Ce que revient à l'expression

$$\begin{cases} S(x, t) = 0 \\ \dot{S}(x, t) = \left(\frac{\partial S}{\partial x}\right)^T \frac{dx}{dt} + \frac{\partial S}{\partial t} = \left(\frac{\partial S}{\partial x}\right)^T (f(x) + g(x)u_{eq}) + \frac{\partial S}{\partial t} = 0 \end{cases} \quad (3.13)$$

Si la matrice $\left(\left(\frac{\partial S}{\partial x}\right)^T g(x)\right)$ est inversible l'expression de la commande équivalente est donnée par :

$$u_{eq} = \left(\left(\frac{\partial S}{\partial x}\right)^T g(x)\right)^{-1} \left(\left(\frac{\partial S}{\partial x}\right)^T f(x) + \frac{\partial S}{\partial t}\right) \quad (3.14)$$

Donc en remplaçant la commande équivalente par son expression (3. 14) dans (3. 11) on obtient la trajectoire d'état en mode de glissement :

$$\frac{dx}{dt} = f(x) - g(x) \left(\left(\frac{\partial S}{\partial x}\right)^T g(x)\right)^{-1} \left(\left(\frac{\partial S}{\partial x}\right)^T f(x) + \frac{\partial S}{\partial t}\right) \quad (3.15)$$

La commande qui en résulte peut être vue comme étant la valeur moyenne que prend la grandeur de commande discontinue lors de la commutation rapide entre u_{max} et u_{min} (voir Figure. 3. 6).

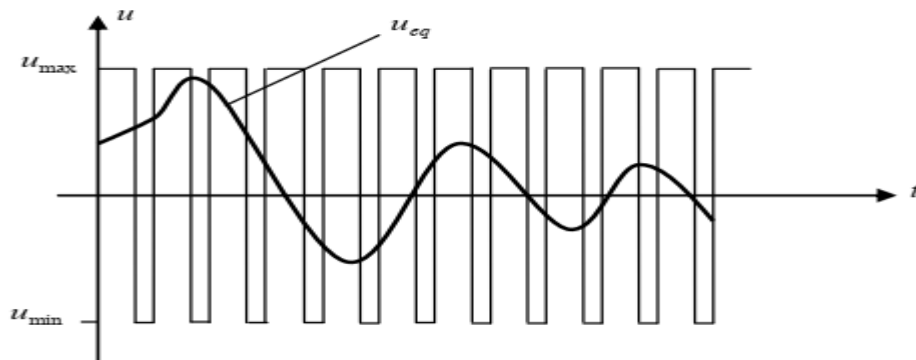


Figure. 3. 6: Commande équivalente.

- **Le phénomène de Chattering**

L'inconvénient principal de la commande par mode glissant est le phénomène de broutement (chattering en anglais) qui engendre de fortes oscillations de la trajectoire du système autour de la surface de glissement. On le voit sur la Figure. 3. 7. Ce phénomène a plusieurs effets indésirables sur le comportement du système. Il peut entraîner :

- Des sollicitations excessives des actionneurs pouvant provoquer leur usure rapide
- Des pertes énergétiques non négligeables au niveau des circuits de puissance électrique
- Une diminution de la précision
- Une dégradation des performances et de la robustesse du système.

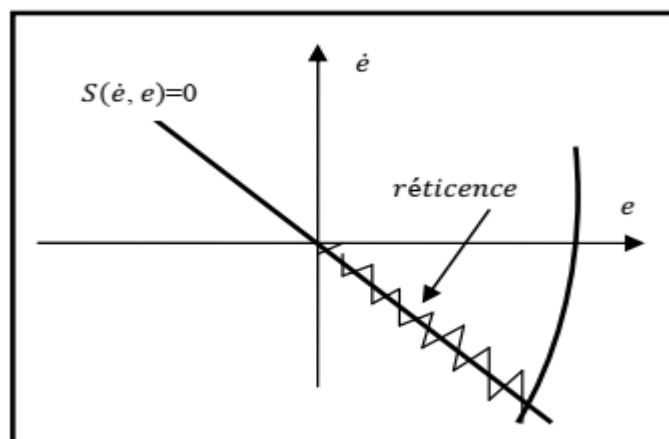


Figure. 3. 7: Phénomène de broutement.

Pour remédier à ce problème (l'effet de broutement), plusieurs techniques ont alors été proposées [92]. Parmi ces techniques on présente deux fonctions prévues à cet effet. (voir Figure. 3. 8)

La fonction «*sat*» donnée par :

$$sat(S) = \begin{cases} \frac{S}{\Phi} & \text{si } |S| \leq \Phi \\ sign(S) & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.16)$$

Où Φ est un paramètre positif de faible valeur.

Dans ce cas la commande devient :

$$u = -ksat(S) \quad (3.17)$$

La deuxième fonction appelée «*cont* » donnée par :

$$Sat(S) = \begin{cases} \frac{S}{|S| + \delta} & \text{si } |S| \leq \Phi \text{ avec } \delta > 0 \\ sign(S) & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.18)$$

La commande devient :

$$u = -kcont(S) \quad (3.19)$$

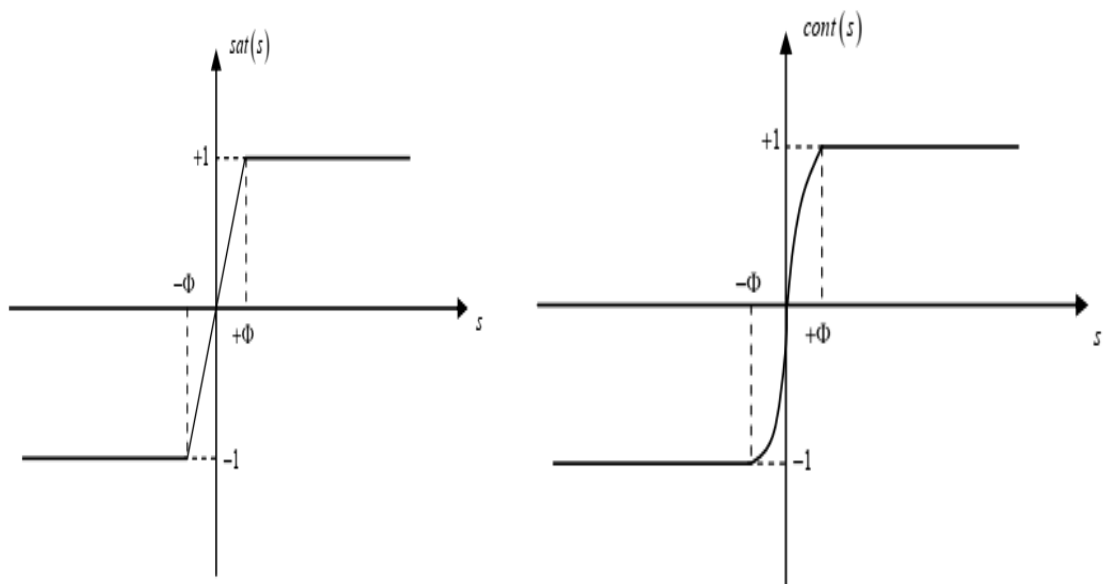


Figure. 3. 8: Fonctions de commutation.

3.3 Métaheuristiques d'optimisation

Le terme "heuristique" provient du mot grec "eurisko", qui signifie "je trouve", comme l'a souligné Archimède avec son fameux "Eureka". Une heuristique, aussi appelée méthode approximative, est un algorithme qui fournit rapidement une solution réalisable, bien que pas nécessairement optimale. Contrairement aux méthodes exactes, qui trouvent toujours l'optimum si suffisamment de temps leur est accordé par exemple : énumération complète, méthodes arborescentes, programmation dynamique, etc. les méthodes approximatives évitent l'explosion combinatoire en faisant délibérément des impasses et n'explorant qu'une partie de l'espace des combinaisons. Les méthodes heuristiques sont généralement conçues pour des problèmes spécifiques, en tirant parti de leur structure propre. Les méthodes générales approximatives sont appelées "métaheuristiques", qui dérivent leur nom de la combinaison des mots grecs "méta", signifiant "au-delà" ou "à un niveau supérieur", et "heuristique".

En effet, ces algorithmes sont des méthodes génériques qui peuvent être utilisées pour optimiser une grande variété de problèmes différents sans nécessiter de modifications majeures dans l'algorithme de base. Ils jouent un rôle essentiel dans de nombreux domaines, tels que, notamment l'automatique, l'énergétique, l'hydraulique, la biologie, la médecine, et d'autres encore. Ils sont de plus en plus demandés par les secteurs économiques et industriels pour améliorer les performances et réduire les coûts.

Les problèmes d'optimisation visent à trouver une ou plusieurs solutions qui minimisent ou maximisent une fonction de coût ou une fonction objective à partir d'un ensemble de solutions possibles, qui est également connu sous le nom d'espace de décision ou d'espace de recherche. L'objectif principal est de trouver la meilleure solution possible, l'optimum global, mais il est important de noter que des solutions intermédiaires, appelées optimums locaux, peuvent exister et ne sont optimales que pour un sous-espace restreint de l'espace de recherche.

Pour résoudre ces problèmes, il existe plusieurs méthodes d'optimisation, classées selon leur nature, comme présenté dans la Figure. 3. 9.



Figure. 3. 9: Classification des méthodes d'optimisation [95].

3.3.1 Les métaheuristiques à solution unique

Ces méthodes suivent une approche itérative qui débute par une solution initiale unique et se développe en construisant une trajectoire dans l'espace de recherche. Parmi ces techniques, on peut citer la méthode de descente, la méthode du recuit simulé, la recherche taboue, la méthode GRASP, la recherche à voisinage variable, la recherche locale itérée, ainsi que leurs variantes respectives.

3.3.2 Les métaheuristiques à population de solutions

Les métaheuristiques à population de solutions fonctionnent différemment des algorithmes qui se basent sur une unique solution initiale. Au lieu de cela, ces méthodes améliorent une population de solutions au fil du temps et des itérations. Les algorithmes évolutionnaires, les algorithmes d'intelligence en essaim, ainsi que ceux qui s'inspirent de l'humain ou de lois et phénomènes physiques sont des exemples de métaheuristiques qui utilisent une population de solutions potentielles. Ces approches peuvent produire des résultats de meilleure qualité

que les algorithmes qui n'utilisent qu'une seule solution initiale. Pour mieux comprendre cette classification, veuillez-vous référer à la Figure. 3. 10.

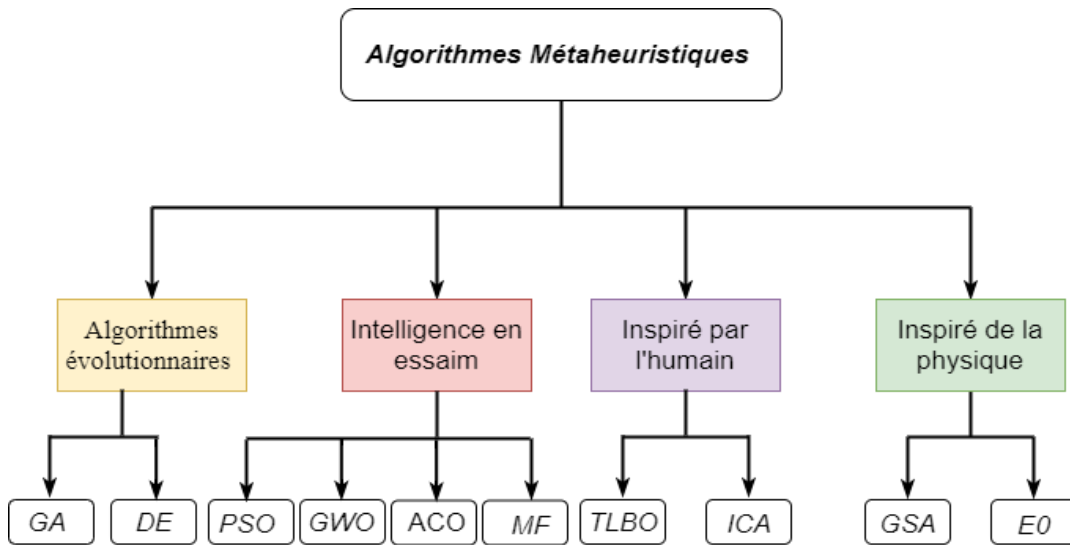


Figure. 3. 10: Classification des algorithmes métaheuristiques.

• **L'optimisation par l'algorithme Essaim particulaire**

Historiquement, les premiers développements de l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO) ont été proposés par Russel Eberhart et James Kennedy en 1995 [96] dans le but de modéliser le déplacement collectif de certains animaux sociaux. Une stratégie de déplacement d'une particule basé sur trois composantes (voir Figure. 3. 11), une composante physique là où la particule tend à suivre sa direction naturelle de déplacement, une composante cognitive, dans laquelle la particule tend à se diriger vers le site le plus approprié, Une composante sociale : la particule tend à se fier à l'expérience de ses semblables et va ainsi se diriger vers le meilleur site déjà atteint par ses voisins.

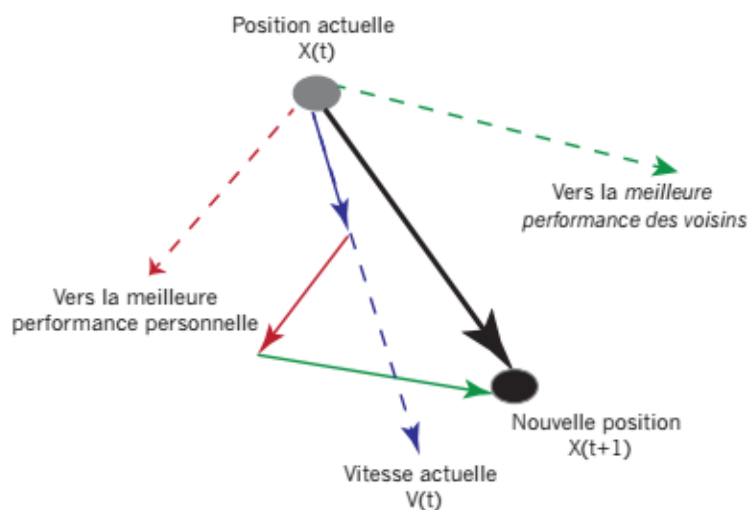


Figure. 3. 11: Principe de déplacement d'une particule.

Une particule dans PSO peut être définie comme $p_i \in [a, b]$ où $i = 1, 2, 3 \dots D$, et $a, b \in \mathfrak{R}$, D est la dimension du vecteur d'optimisation. Chaque particule a sa propre vitesse et sa propre position qui sont initialisées aléatoirement au départ. Chaque particule doit maintenir ses positions $\vec{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ dite meilleure position locale et $\vec{g} = (g_1, g_2, \dots, g_D)$ dite meilleure position globale parmi toutes les particules. Où $\vec{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ est le vecteur position, et $\vec{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ défini comme le vecteur de vitesse. Le paramètre des deux vecteurs décrivant chaque particule est mise à jour à l'aide des équations suivantes :

$$x_{ij}(t) = x_{ij}(t-1) + v_{ij}(t) \quad ; \quad (j = 1, 2, 3 \dots D) \quad (3.20)$$

$$v_{ij}(t) = \omega v_{ij}(t-1) + c_1 r_1 (p_{ij}(t-1) - x_{ij}(t-1)) + c_2 r_2 (g_j - x_{ij}(t-1)) \quad (3.21)$$

Où ω est en général une constante appelée, coefficient d'inertie, r_1 et r_2 sont sélectionnés aléatoirement dans l'intervalle $[0,1]$; c_1 et c_2 sont des coefficients d'accélération qui inspectent le mouvement d'une particule.

Cette procédure est résumée par l'Algorithme 1. N est le nombre de particules de l'essaim.

Algorithme 1 Algorithme d'optimisation par essaim particulaire

Initialisation aléatoire des positions et des vitesses de chaque particule

Pour chaque particule i , $\vec{p}_i = \vec{x}_i$

Tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint **faire**

Pour $i = 1$ à N **faire**

Déplacement de la particule à l'aide de (3.20) et (3.21)

Évaluation des positions

Si $f(\vec{x}_i) < f(\vec{p}_i)$

$\vec{p}_i = \vec{x}_i$

Fin Si

Si $f(\vec{p}_i) < f(\vec{g})$

$\vec{g} = \vec{p}_i$

Fin Pour

Fin Tant que

- **L'optimisation par l'algorithme du loup gris**

Cet algorithme a été développé en 2014 par [97], il imite les mécanismes de la hiérarchie de leadership chez les loups gris (GWO). Cette méthode modélise les comportements d'une meute contenant quatre types de loups, dont trois sont utilisés en tant leaders α , β , δ et subalternes ω (voir Figure. 3. 12)

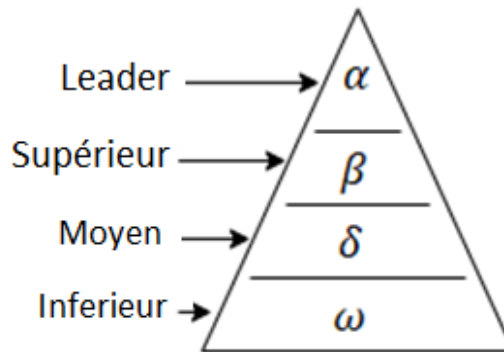


Figure. 3. 12: Hiérarchie sociale des loups gris.

Le processus de la chasse des loups gris (pourchasse, encerclement et attaque des proies) peut être considéré comme une procédure d'optimisation qui est définie comme suit [97] :

- La proie représente l'optimum ;
- Les loups alpha, beta et delta sont les solutions optimales et alpha la meilleure solution ;
- Omega est le reste des solutions ;
- La chasse est menée par les loups de catégorie « leader », « supérieur » et « moyen », viennent ensuite ceux de la catégorie « inferieur ».

Chaque loup représente une solution candidate potentielle (α , β et δ sont les solutions optimales) et la proie est l'optimum.

Les positions α , β et δ sont mises à jour en tenant compte de leurs emplacements qui obtiennent les meilleurs scores.

Un loup (i) calcule sa distance à partir des trois solutions optimales par les équations : (3. 22), (3. 23), (3. 24) puis on utilise l'équation (3. 25) pour mettre à jour sa position [97].

$$\begin{cases} \vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \\ \vec{B} = 2\vec{r}_2 \\ a = 2 - 2 * it / MAX_IT \end{cases} \quad (3. 22)$$

Où, \vec{A} et \vec{B} sont deux vecteurs de coefficients, i est le nombre actuel d'itérations et MAX_IT indique le nombre maximum d'itérations.

$$\begin{cases} \vec{D}_\alpha = |\vec{B} \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}_i| \\ \vec{D}_\beta = |\vec{B} \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}_i| \\ \vec{D}_\delta = |\vec{B} \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}_i| \end{cases} \quad (3.23)$$

$$\begin{cases} \vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A} \cdot \vec{D}_\alpha \\ \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A} \cdot \vec{D}_\beta \\ \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A} \cdot \vec{D}_\delta \end{cases} \quad (3.24)$$

$$\vec{X}_i(\text{nt}) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (3.25)$$

Où $\vec{X}_i, \vec{X}_\alpha, \vec{X}_\beta$ et \vec{X}_δ représentent les vecteurs de position de i, α, β et δ ; $\vec{D}_\alpha, \vec{D}_\beta$ et \vec{D}_δ signifient respectivement les vecteurs de distance entre α, β, δ et i ; \vec{r}_1 et \vec{r}_2 sont des vecteurs aléatoires entre l'intervalle $[0,1]$.

L'algorithme GWO est défini comme suit

Algorithme 2 Algorithme d'optimisation par loup gris

Initialisation

Sélectionner une valeur aléatoire pour $\alpha, \vec{A}, \vec{B}, \vec{X}_i$

Calculer la fonction objective pour chaque position des loups gris

Pour chaque particule $i, \vec{p}_i = \vec{X}_i$

Tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint **faire**

Pour $i = 0$ à MAX_IT **faire**

Pour chaque loup gris **faire**

 Mettre à jour la position des loups gris à l'aide de (3.25)

Fin Pour

 Mettre à jour α, \vec{A}, \vec{B}

 Calculer la fonction objectif pour chaque loup gris

 Mettre à jour $\vec{X}_\alpha, \vec{X}_\beta, \vec{X}_\delta$

Fin Pour

Fin Tant que

- **L'optimisation par l'algorithme d'Equilibre**

L'optimiseur d'équilibre (EO) est un algorithme métaheuristique basé sur un phénomène physique qui s'inspire des modèles de bilan massique de volume de contrôle mis en œuvre afin de déterminer les états dynamiques et d'équilibre. Dans cet algorithme une équation de bilan massique est utilisée pour décrire la concentration d'une substance non réactive composante dans un volume de contrôle en fonction de ses divers mécanismes entrants et sortants. L'équation décrivant la physique de l'équilibre entre les masses entrantes et sortantes générée pour un volume de contrôle [98] est décrite comme suit :

$$V \frac{dC}{dt} = Q C_{eq} - QC + G \quad (3. 26)$$

Où C est la concentration à l'intérieur du volume de contrôle (V), $V \frac{dC}{dt}$ est le taux de changement de masse dans le volume de contrôle, Q le débit volumétrique entrant et sortant du volume de contrôle C_{eq} la concentration à un état d'équilibre où il n'y a pas de production à l'intérieur du volume de contrôle G le taux de production de masse à l'intérieur du volume de contrôle.

Le fonctionnement de cet algorithme est comme suit [98] :

EO génère une population initiale distribuée aléatoirement dans l'espace de recherche avec l'équation suivante :

$$C_i^{initial} = C_{min} + rand_i(C_{max} - C_{min}) \quad i = 1, 2 \dots n \quad (3. 27)$$

Où, $C_i^{initial}$ est le vecteur de concentration initiale de la particule i , C_{min} , C_{max} désignent les valeurs minimales et maximales pour les dimensions, $rand_i$ est un vecteur aléatoire dans l'intervalle de $[0,1]$, n est un nombre de particules de la population. Les particules sont évaluées pour leur fonction de fitness et sont ensuite triées pour déterminer les candidats à l'équilibre.

L'étape suivante est de former l'ensemble (pool) d'équilibre à partir des quatre particules ayant le meilleur fitness (3. 28). Les particules de l'ensemble d'équilibre sont mises à jour après chaque itération (voir Figure. 3. 13). Il est à noter que chaque particule dans l'itération en cours est comparée à celle de la précédente itération et sera écrasée si elle réalise un meilleur ajustement.

$$\vec{C}_{eq,pool} = \{\vec{C}_{eq(1)}, \vec{C}_{eq(2)}, \vec{C}_{eq(3)}, \vec{C}_{eq(4)}, \vec{C}_{eq(ave)}\} \quad (3. 28)$$

Telle que :

$$\vec{C}_{eq(ave)} = (\vec{C}_{eq(1)} + \vec{C}_{eq(2)} + \vec{C}_{eq(3)} + \vec{C}_{eq(4)})/4 \quad (3. 29)$$

Où, $\vec{C}_{eq,pool}$ indique le pool d'équilibre, $\vec{C}_{eq(1)} \dots \vec{C}_{eq(4)}$ sont les quatre meilleures particules individuelles à ce jour, $\vec{C}_{eq(ave)}$ est la moyenne des quatre particules individuelles

Pour assurer que EO établi un équilibre raisonnable entre l'exploration et l'exploitation, le terme fonction (F) est responsable de cette dernière

$$\vec{F} = e^{-\vec{\lambda}(t-t_0)} \quad (3. 30)$$

Tel que :

$$t = \left(1 - \frac{Iter}{max_{iter}}\right)^{\left(a_2 - \frac{Iter}{max_{iter}}\right)} \quad (3. 31)$$

λ est supposé être un vecteur aléatoire dans l'intervalle de $[0,1]$, t_0 le temps de démarrage, $Iter$ et max_{iter} présentent respectivement le nombre actuel et le nombre maximal d'itérations, a_2 est une valeur constante utilisée pour gérer la capacité d'exploitation.

L'améliorant de la phase d'exploitation de l'algorithme proposé est défini par un taux de production (G), un modèle exponentiel de premier ordre décrit les taux de production est défini comme suit :

$$\vec{G} = \vec{G}_0 \vec{F} \quad (3. 32)$$

Lorsque :

$$\vec{G}_0 = \overline{GCP} (C_{eq} - \vec{\lambda} \vec{C}) \quad (3. 33)$$

$$\overline{GCP} = \begin{cases} 0.5r_1 & r_2 \geq GP \\ 0 & r_1 < GP \end{cases} \quad (3. 34)$$

Où, G_0 est la valeur initiale, k indique une constante de décroissance, r_1, r_2 sont des nombres aléatoires dans $[0,1]$, GCP est un vecteur construit par la répétition de la même valeur résultant de l'équation (3. 34), GP est la probabilité de cette contribution. Un bon équilibre entre l'exploration et l'exploitation est atteint avec $GP = 0,5$. Enfin, la règle de mise à jour d'EO sera la suivante :

$$\vec{C} = \vec{C}_{eq} + (\vec{C} - \vec{C}_{eq}) \vec{F} + \frac{\vec{G}}{\vec{\lambda}V} (1 - \vec{F}) \quad (3. 35)$$

Où V est considéré comme unité.

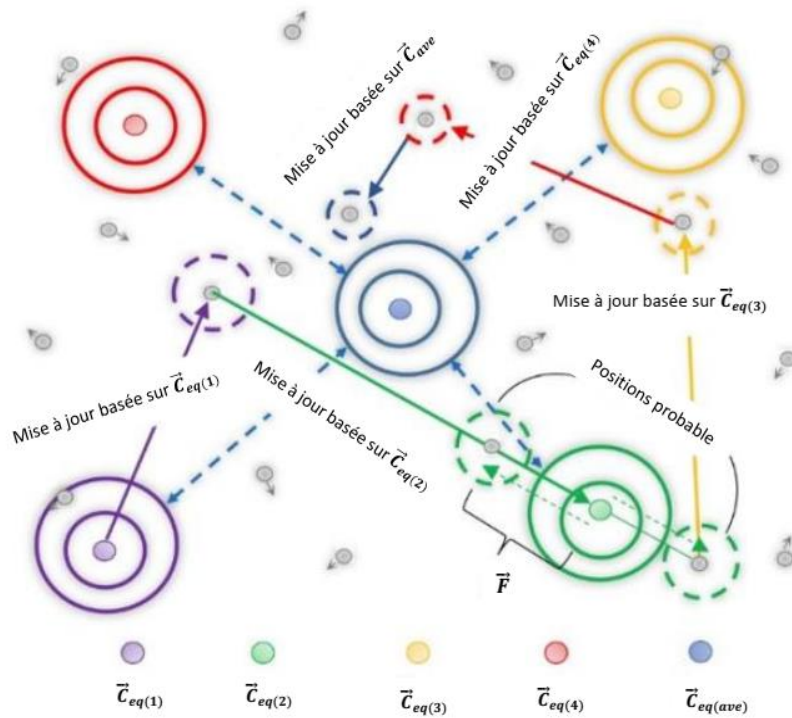


Figure. 3. 13: Collaboration des candidats à l'équilibre dans la mise à jour de la concentration d'une particule [98].

Le pseudo code de l'algorithme d'optimisation d'équilibre est résumé comme suit

Algorithme 3 Algorithme d'optimisation d'équilibre

Initialisation

Initialiser les populations des particules $i = 1, \dots, n$

Affecter aux candidats l'équilibre fitness un grand nombre

Affecter des paramètres libres $a_1 = 2; a_2 = 1; GP = 0.5;$

Tant que $Iter < Max_iter$

Pour $i = 1$: nombre de particules (n)

 Calculer la fitness de la $i^{\text{ème}}$ particule

Si $fit(\vec{C}_i) < fit(\vec{C}_{eq1})$

 Remplacer \vec{C}_{eq1} par \vec{C}_i et $fit(\vec{C}_{eq1})$ par $fit(\vec{C}_i)$

Si non $fit(\vec{C}_i) > fit(\vec{C}_{eq1}) \ \& \ fit(\vec{C}_i) < fit(\vec{C}_{eq2})$

 Remplacer \vec{C}_{eq2} par \vec{C}_i et $fit(\vec{C}_{eq2})$ par $fit(\vec{C}_i)$

Si non $fit(\vec{C}_i) > fit(\vec{C}_{eq1}) \ \& \ fit(\vec{C}_i) > fit(\vec{C}_{eq2}) \ \& \ fit(\vec{C}_i) < fit(\vec{C}_{eq3})$

 Remplacer \vec{C}_{eq3} par \vec{C}_i et $fit(\vec{C}_{eq3})$ par $fit(\vec{C}_i)$

Si non $fit(\vec{C}_i) > fit(\vec{C}_{eq1}) \ \& \ fit(\vec{C}_i) > fit(\vec{C}_{eq2}) \ \& \ fit(\vec{C}_i) < fit(\vec{C}_{eq3}) \ \&$

$fit(\vec{C}_i) < fit(\vec{C}_{eq4})$

 Remplacer \vec{C}_{eq4} par \vec{C}_i et $fit(\vec{C}_{eq4})$ par $fit(\vec{C}_i)$

Fin Si

Fin Pour

$$\vec{C}_{eq(ave)} = (\vec{C}_{eq(1)} + \vec{C}_{eq(2)} + \vec{C}_{eq(3)} + \vec{C}_{eq(4)})/4$$

Construire le pool d'équilibre $\vec{C}_{eq,pool} = \{\vec{C}_{eq(1)}, \vec{C}_{eq(2)}, \vec{C}_{eq(3)}, \vec{C}_{eq(4)}, \vec{C}_{eq(ave)}\}$

Réaliser une économie de mémoire (if $Iter > 1$)

$$\text{Affecter } t = \left(1 - \frac{Iter}{max_iter}\right)^{\left(a_2 - \frac{Iter}{max_iter}\right)}$$

Pour $i = 1$: nombre de particules (n)

Choisir au hasard un candidat dans le pool d'équilibre (vecteur)

Générer des vecteurs aléatoires de $\vec{\lambda}, \vec{r}$

Construire : \vec{F}

Construire : \overrightarrow{GCP}

Construire : \vec{G}_0

Construire : \vec{G}

$$\text{Mettre à jour les concentrations } \vec{C} = \vec{C}_{eq} + (\vec{C} - \vec{C}_{eq})\vec{F} + \frac{\vec{G}}{\lambda V}(1 - \vec{F})$$

Fin Pour

$$Iter = Iter + 1$$

Fin Tant que**3.4 Stabilisation du quadrirotor par la méthode de mode glissant**

Dans les paragraphes précédents, nous avons décrit une stratégie de contrôle par mode glissant, qui est utilisée dans cette section pour générer un vecteur de commande $(u_1, u_2, u_3, u_4, u_x, u_y)$ visant à garantir la stabilité du quadrirotor.

- **Conception de contrôleur de mode glissant pour l'angle (ϕ)**

Considérons le premier sous-système de rotation exprimé dans l'équation (2. 24)

$$\ddot{\phi} = a_1 \dot{\psi} \dot{\theta} + a_2 \dot{\phi}^2 + a_3 \bar{\Omega} \dot{\theta} + b_1 u_2 \quad (3. 36)$$

Tout d'abord, nous définissons l'erreur de suivi pour ϕ

$$e_\phi = \phi_d - \phi \quad (3. 37)$$

Prendre sa dérivée

$$\dot{e}_\phi = \dot{\phi}_d - \dot{\phi} \quad (3. 38)$$

En utilisant la **Remarque 1** comme point de départ, il est possible de déduire que le degré relatif du système est $r = 2$. Afin d'atteindre cela, nous sélectionnons la surface de glissement s_ϕ de la manière suivante :

$$\begin{cases} s_\phi = \dot{e}_\phi + \lambda_\phi e_\phi \\ s_\phi = \dot{\phi}_d - \dot{\phi} + \lambda_\phi e_\phi \end{cases} \quad (3.39)$$

En prenant la dérivée de s_ϕ :

$$\dot{s}_\phi = \ddot{\phi}_d - \ddot{\phi} + \lambda_\phi \dot{e}_\phi \quad (3.40)$$

En remplaçant l'équation (3.36) dans l'équation (3.40) nous obtenons :

$$\dot{s}_\phi = \left(\ddot{\phi}_d - (a_1 \dot{\psi} \dot{\theta} + a_2 \dot{\phi}^2 + a_3 \bar{\Omega} \dot{\theta} + b_1 u_2) \right) + \lambda_\phi (\dot{\phi}_d - \dot{\phi}) \quad (3.41)$$

Pour obtenir la loi de commande permettant de maintenir le système en mode glissant, la dérivée de la fonction de commutation est conçue comme suit :

$$\dot{s}_\phi = -k_\phi \text{sign}(s_\phi) \quad (3.42)$$

A partir des équations (3.41) et (3.42) on peut obtenir :

$$\left(\ddot{\phi}_d - (a_1 \dot{\psi} \dot{\theta} + a_2 \dot{\phi}^2 + a_3 \bar{\Omega} \dot{\theta} + b_1 u_2) \right) + \lambda_\phi (\dot{\phi}_d - \dot{\phi}) = -k_\phi \text{sign}(s_\phi) \quad (3.43)$$

Cela se traduit par :

$$u_2 = \frac{1}{b_1} (k_\phi \text{sign}(s_\phi) - a_1 \dot{\theta} \dot{\psi} - a_2 \dot{\phi}^2 - a_3 \bar{\Omega} \dot{\theta} + \ddot{\phi}_d + \lambda_\phi (\dot{\phi}_d - \dot{\phi})) \quad (3.44)$$

En utilisant la théorie du contrôle par mode glissant de l'équation (3.6), nous trouvons $u_2 = u_{2eq} + u_{2gliss}$, donc

$$\begin{cases} u_{2eq} = \frac{1}{b_1} (-a_1 \dot{\theta} \dot{\psi} - a_2 \dot{\phi}^2 - a_3 \bar{\Omega} \dot{\theta} + \ddot{\phi}_d + \lambda_\phi (\dot{\phi}_d - \dot{\phi})) \\ u_{2gliss} = \frac{1}{b_1} (k_\phi \text{sign}(s_\phi)) \end{cases} \quad (3.45)$$

Les commandes u_3, u_4, u_x, u_y et u_1 sont calculées de la même façon, elles sont données par :

- **Contrôleurs en mode glissant pour les angles (θ, ψ)**

$$u_3 = \frac{1}{b_2} (k_\theta \text{sign}(s_\theta) - a_4 \dot{\phi} \dot{\psi} - a_5 \dot{\theta}^2 + a_6 \bar{\Omega} \dot{\phi}) + \ddot{\theta}_d + \lambda_\theta (\dot{\theta}_d - \dot{\theta}) \quad (3.46)$$

$$u_4 = \frac{1}{b_4} (k_\psi \text{sign}(s_\psi) - a_7 \dot{\phi} \dot{\theta} - a_8 \dot{\psi}^2) + \ddot{\psi}_d + \lambda_\psi (\dot{\psi}_d - \dot{\psi}) \quad (3.47)$$

- **Contrôleurs en mode glissant suivant les axes (x, y, z)**

$$\begin{cases} u_x = \frac{m}{u_1} (k_x \text{sign}(s_x) - a_9 \dot{x} + \ddot{x}_d + \lambda_x (\dot{x}_d - \dot{x})) \\ u_y = \frac{m}{u_1} (k_y \text{sign}(s_y) - a_{10} \dot{y} + \ddot{y}_d + \lambda_y (\dot{y}_d - \dot{y})) \end{cases}, \quad u_1 \neq 0 \quad (3.48)$$

$$u_1 = \frac{m}{c\phi c\theta} (k_z \text{sign}(s_z) - a_{11} \dot{z} + \ddot{z}_d + \lambda_z (\dot{z}_d - \dot{z}) + g) \quad (3.49)$$

Où $\{k_x, \lambda_x, k_y, \lambda_y, k_z, \lambda_z\}, \{k_\phi, \lambda_\phi, k_\theta, \lambda_\theta, k_\psi, \lambda_\psi\}$ les gains positifs des contrôleurs.

3.4.1 Réglage des gains du contrôleur

Les six contrôleurs à mode glissant (SM) conçus précédemment lesquels sont appliqués au quadrirotor, possèdent chacun une variable de contrôle à deux gains (k_i, λ_i) qui doivent être réglés. On a de plus les contrôleurs moteurs de type PI à deux gains (k_p, k_i). Cela signifie que la dimension de l'espace de recherche est de quatorze et que les algorithmes d'optimisation rechercheront quatorze variables à la fois. Plus ces gains sont adaptés ou optimaux, plus ils donnent une haute valeur de remise en forme. À ce stade, on a choisi trois algorithmes d'optimisation métaheuristiques PSO, GWO et EO appliqués à ces contrôleurs dont le rôle est de trouver les gains optimaux avec une valeur de fitness maximale.

- **Fonction de fitness**

La fonction de fitness est utilisée pour pondérer un ensemble de gains proposés. Si ces gains sont proches de leurs valeurs optimales, leur fonction de fitness renvoie une valeur élevée. Il est important de souligner que, lors de l'utilisation d'algorithmes d'optimisation, la fonction de fitness est l'unique élément qui est spécifique au système quadrirotor et qui permet de maximiser son efficacité.

a. Fonction de fitness basée sur l'erreur quadratique moyenne

La valeur de fitness d'un ensemble donné de gains en utilisant l'erreur quadratique moyenne (MSE) est :

$$MSE_i = \frac{\sum_{k=1}^N e_i^2}{N} \quad (3.50)$$

Sachant que :

$$\sum_{k=1}^N e_i^2 = \sum_{k=1}^N \left[\underbrace{(e_x^2 + e_y^2 + e_z^2 + e_\phi^2 + e_\theta^2 + e_\psi^2)}_{SM} + \underbrace{(e_{\omega a1}^2 + e_{\omega a2}^2 + e_{\omega a3}^2 + e_{\omega a4}^2)}_{PI} \right] \quad (3.51)$$

Où N est le nombre total d'échantillons dans l'ensemble de données, $e_{\omega a}$ représente la différence de vitesse observée entre les différents moteurs.

Pour s'assurer que la valeur de fitness ne tende pas vers l'infini lorsque MSE tend vers zéro, une petite valeur (0.01) est ajoutée au dénominateur.

$$Valeur_fitness = \frac{1}{MSE_i + 0.01} \quad (3.52)$$

b. Fonction de fitness basée sur l'intégrale du temps

Une autre fonction de fitness basée sur l'intégrale du temps multipliée par l'erreur absolue ($ITAE$) peut également être utilisée. $ITAE$ pondère chaque erreur en fonction de son temps. La fonction de fitness basée sur $ITAE$ est formée en remplaçant le terme MSE_i dans l'équation (3.52) par :

$$ITAE_i = \sum_{k=1}^N (k \parallel e_i \parallel) \quad (3.53)$$

Le processus d'optimisation des contrôleurs de l'UAV décrit dans ce chapitre fait appel à la fonction fitness basée sur MSE .

3.5 Résultats et simulations

Dans cette section nous effectuons des simulations de mode glissant optimisés lesquelles ont été réalisées sur le modèle non linéaire du quadrirotor. Nous avons validé les trois algorithmes (PSO, GWO, et EO) afin de déterminer et d'optimiser les coefficients de notre contrôleur.

Les simulations ont été effectuées par l'intermédiaire d'un PC portable avec CPU Core i5 de 4^e génération cadencé à 1.7 GHz (8 Go de RAM, 1To de HDD) exécutant le logiciel MATLAB/Simulink sous environnement Windows 10 version 64 bits. Par contre pour l'exécution de la simulation de l'algorithme EO, plus gourmand en puissance de calcul, il faudra utiliser une station de travail (workstation) ayant des spécifications plus élevées.

Le temps total de la simulation est de 100 *secondes* et le temps d'échantillonnage est fixé à 0.01 *seconde* . Les simulations ont été réalisées avec les paramètres de l'UAV présentés dans le Tableau 2. 1 (décrit dans le chapitre2).

De nombreuses simulations ont été effectuées avec différentes trajectoires et différents scénarios (conditions nominales, et deux scénarios avec défauts). La trajectoire de référence de type hélicoïdale qu'on propose est relativement complexe et est utilisée comme cycle de l'algorithme d'optimisation. (Voir Tableau 3. 1)

Tableau 3. 1: Trajectoire de référence

État	Trajectoire de référence	Temps
x	$2 \cos(0.3\pi t)$	$0 - t_f$
y	$2 \sin(0.3\pi t)$	$0 - t_f$
z	t	$0 - t_f$
ψ	$0.1u_d(t)$	$0 - t_f$

$t_f = 100 \text{ s}$

Le Tableau 3. 2 montre les coefficients de gain acquis par les trois algorithmes d'optimisation avec les mêmes conditions : fonction de fitness et intervalle d'optimisation. Pour chaque scénario on va essayer de rendre notre simulation aussi réaliste que possible par l'ajout de certaines contraintes telles :

- L'angle du roulis ϕ , $-\pi/2 < \phi < \pi/2$
- L'angle du tangage θ , $-\pi/2 < \theta < \pi/2$
- L'angle de lacet ψ , $-\pi < \psi < \pi$
- Introduction de défaillances au niveau des actionneurs.

Tableau 3. 2: Gains de contrôle SMC optimisés obtenus à partir de PSO, GWO et EO

Paramètre	PSO	GWO	EO
λ_ϕ	5.4716	89.2344	49.0813
k_ϕ	46.4893	49.6759	46.0049
λ_θ	24.7670	20.5841	21.0155
k_θ	45.1000	99.5799	99.0456
λ_ψ	1.0000	8.6804	5.4910
k_ψ	1.0000	7.8845	19.6139
λ_x	1.000	1.5213	2.0072
k_x	8.000	5.0000	6.0047
λ_y	1.5979	1.5882	2.3666
k_y	0.5000	3.4530	8.0011
λ_z	2.0015	1.0014	5.0002
k_z	3.3561	10.5525	14.0228
K_P	0.7655	1.5508	1.2412
K_I	0.8991	1.3804	1.0012

Cas nominal

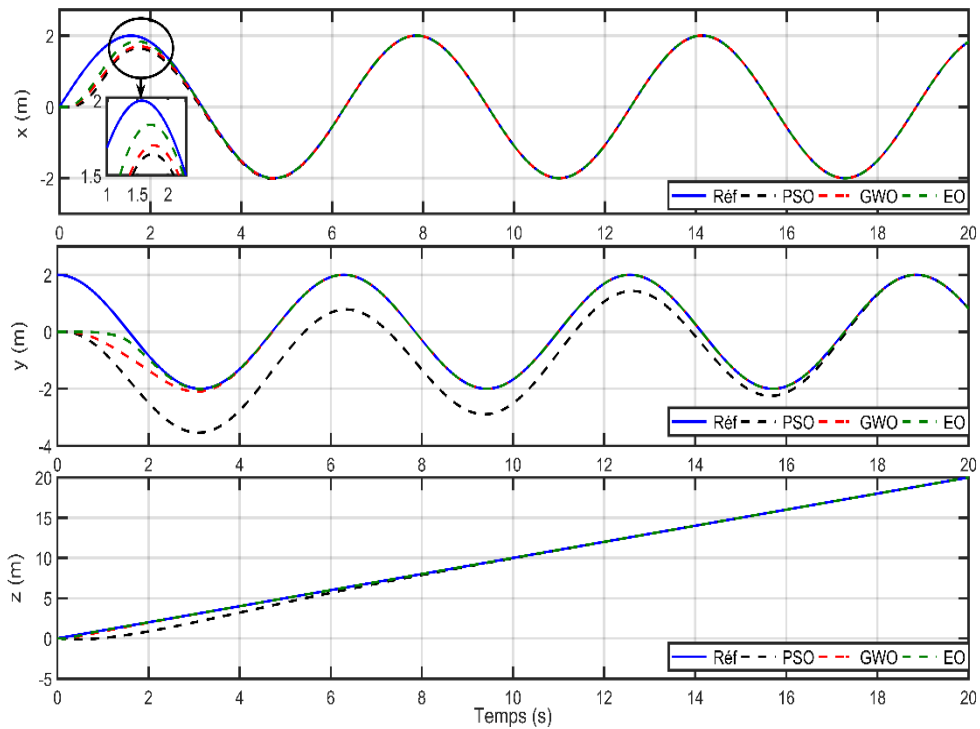


Figure. 3. 14: La réponse de la position dans les axes x , y , et z (cas nominal).

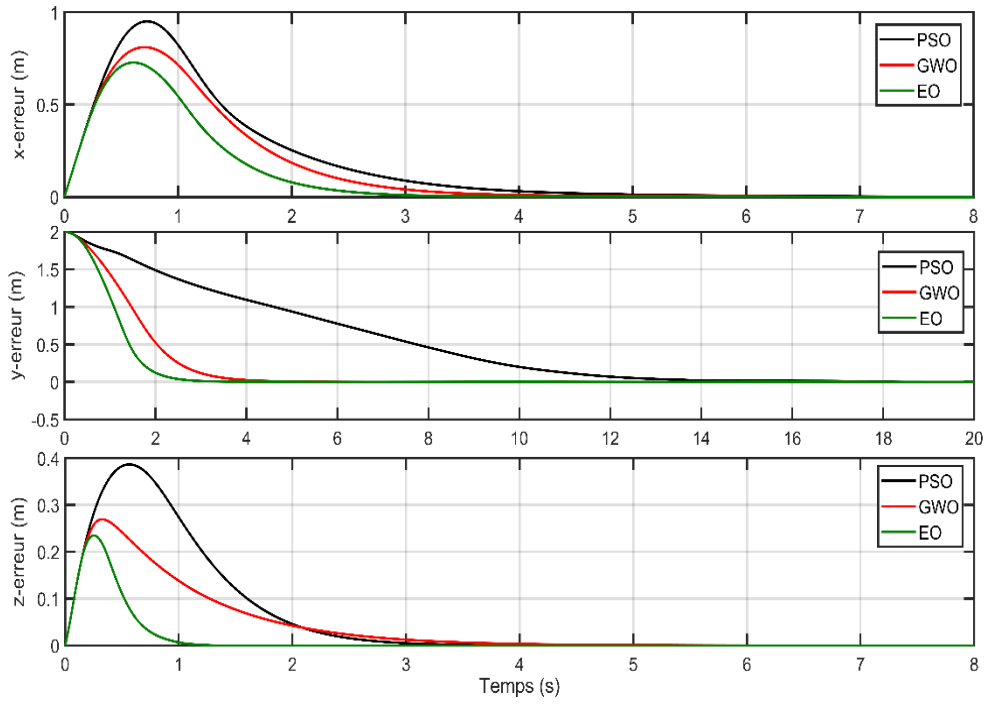


Figure. 3. 15: Erreurs de poursuite selon les trois axes x , y et z (cas nominal).

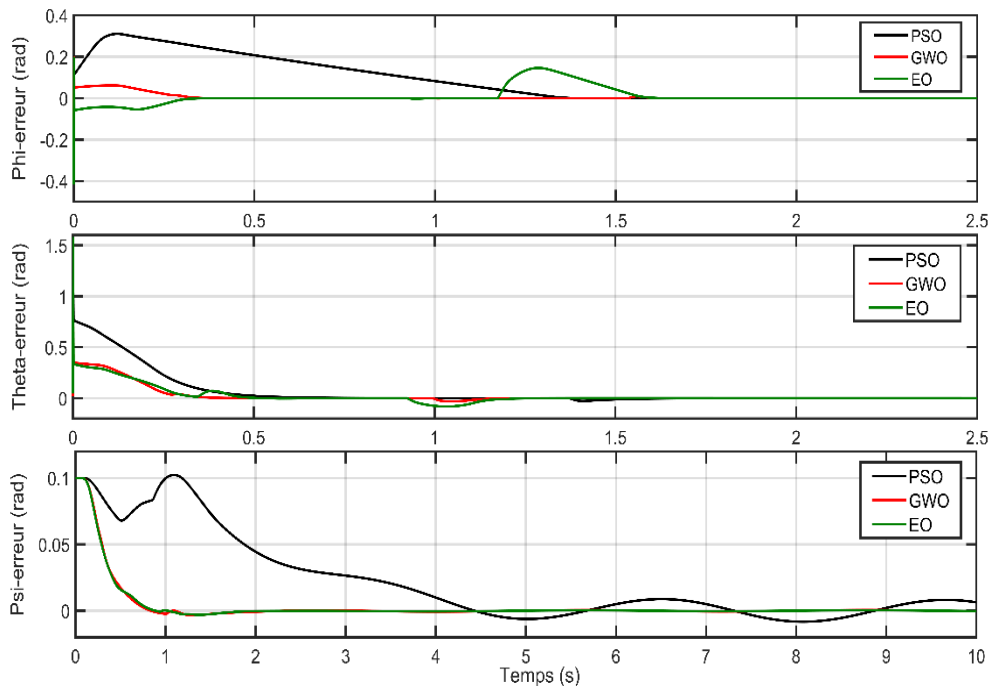


Figure. 3. 16: Erreurs de roulis, tangage et lacet (cas nominal).

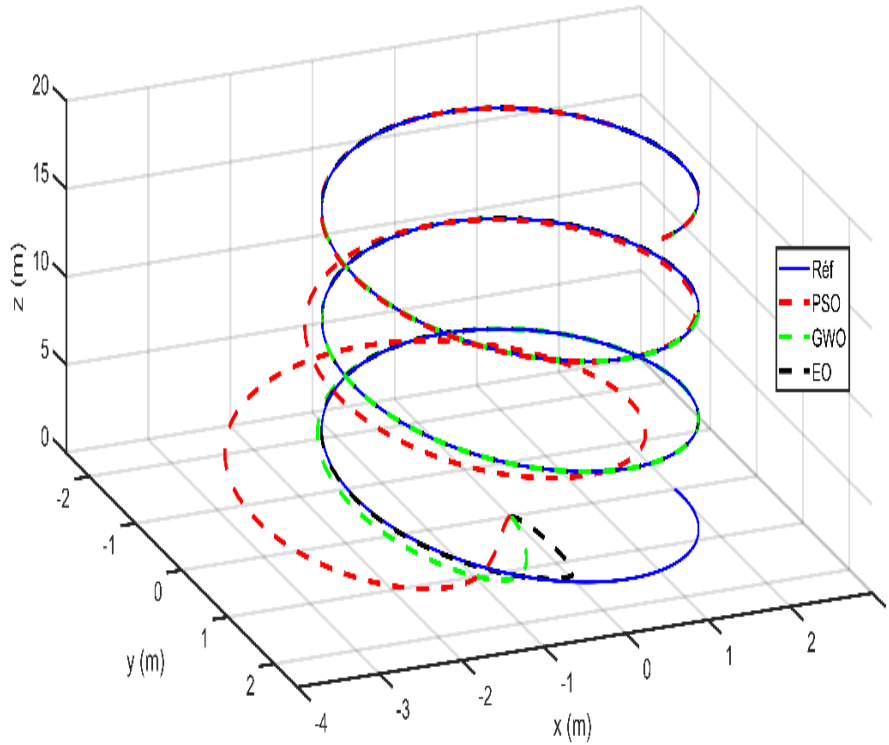


Figure. 3. 17: Poursuite de trajectoire (cas nominal).

D'après les données présentées dans les Figures 3.12, 3.13, 3.14 et 3.15, il est évident que la méthode EO offre une précision supérieure par rapport à PSO et GWO dans la poursuite de la trajectoire souhaitée, avec une erreur maximale de $0,7\text{ m}$, 2 m et $0,23\text{ m}$ pour les positions x , y et z , respectivement. En ce qui concerne les angles de lacet et de tangage, les résultats sont similaires pour les méthodes GWO et EO. Par contre en ce qui concerne le roulis c'est la méthode GWO qui donne le meilleur résultat. Le Tableau 3. 3 indique l'erreur quadratique moyenne pour les différentes méthodes simulées sur une période de 40 secondes.

Tableau 3. 3 : Performance du système utilisant les trois algorithmes -cas nominal

MSE	PSO	GWO	EO
$x(m)$	0.1601	0.1401	0.1158
$y(m)$	0.5407	0.3650	0.3221
$z(m)$	0.0620	0.0395	0.0234
$\phi(rad)$	0.0143	0.0049	0.0122
$\theta(rad)$	0.0480	0.0250	0.0246
$\psi(rad)$	0.0217	0.0090	0.0089

Cas dégradé

De multiples défauts de perte d'efficacité sont injectés sur différents moteurs de l'UAV et à différents instants. Le type de défaut implémenté sur notre simulation consiste à introduire des incertitudes sur les performances de la vitesse angulaire de chaque rotor où $\omega_d = \omega_i \Gamma$, $\Gamma = 1,10,12,20\%$. Le premier scénario considéré est une perte d'efficacité de 10 % sur le moteur 1 sur un intervalle $t \in]10,25]$ secondes. Dans le deuxième scénario, nous simulons des pertes d'efficacité de 20 %, 12 %, 20 % et 10 % respectivement sur les moteurs 1, 2, 3 et 4 aux moments $t=15, 25, 35$ et 45 secondes.

Scénario 1

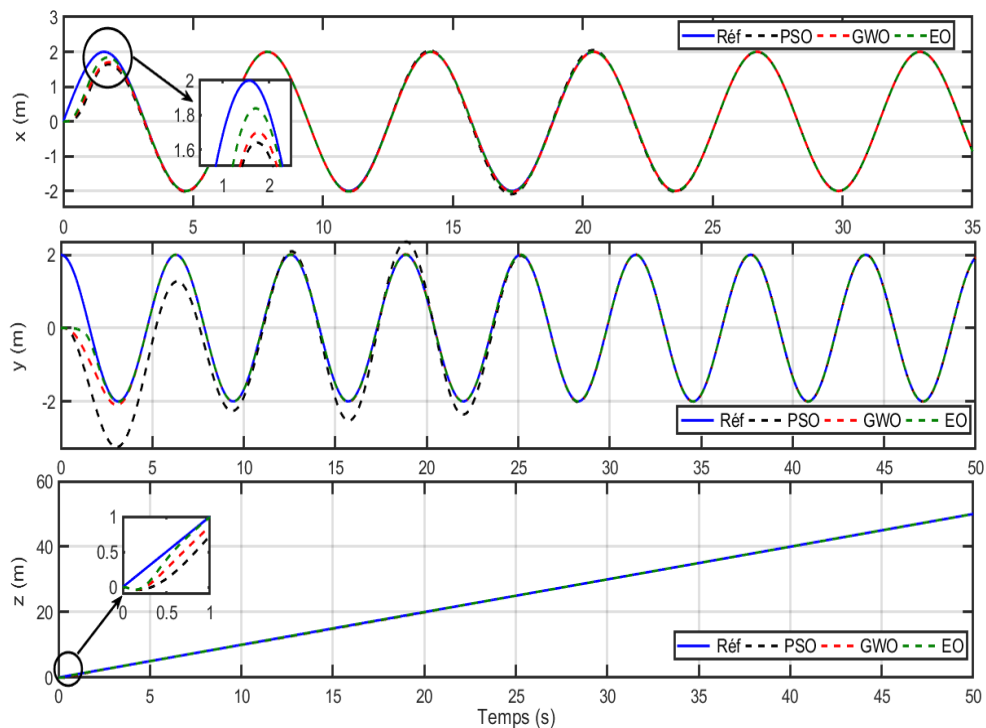


Figure. 3. 18: La réponse de la position dans les axes x , y , et z (Incertitude de 10% sur l'actionneur 1).

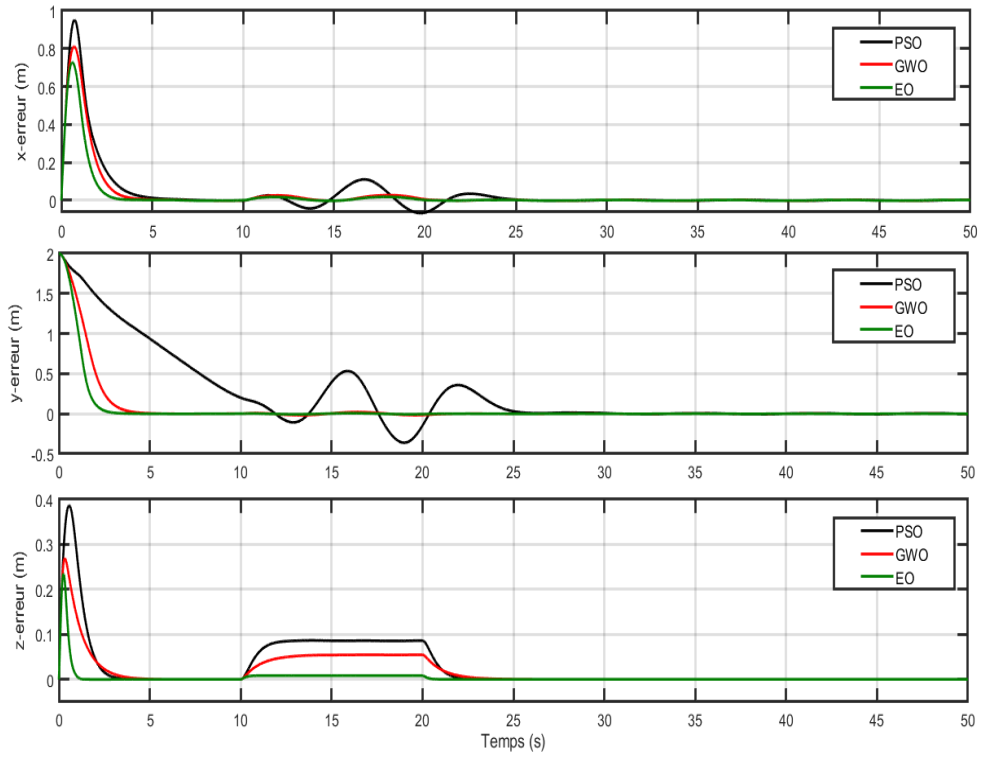


Figure. 3. 19: Erreurs de poursuite selon les trois axes x, y et z (Incertitude de 10% sur l'actionneur 1).

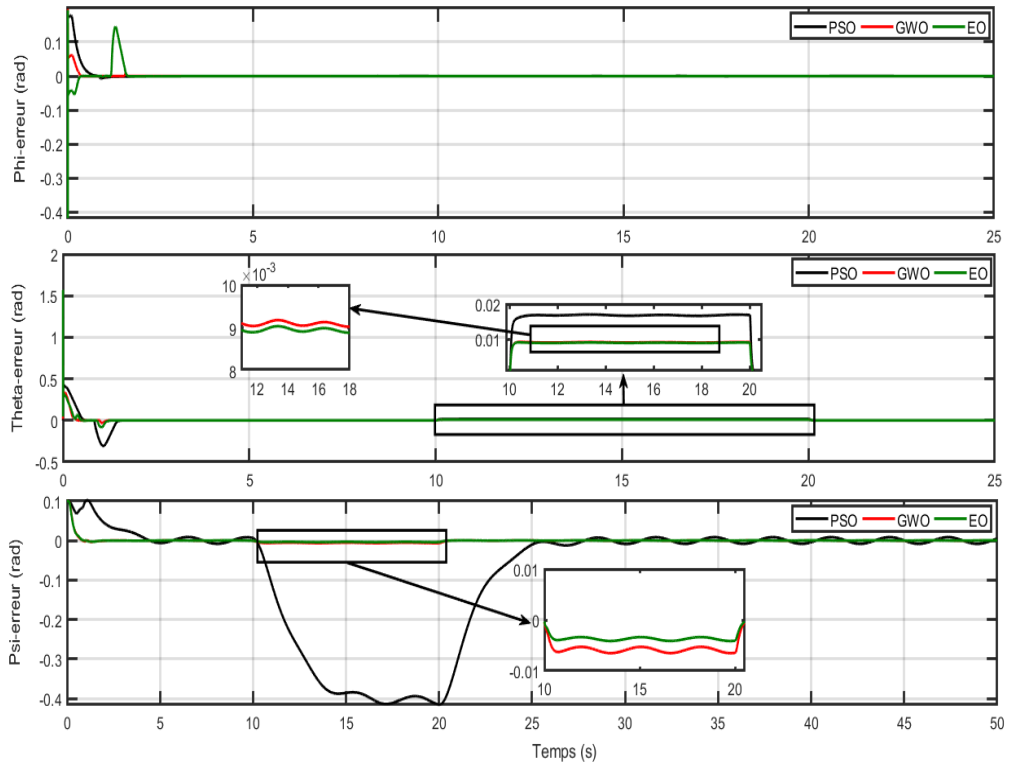


Figure. 3. 20: Erreurs de roulis, tangage et lacet (Incertitude de 10% sur l'actionneur 1).

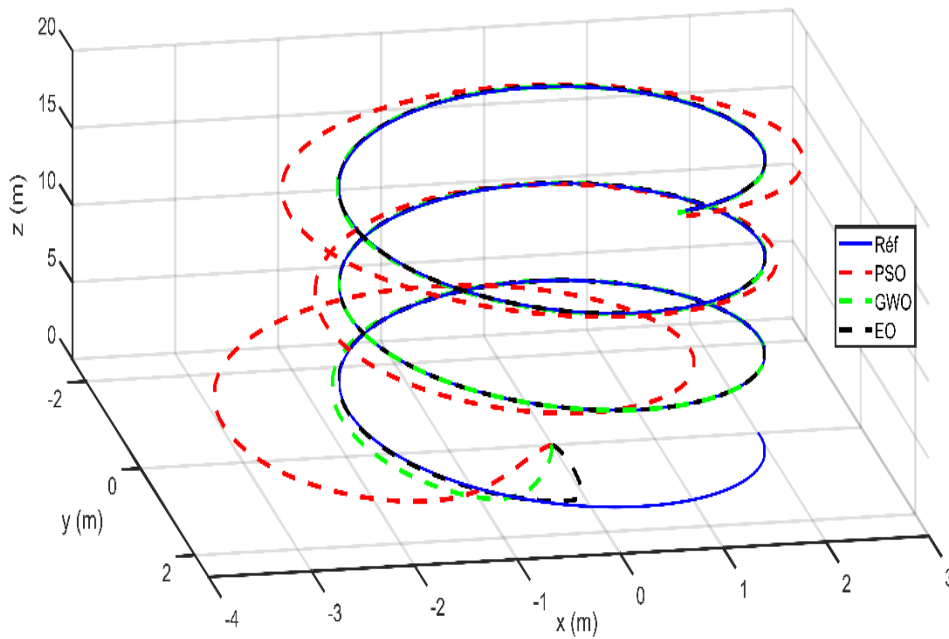


Figure. 3. 21: Poursuite de trajectoire (Incertitude de 10% sur l'actionneur 1).

Le premier scénario de simulation examine une situation où les contrôleurs optimisés EO sont utilisés dans des conditions dégradées pour suivre la trajectoire souhaitée avec une précision supérieure à celle des techniques PSO et GWO, comme l'illustre la Figure. 3. 21. Bien que les angles de roulis, de lacet et de tangage obtenus par GWO soient meilleurs que ceux obtenus par EO, ce scénario conduit le système à l'instabilité après l'apparition de défauts moteur pour l'algorithme PSO. La Figure. 3. 20 met en évidence les erreurs d'attitude du système de contrôle optimisé basé sur GWO et EO, révélant des fluctuations instantanées aux moments où les défauts sont injectés.

Le Tableau 3. 4 présente l'erreur quadratique moyenne pour les différentes méthodes simulées (Cas dégradé : Scénario 1).

Tableau 3. 4: Performance du système utilisant les trois algorithmes-incertitude de 10% sur

l'actionneur1			
MSE	PSO	GWO	EO
$x(m)$	0.1615	0.1509	0.1279
$y(m)$	0.5411	0.3652	0.3510
$z(m)$	0.0668	0.0418	0.0234
$\phi(rad)$	0.0143	0.0049	0.0133
$\theta(rad)$	0.0486	0.0252	0.0270
$\psi(rad)$	0.1755	0.0097	0.0101

Scénario 2

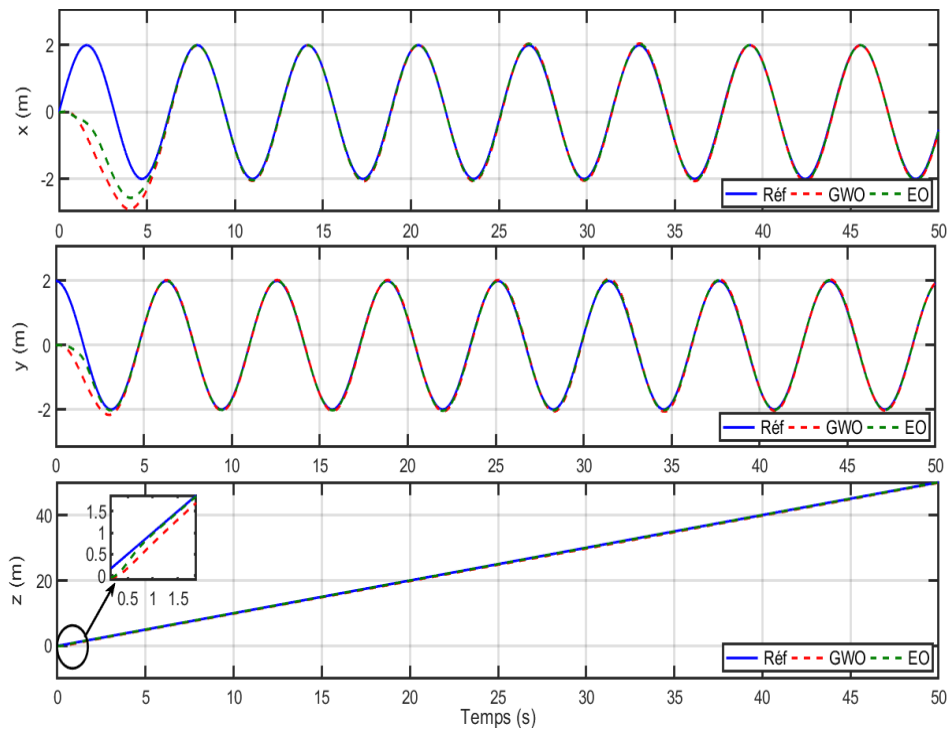


Figure. 3. 22: La réponse de la position dans les axes x , y , et z (cas de défaut progressif partiel sur tous les actionneurs).

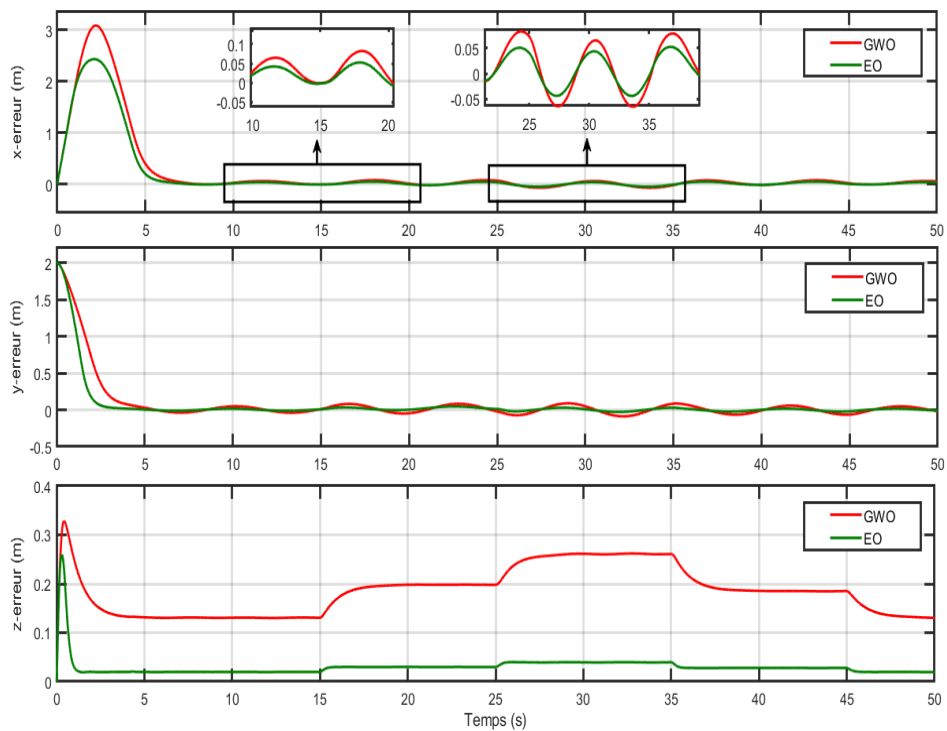


Figure. 3. 23: Erreurs de poursuite selon les trois axes x , y et z (cas de défaut progressif partiel sur tous les actionneurs).

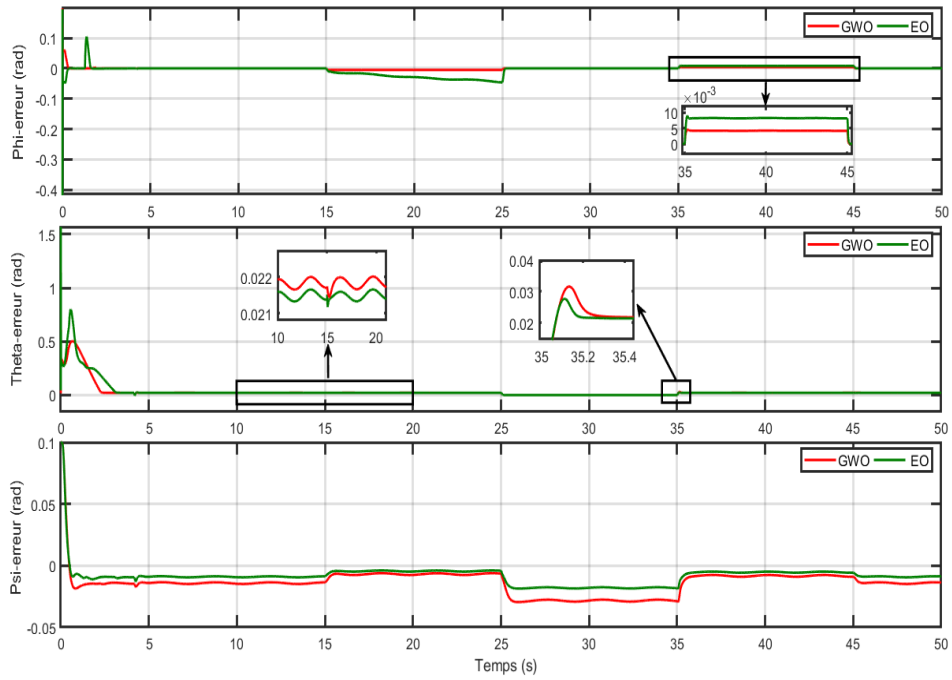


Figure. 3. 24: Erreurs de roulis, tangage et lacet (cas de défaut progressif partiel sur tous les actionneurs).

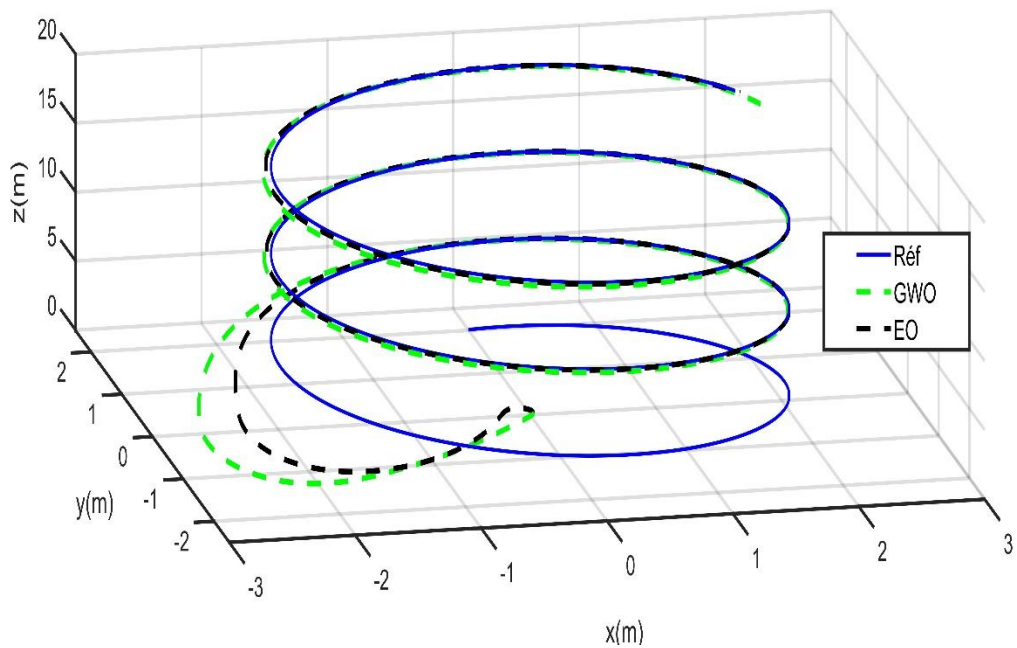


Figure. 3. 25: Poursuite de trajectoire (cas de défaut progressif partiel sur tous les actionneurs).

Le test met en évidence que la méthode PSO n'est plus capable de contrôler le drone, tandis que les autres méthodes demeurent relativement performantes malgré une légère dégradation. Néanmoins, il convient de souligner que le contrôleur basé sur EO présente un avantage significatif par rapport à celui basé sur GWO, comme le montre clairement la Figure. 3. 25. Les Figure. 3. 23 et Figure. 3. 24 montrent les erreurs de position et d'attitude

du système de contrôle optimisé basé sur GWO et EO, qui présentent des fluctuations instantanées lors de l'injection de défauts.

Le Tableau 3. 5 présente l'erreur quadratique moyenne pour les méthodes GWO et EO simulées pour des intervalle de temps de 50 sec pour le cas défavorable.

Tableau 3. 5: Performance du système utilisant les trois algorithmes – incertitude de 20% sur l'actionneur1_12% l'actionneur2_20% l'actionneur3_12% l'actionneur4

MSE	GWO	EO
$x(m)$	0.7802	0.6475
$y(m)$	0.3781	0.3283
$z(m)$	0.0486	0.0263
$\phi(rad)$	0.0057	0.0170
$\theta(rad)$	0.0869	0.1033
$\psi(rad)$	0.0124	0.0105

La Figure. 3. illustre les courbes de convergence de l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes PSO, GWO et EO. En outre, le tableau présenté ci-dessous liste les spécifications des paramètres de formation pour ces trois algorithmes.

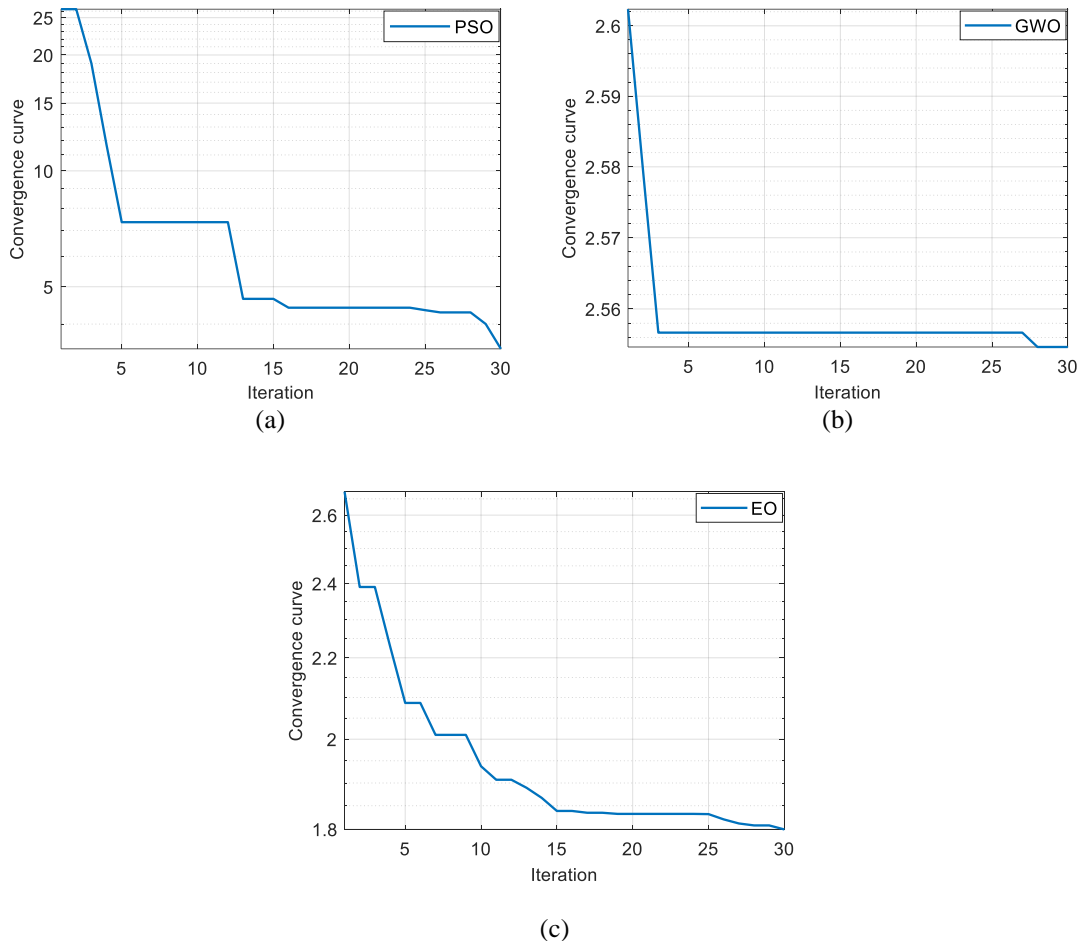


Figure. 3. 26: Graphique de convergence des erreurs quadratiques pour PSO, GWO et EO.

Tableau 3. 6: Paramètres du processus de formation

Algorithme	Description	Paramètre	Valeur
PSO	Nombre de particules	noP	15
	Nombre maximal d'itérations	$maxIter$	30
	Masse d'inertie maximale	$wMax$	0.9
	Masse d'inertie minimale	$wMin$	0.4
	Constante cognitive	$c1$	2
	Constante sociale	$c2$	2
	Erreur quadratique moyenne	MSE_{PSO}	3.4488
GWO	Nombre d'agents de recherche	$SearchAgents$	15
	Nombre maximal d'itérations	$Max_iteration$	30
	Vecteurs de distance	D_delta	$8.1992e - 07$
		D_beta	$7.2801e - 07$
		D_alpha	$4.3435e - 07$
	Position du loup gris actuel $alpha, beta, and delta$	$X1$	$8.1137e - 07$
		$X2$	$8.3249e - 07$
$X3$		$8.3338e - 07$	
Erreur quadratique moyenne	MSE_{GWO}	2.5546	
EO	Nombre d'indépendants	Run_no	3
	Nombre de particules	$Particles_no$	15
	Nombre maximal d'itérations	$Max_iteration$	30
	Valeur constante qui contrôle la capacité d'exploration	$a1$	2
	Valeur constante qui contrôle la capacité d'exploration	$a2$	1
	Probabilité de génération	GP	0.5
	Erreur quadratique moyenne	MSE_{EO}	1.8037

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté et détaillé le concept de la commande par mode de glissement appliqué sur un drone UAV ainsi que les techniques appliquées pour annuler l'inconvénient principal de cette commande qui est le phénomène de broutement. Nous avons présenté par la suite le réglage des gains de ces contrôleurs basés sur les trois méthodes d'optimisation : PSO, GWO et EO sur lesquelles s'est focalisée notre étude, nous avons énuméré et détaillé ces méthodes.

Par la suite des simulations ont été effectuées sur le quadrirotor lesquelles montrent l'efficacité et la robustesse de l'algorithme EO et GWO vis-à-vis de défauts injectés aux niveaux des actionneurs. En présence de ces défauts actionneurs l'algorithme PSO ne peut plus préserver les performances souhaitées.

Dans le dernier chapitre, nous présenterons le contrôle tolérant aux pannes pour un quadrirotor subissant des défauts sur l'un de ses capteurs de mesure (capteur gyroscopique).

CHAPITRE 4

CONTROLE D'ATTITUDE TOLERANT AUX PANNES

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous proposons un nouveau schéma tolérant aux pannes basé sur le filtre de Kalman étendu conventionnel (FTCEKF) pour les drones quad-rotor souffrant d'une panne totale sur le capteur gyroscope [99]. L'FTCEKF combine deux filtres de Kalman étendu conventionnel sous l'appellation CEKF1 et CEKF2 ainsi qu'un algorithme de détection de pannes. Dans le cas de fonctionnement nominal du quad-rotor, il est possible d'obtenir une estimation suffisamment bonne de l'attitude, de position et de vitesse souhaitée à l'aide du premier filtre de Kalman étendu conventionnel (CEKF1). Cependant, en présence d'une panne totale sur le gyroscope, ce filtre conduit à l'effondrement de tout le système. Pour éviter ce type de scénario, un deuxième filtre considéré comme un filtre de secours (CEKF2), son rôle est d'assurer une estimation d'attitude satisfaisante à l'aide du magnétomètre seulement, lequel est à faible coût. Pour détecter une panne sur le capteur gyroscope, un mécanisme de reconfiguration basé sur un algorithme probabiliste pour prendre une décision de basculement vers le filtre de secours est proposé dans ce qui suit. Les résultats de simulation montrent que le schéma (FTCEKF) proposé est approuvé pour être robuste contre une panne totale sur le gyroscope avec de meilleures performances de filtrage.

4.2 Modélisation des capteurs utilisés pour le quadrirotor

Trois capteurs sont considérés dans ce travail, deux capteurs d'attitude pour estimer les angles de roulis, tangage et lacet de telle sorte qu'on exploite les relations cinématiques entre les variables mesurées par ces capteurs et ce en utilisant un gyroscope fournissant des mesures de vitesse angulaires ainsi qu'un magnétomètre à trois axes fournissant des mesures d'intensité du champ magnétique. Un troisième capteur est utilisé pour estimer l'altitude. Cela consiste en un système GPS qui fournit des mesures de position et de vitesse

du quadri-rotor. Dans les paragraphes suivants, nous allons décrire les modèles de mesure des capteurs que nous avons utilisés.

4.2.1 Capteur magnétomètre

Un magnétomètre est un dispositif qui permet de mesurer des paramètres tels l'intensité et la direction du champ magnétique terrestre, lesquels paramètres peuvent être utilisés pour déterminer la trajectoire d'un objet en mouvement.

Le principe de base de l'utilisation d'un magnétomètre pour mesurer l'angle d'attitude d'un UAV est le suivant. La direction de l'axe sensible du magnétomètre est la même que celle du système de coordonnées du corps. Pendant le vol, le magnétomètre mesure les données géomagnétiques en temps réel. La matrice de relation entre le magnétomètre les données de mesure, les données géomagnétiques et l'angle d'attitude du corps sont [100] :

$$\tilde{M} = R_b [m_x \ m_y \ m_z]^T + \gamma_M \quad (4.1)$$

Tel que :

$$R_b = \begin{bmatrix} c\theta c\psi & s\phi s\theta c\psi - c\phi s\psi & c\phi s\theta c\psi + s\phi s\psi \\ c\theta s\psi & s\phi s\theta s\psi + c\phi s\psi & c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi \\ -s\theta & s\phi c\theta & c\phi c\theta \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

Où $\tilde{M} = [\tilde{M}_x, \tilde{M}_y, \tilde{M}_z]^T$ est le champ magnétique mesuré exprimé dans le repère du corps, R_b est la matrice de transition du repère terrestre fixe vers le repère lié au corps du quadrirotor, $[m_x, m_y, m_z]^T$ sont les champs magnétiques exprimés dans le repère terrestre et $\gamma_M = [m_{bx}, m_{by}, m_{bz}]^T$ sont les processus de bruit blanc gaussien de moyenne nulle.

4.2.2 Capteur gyroscope

Le gyroscope mesure le changement des vitesses angulaires autour des axes (x, y, z) par rapport au repère terrestre. En supposant des mesures sans bruit, nous pourrions intégrer ces dernières pour obtenir la position angulaire par rapport au cadre constituant le corps de l'UAV. Si nous devons intégrer cela, nous additionnerions toutes les petites erreurs dues au bruit, qui s'accumuleraient ensuite au fil du temps et deviendraient d'une ampleur illimitée. Ceci est communément appelé dérive gyroscopique. Le modèle du capteur gyroscopique est considéré comme suit [101].

$$\tilde{G} = \begin{bmatrix} 1 & s\phi\tan\theta & c\phi\tan\theta \\ 0 & c\phi & -s\phi \\ 0 & -s\phi\sec\theta & c\phi\sec\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi \\ \theta \\ \psi \end{bmatrix} + \gamma_G \quad (4.3)$$

Où \tilde{G} est la valeur réelle mesurée par le gyroscope autour de chaque axe, $\gamma_G = [G_{bx}, G_{by}, G_{bz}]^T$ est le bruit gaussien moyen nul du capteur gyroscope.

4.2.3 Capteur GPS

Le récepteur GPS être utilisé pour mesurer la position et la vitesse du drone Ce capteur peut être modélisé par l'équation (4. 4) et l'équation (4. 5) comme suit [102].

$$\tilde{\rho} = [x \ y \ z]^T + \gamma_\rho \quad (4.4)$$

$$\tilde{\xi} = [\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]^T + \gamma_\xi \quad (4.5)$$

Où $\tilde{\rho}$, γ_ρ , $\tilde{\xi}$ et γ_ξ sont les positions réelles mesurées par le récepteur GPS et le bruit de position gaussien à moyenne nulle, les vitesses réelles mesurées par le récepteur GPS et le bruit de vitesse gaussien à moyenne nulle, respectivement.

4.3 Conception d'estimation d'attitude et de position

En présence d'une panne totale sur le gyroscope, l'estimation d'attitude du drone devient sensiblement erronée. Dans ce cas, un FTCEKF basé sur deux modes (CEKF1, CEKF2) et un algorithme de décision probabiliste est appliqué au système commandé afin de fournir la connaissance d'attitude requise manquante lors de l'occurrence d'une panne. La Figure. 4. 1 montre un schéma fonctionnel illustrant le système de détection et d'estimation de pannes proposé.

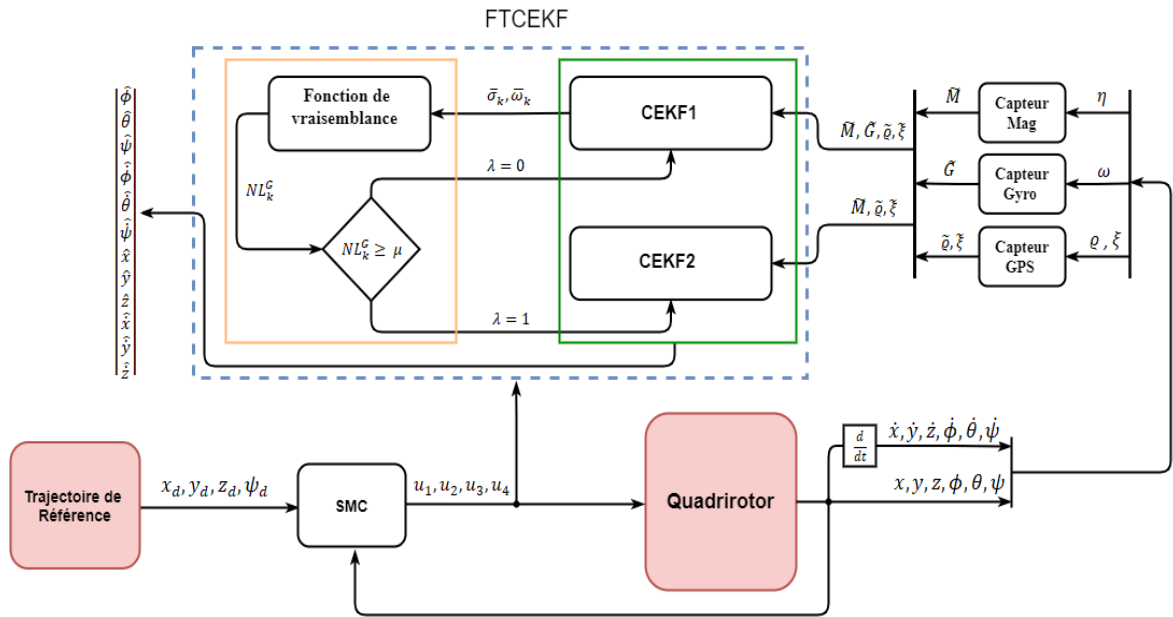


Figure. 4. 1 : Structure du système proposé de détection et d'estimation des pannes.

4.3.1 Filtre de Kalman étendu tolérant aux pannes

Le filtre de Kalman est un estimateur permettant de calculer l'état actuel d'un système dynamique perturbé par un bruit blanc, à partir d'un état initial et de mesures bruitées. Ce filtre est considéré comme un estimateur récursif à deux phases consistant en une prédiction suivie d'une mise à jour (voir Figure. 4. 2). L'étape de prédiction utilise l'état estimé de l'itération précédente pour générer une estimation de l'état actuel. Dans la phase de mise à jour, les observations de l'instant courant sont utilisées pour corriger l'état prédit afin de garantir une estimation plus exacte [103].

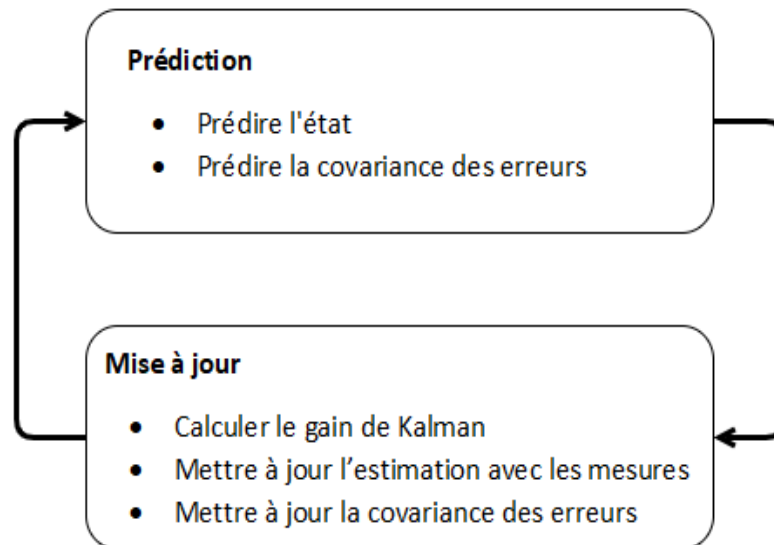


Figure. 4. 2 : Schéma fonctionnel de l'algorithme du filtre de Kalman.

Dans ce travail, nous avons utilisé le filtre de Kalman étendu conventionnel en temps discret, ce filtre est un algorithme récursif, qui peut être utilisé pour obtenir des estimations d'état du système, qui a des dynamiques et des équations de mesure qui ne sont pas linéaires. Il s'agit d'une version non linéaire du filtre de Kalman standard. Le principe de base de l'EKF est de linéariser la dynamique et les fonctions de mesure du système autour de l'estimation de l'état actuel. Le CEKF repose principalement sur quatre étapes [104].

Afin de simplifier les formules et équations ci-dessous, on considère que $\eta = [\phi, \theta, \psi]$, $\omega = [\dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi}]$, $\rho = [x, y, z]$ et $\xi = [\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]$. Le vecteur d'état à estimer $X_k = [\eta_k, \omega_k, \rho_k, \xi_k]^T$, les estimations optimales du filtre $\hat{Y}_k = [\hat{\eta}_k, \hat{\omega}_k, \hat{\rho}_k, \hat{\xi}_k]^T$

Des systèmes non linéaires à temps discret et des modèles de mesure sont :

$$X_{k+1} = \Phi_k X_k + w_k \quad (4.6)$$

$$Z_k = H_k X_k + v_k \quad (4.7)$$

Où X_k est le vecteur d'état et Φ_k est la matrice de transformation d'état et w_k est le vecteur de bruit de processus, H_k est la matrice d'observation et v_k est le vecteur de bruit de mesure.

Étape 1 : Calculer le gain

$$K_k = \bar{P}_k H_k^T (H_k \bar{P}_k H_k^T + R_k)^{-1} \quad (4.8)$$

Où K_k est le gain de Kalman, \bar{P}_k est la covariance d'erreur de dimension (12×12) et R_k est la matrice de covariance de bruit.

A noter que chacune des équations H_k , Z_k and R_k reste à définir en fonction du mode de fonctionnement de notre système.

Étape 2 : Mettre à jour l'estimation

$$\hat{X}_k = \bar{X}_k + K_k (Z_k - H_k \bar{X}_k) \quad (4.9)$$

Où \hat{X}_k est le vecteur d'état mis à jour, \bar{X}_k est l'état prédit.

Étape 3 : Mettre à jour l'erreur de covariance

$$\hat{P}_k = (I_{12 \times 12} - K_k H_k) \bar{P}_k \quad (4.10)$$

Où \hat{P}_k est la matrice de covariance d'erreur de dimension (12×12) .

Étape 4 : Prédiction

$$\bar{X}_{k+1} = f(\hat{X}_k, U_k) \quad (4.11)$$

$$\bar{P}_{k+1} = \Phi_k \hat{P}_k \Phi_k^T + Q_k \quad (4.12)$$

Tel que

$$\Phi_k = I_{12 \times 12} + \begin{bmatrix} \left. \begin{array}{cccc} \frac{\partial \hat{\eta}_k}{\partial \bar{\eta}_k} \Big|_{t=t_k} & \frac{\partial \hat{\eta}_k}{\partial \bar{\omega}_k} \Big|_{t=t_k} & \frac{\partial \hat{\eta}_k}{\partial \bar{q}_k} \Big|_{t=t_k} & \frac{\partial \hat{\eta}_k}{\partial \bar{\xi}_k} \Big|_{t=t_k} \\ \frac{\partial \hat{\omega}_k}{\partial \bar{\eta}_k} \Big|_{t=t_k} & \frac{\partial \hat{\omega}_k}{\partial \bar{\omega}_k} \Big|_{t=t_k} & \frac{\partial \hat{\omega}_k}{\partial \bar{q}_k} \Big|_{t=t_k} & \frac{\partial \hat{\omega}_k}{\partial \bar{\xi}_k} \Big|_{t=t_k} \\ \frac{\partial \hat{q}_k}{\partial \bar{\eta}_k} \Big|_{t=t_k} & \frac{\partial \hat{q}_k}{\partial \bar{\omega}_k} \Big|_{t=t_k} & \frac{\partial \hat{q}_k}{\partial \bar{q}_k} \Big|_{t=t_k} & \frac{\partial \hat{q}_k}{\partial \bar{\xi}_k} \Big|_{t=t_k} \\ \frac{\partial \hat{\xi}_k}{\partial \bar{\eta}_k} \Big|_{t=t_k} & \frac{\partial \hat{\xi}_k}{\partial \bar{\omega}_k} \Big|_{t=t_k} & \frac{\partial \hat{\xi}_k}{\partial \bar{q}_k} \Big|_{t=t_k} & \frac{\partial \hat{\xi}_k}{\partial \bar{\xi}_k} \Big|_{t=t_k} \end{array} \right] T_s \quad (4.13)$$

Où Q_k est la matrice de covariance du bruit de processus de dimension (12×12) , qui est calculée par une méthode d'optimisation GWO, et T_s est la période d'échantillonnage.

• **CEKF1 mode**

Pour le premier estimateur, on considère que le gyroscope fonctionne de façon nominale. Par conséquent, les termes H_k , R_k et Z_k présentés dans le CEKF1 doivent prendre les expressions suivantes :

$$H_{k_1} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \tilde{M}_k}{\partial \bar{\eta}_k} & \frac{\partial \tilde{M}_k}{\partial \bar{\omega}_k} & \frac{\partial \tilde{M}_k}{\partial \bar{q}_k} & \frac{\partial \tilde{M}_k}{\partial \bar{\xi}_k} \\ \frac{\partial \tilde{G}_k}{\partial \bar{\eta}_k} & \frac{\partial \tilde{G}_k}{\partial \bar{\omega}_k} & \frac{\partial \tilde{G}_k}{\partial \bar{q}_k} & \frac{\partial \tilde{G}_k}{\partial \bar{\xi}_k} \\ \frac{\partial \tilde{Q}_k}{\partial \bar{\eta}_k} & \frac{\partial \tilde{Q}_k}{\partial \bar{\omega}_k} & \frac{\partial \tilde{Q}_k}{\partial \bar{q}_k} & \frac{\partial \tilde{Q}_k}{\partial \bar{\xi}_k} \\ \frac{\partial \tilde{\xi}_k}{\partial \bar{\eta}_k} & \frac{\partial \tilde{\xi}_k}{\partial \bar{\omega}_k} & \frac{\partial \tilde{\xi}_k}{\partial \bar{q}_k} & \frac{\partial \tilde{\xi}_k}{\partial \bar{\xi}_k} \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

Et

$$R_{k_1} = \text{diag}\{R_1, R_2, R_3, R_4\} \quad (4.15)$$

$$Z_{k_1} = [M_k^m \quad G_k^m \quad \varrho_k^m \quad \xi_k^m]^T \quad (4.16)$$

Où R_1, R_2, R_3, R_4 sont les matrices de covariance de bruit du magnétomètre, du gyroscope, des mesures de position GPS et de vitesse GPS, respectivement. $M_k^m, G_k^m, \varrho_k^m$ et ξ_k^m sont les mesures des capteurs du magnétomètre, du gyroscope, de la position GPS et de la vitesse GPS, respectivement.

- **CEKF2 mode**

Dans cette situation, nous nous trouvons face à une défaillance du gyroscope. En conséquence, il est nécessaire d'éliminer les dérivées partielles de l'équation de mesure (4.3) de la matrice d'observation du premier mode du système de filtrage proposé. Ce même principe est également appliqué aux matrices de bruit et de mesure. Donc, les termes H_k, R_k et Z_k sont modifiés de la manière suivante :

$$H_{k_2} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \bar{M}_k}{\partial \bar{\eta}_k} & \frac{\partial \bar{M}_k}{\partial \bar{\omega}_k} & \frac{\partial \bar{M}_k}{\partial \bar{\varrho}_k} & \frac{\partial \bar{M}_k}{\partial \bar{\xi}_k} \\ \frac{\partial \bar{Q}_k}{\partial \bar{\eta}_k} & \frac{\partial \bar{Q}_k}{\partial \bar{\omega}_k} & \frac{\partial \bar{Q}_k}{\partial \bar{\varrho}_k} & \frac{\partial \bar{Q}_k}{\partial \bar{\xi}_k} \\ \frac{\partial \bar{\xi}_k}{\partial \bar{\eta}_k} & \frac{\partial \bar{\xi}_k}{\partial \bar{\omega}_k} & \frac{\partial \bar{\xi}_k}{\partial \bar{\varrho}_k} & \frac{\partial \bar{\xi}_k}{\partial \bar{\xi}_k} \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

Avec

$$R_{k_2} = \text{diag}\{R_1, R_3, R_4\} \quad (4.18)$$

Et

$$Z_{k_2} = [M_k^m \quad \varrho_k^m \quad \xi_k^m]^T \quad (4.19)$$

4.3.2 L'algorithme de décision probabiliste

Le schéma de contrôle tolérant aux pannes proposé par le FTCEKF se base sur la détection de la défaillance du capteur du gyroscope. Il est principalement basé sur les deux modes CEKF1 et CEKF2 couplés à un algorithme de décision probabiliste, qui gère le processus de commutation censé se produire avec le dysfonctionnement du gyroscope.

Une fonction de vraisemblance est considérée comme le dispositif de détection de panne du capteur conçu [105].

Considérons l'innovation obtenue $\bar{\sigma}_k$ à partir de l'équation (4. 8) en utilisant les équations (4. 14) et (4. 15) :

$$\bar{\sigma}_k = H_{k_1} \bar{P}_k H_{k_1}^T + R_{k_1} \quad (4.20)$$

À chaque itération k , il est nécessaire de calculer l'innovation $\bar{\sigma}_k$ et de l'intégrer dans le calcul de la fonction de vraisemblance qui peut être exprimée par :

$$L_k^G(\bar{\omega}_k, \bar{\sigma}_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\|\bar{\sigma}_k\|}} \exp\left\{-\rho \frac{1}{2} \bar{\sigma}_k^{-1}(\bar{\omega}_k)^2\right\} \quad (4.21)$$

Il convient de souligner que le choix d'utiliser l'innovation a été adopté en raison de sa sensibilité aux éventuelles défaillances que le capteur gyroscopique peut rencontrer.

Où $\bar{\omega}_k$ est la vitesse angulaire prédite obtenue par l'équation (4.11) en utilisant les équations (4.14), (4.15) et (4.16), ρ est la pénalité scalaire utilisée pour augmenter les performances de détection.

Ici, la fonction de norme euclidienne est appliquée au modèle de vraisemblance proposé afin de calculer la règle de décision.

$$NL_k^G = \|L_k^G(\bar{\omega}_k, \bar{\sigma}_k)\| \quad (4.22)$$

23

La règle de décision fait ensuite appel à deux hypothèses :

$$\lambda = \begin{cases} 1 & \text{if } NL_k^G \geq \mu \\ 0 & \text{if } NL_k^G < \mu \end{cases} \quad (4.24)$$

Où μ est le seuil constant caractérisant le test de décision, λ est l'indicateur de panne capteur. La sortie de la règle de décision λ est mise à 1 lorsque NL_k^G est supérieur au seuil μ , cela implique qu'une anomalie dans le gyroscope est détectée. Sinon, λ est mis à 0 lorsque l'anomalie ne s'est pas produite.

4.4 Résultats et simulations

Dans cette section nous effectuons des simulations pour valider le mécanisme de tolérance aux fautes proposé. Cette simulation est basée sur l'injection d'une panne totale sur le capteur gyroscope afin d'observer le comportement de l'UAV et l'efficacité du mécanisme qu'on se propose de mettre en œuvre. Deux scénarios distincts ont été mis en place. Dans le premier scénario, seul le mode CEKF1 est utilisé. En revanche, le deuxième scénario repose sur l'utilisation de FTCEKF.

L'état initial de l'estimateur du filtre est $\bar{X}_0 = [0,0, -\pi/3,0,0,0,0,0,0,0,0,0]^T$, la matrice de covariance de l'erreur initiale est $\bar{P}_0 = 0.1 * \text{diag}[I_{12 \times 12}]$.

Les matrices de covariance du bruit R ont été définies avec les mêmes valeurs pour chaque capteur dans les deux scénarios. La sélection de la matrice de covariance du processus Q dans le premier scénario a été réalisée de manière empirique, étant donné que même les méthodes d'optimisation (PSO, GWO et EO) n'ont pas d'influence sur le système de filtrage en présence de défaillance. Cependant, dans le deuxième scénario, une approche empirique a été adoptée initialement pour la sélection de la matrice de covariance du processus Q , suivie d'une optimisation ultérieure à l'aide de la méthode GWO. Cela a été fait dans le but de comparer les performances du FTCEKF.

Sur les simulations à venir on va ajouter certaines contraintes en plus de celle déjà citées dans le chapitre 3 (partie simulation) telles :

- Introduction de bruit dans la réponse des capteurs.
- Introduction d'une défaillance au niveau du gyroscope.

De nombreuses simulations ont été effectuées avec différentes trajectoires, celle proposée dans cette partie consiste en une trajectoire hélicoïdale avec pour position initiale : $(X_0, Y_0, Z_0) = [0,0,0]^T (m)$, et une position finale : $(X_f, Y_f, Z_f) = [-0.6, -1.9, 60]^T (m)$.

Afin d'évaluer le comportement du drone en cas de panne totale du capteur gyroscopique, la simulation de deux scénarios est réalisée. Le premier cas repose uniquement sur le mode CEKF1, tandis que le second considère l'utilisation de tous les composants du FTCEKF comme représenté à l'intérieur du bloc en pointillés de Figure. 4. 1. Le Tableau 4. 1 illustre les résultats obtenus des deux scénarios en termes d'erreur d'attitude exprimée par l'erreur quadratique moyenne (RMSE).

Scenario 1 : Cas d'application CEKF1

Dans ce scénario, nous allons tester le comportement du mode CEKF1 seul. Les figures : Figure. 4. 3, Figure. 4. 4 et Figure. 4. 5 illustrent bien les angles d'attitude correctement estimés avec une précision suffisante (stabilisation après une durée inférieure à 3 secondes) pendant les 30 premières secondes, où le gyroscope fonctionne sans panne. L'erreur d'estimation reste dans une plage d'environ -1 à +1 degré comme le montre la Figure. 4. 6. Une fois que la panne se produit dans le capteur, le schéma d'estimation d'attitude basé sur CEKF1 montre une dégradation progressive des performances jusqu'à la divergence totale.

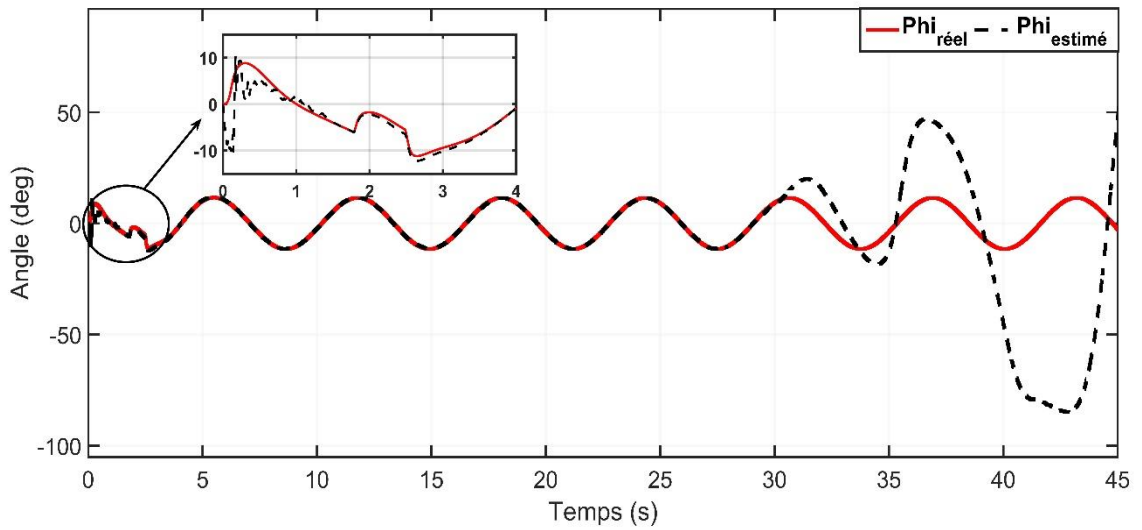


Figure. 4. 3 : Réponse de roulis du système utilisant le mode CEKF1.

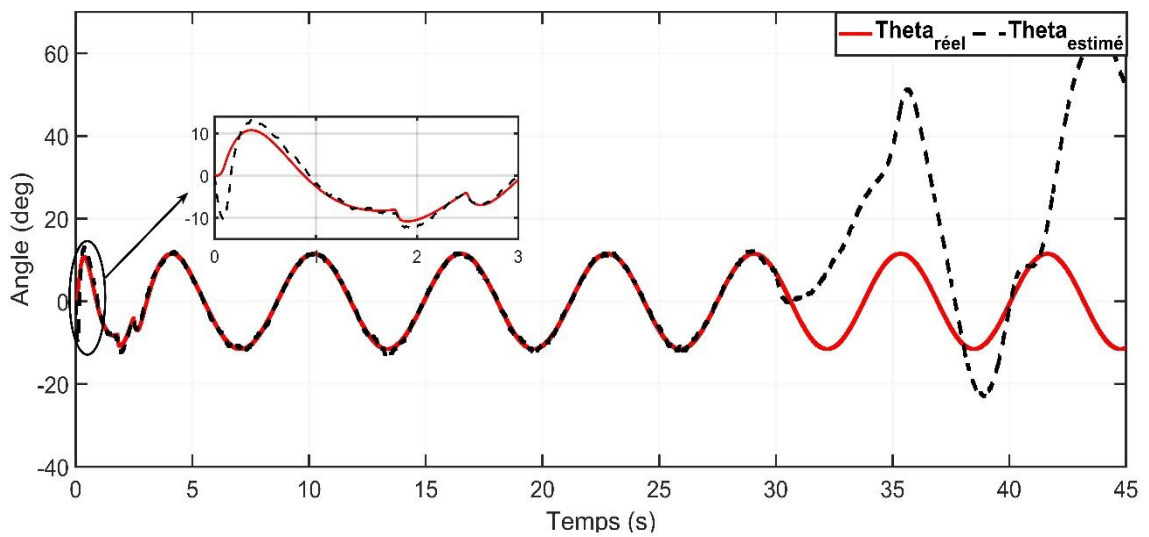


Figure. 4. 4 : Réponse de tangage du système utilisant le mode CEKF1.

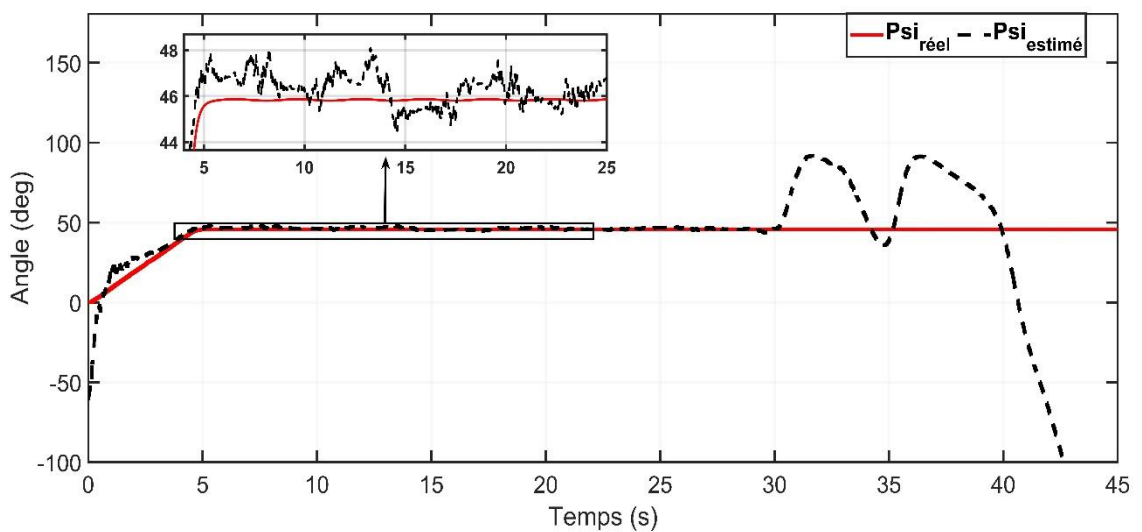


Figure. 4. 5 : Réponse du lacet du système utilisant le mode CEKF1.

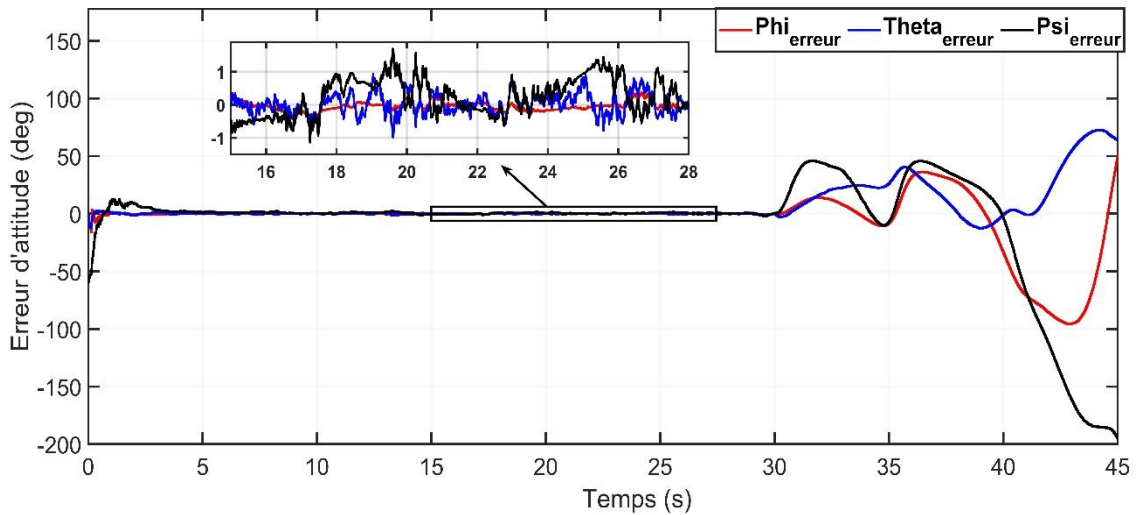
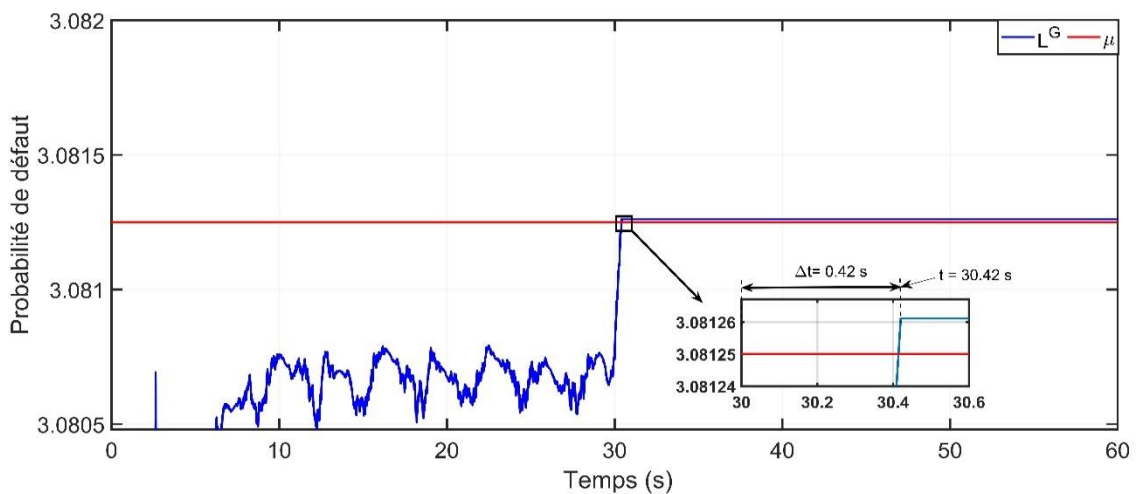


Figure. 4. 6 : Erreur d'estimation d'attitude du quadrirotor en utilisant le mode CEKF1.

Scenario 2 : Cas d'application FTCEKF

Le schéma FTCEKF proposé est évalué dans le deuxième scénario où le mode CEKF1 est considéré, ainsi que le mode CEKF2 et une stratégie de décision probabiliste. Les réponses obtenues dans ce scénario sont illustrées, démontrant une amélioration des performances après optimisation des paramètres des gains de la matrice de covariance du bruit procédés.

La Figure. 4. 7-a montre l'évolution de la valeur de la norme de la fonction de vraisemblance au temps $t = 30,42 \text{ sec}$, en prenant $\rho = 0,011$, avec un petit retard de durée $\Delta t = 0,42 \text{ seconde}$ pour détecter une perte totale du gyroscope. Lorsque NL_k^G est supérieur au seuil constant $\mu = 3.08125$, l'état de panne sera alors déclaré comme indiqué sur la Figure. 4. 7-b.



(a)

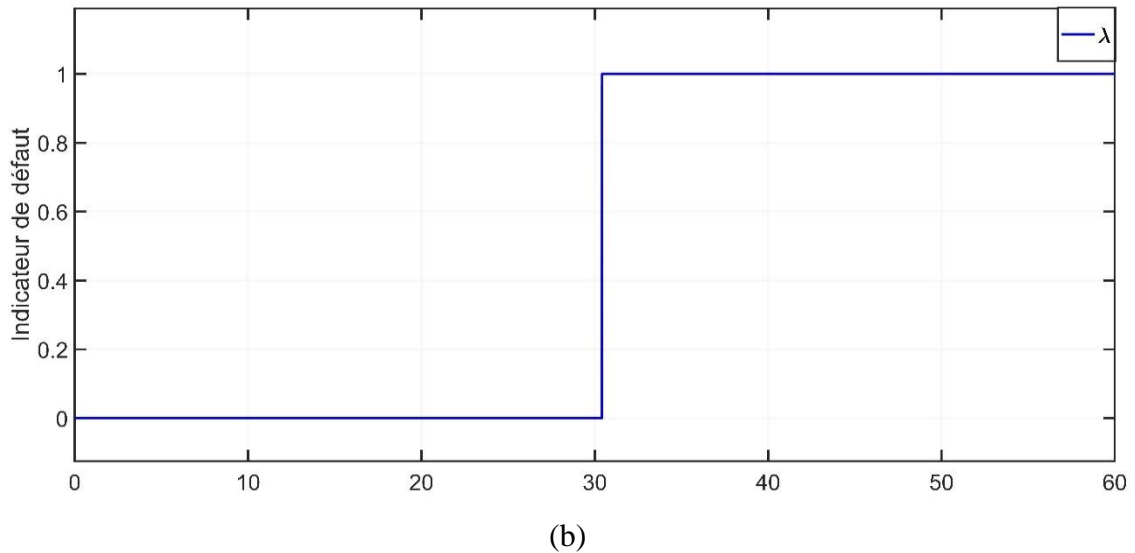


Figure. 4. 7 : Résultats de la détection de panne : (a) probabilité de panne, (b) indicateur de panne.

Figure. 4. 8, Figure. 4. 9 et Figure. 4. 10 respectivement, montrent les réponses d'estimation de roulis, de tangage et de lacet à l'aide de FTCEKF. Les courbes indiquent que l'estimateur proposé est capable de gérer une défaillance totale du capteur du gyroscope et de suivre l'attitude réelle du drone. Dès que le mécanisme de reconfiguration détecte que le gyroscope est défaillant, il provoque une déviation négligée dans les réponses angulaires, de sorte que $RMSE_{\phi} = 0.31 \text{ deg}$ et $RMSE_{\theta} = 0.7 \text{ deg}$ sur un intervalle $t \in [30, 32]$ et pour le lacet $RMSE_{\psi} = 0.8 \text{ deg}$ sur un intervalle $t \in [30, 45] \text{ sec}$. On remarque que l'estimation d'attitude reste toujours dans des marges acceptables.

La Figure. 4. 11 montre les erreurs d'estimation sur les trois axes d'attitude du quadrirotor. Il ressort clairement de cette figure que l'erreur d'estimation est approximativement comprise entre +1 et -0,5 deg pendant les 30 premières secondes. Ensuite, l'erreur a été légèrement augmentée autour de +1,5 et -0,5 deg.

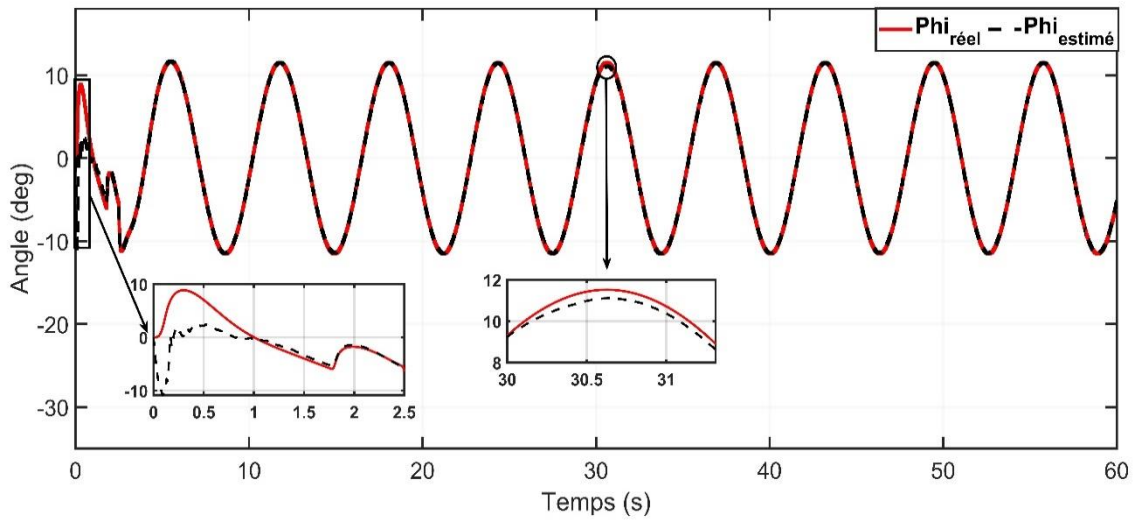


Figure. 4. 8 : Réponse de roulis du système utilisant le FTCEKF.

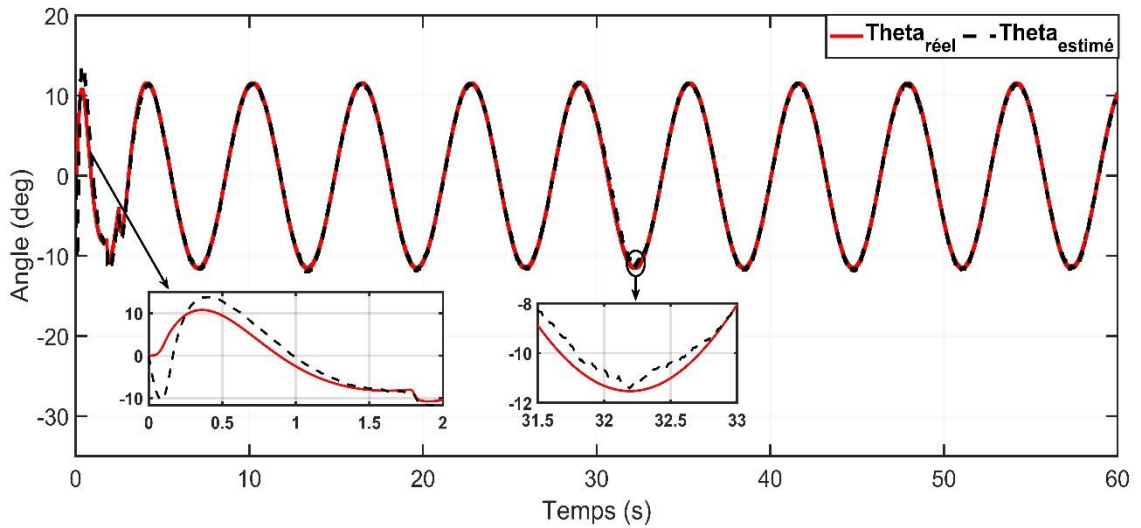


Figure. 4. 9 : Réponse de tangage du système utilisant le FTCEKF.

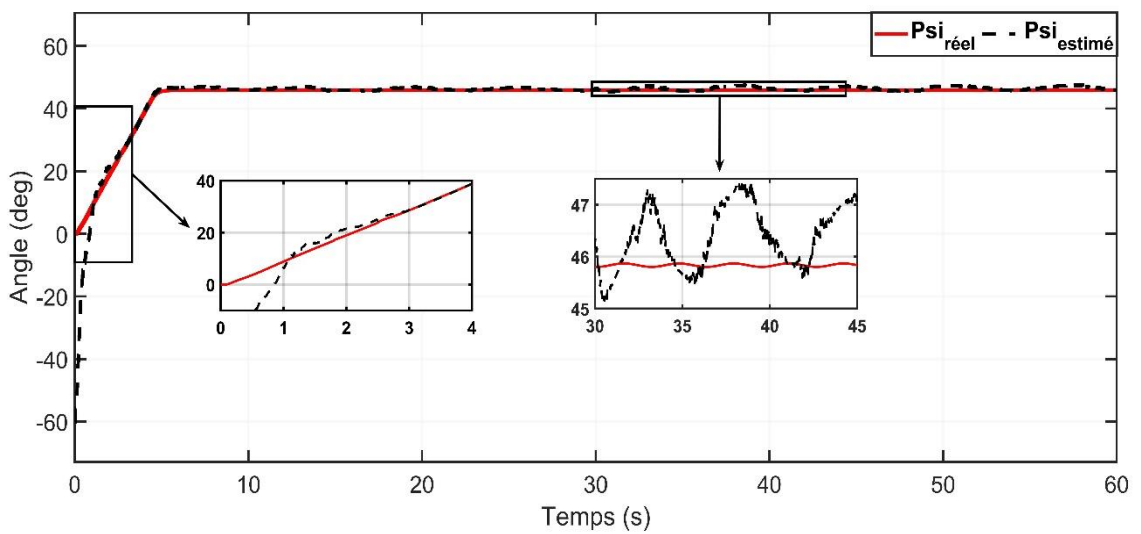


Figure. 4. 10 : Réponse du lacet du système utilisant le FTCEKF.

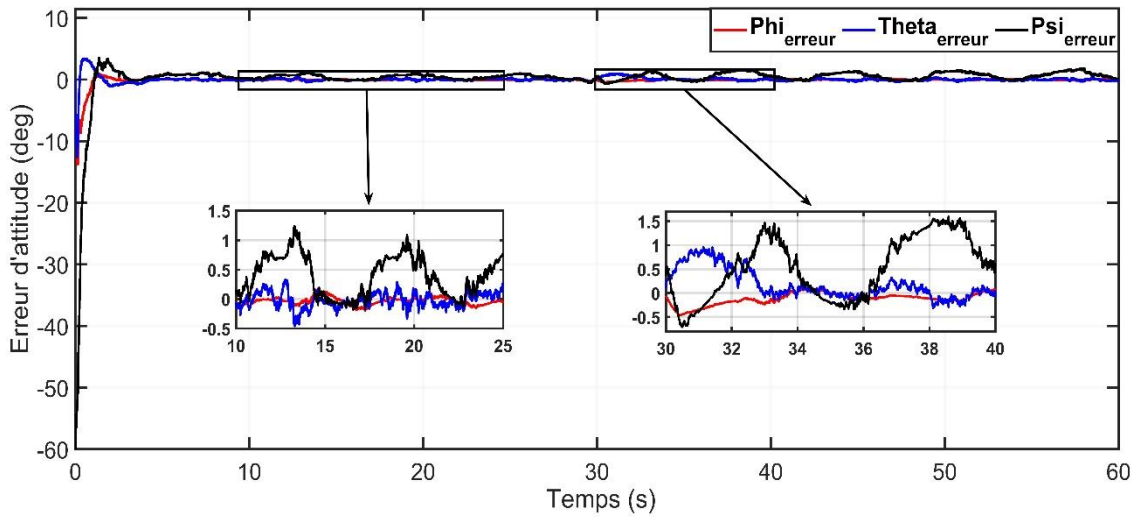
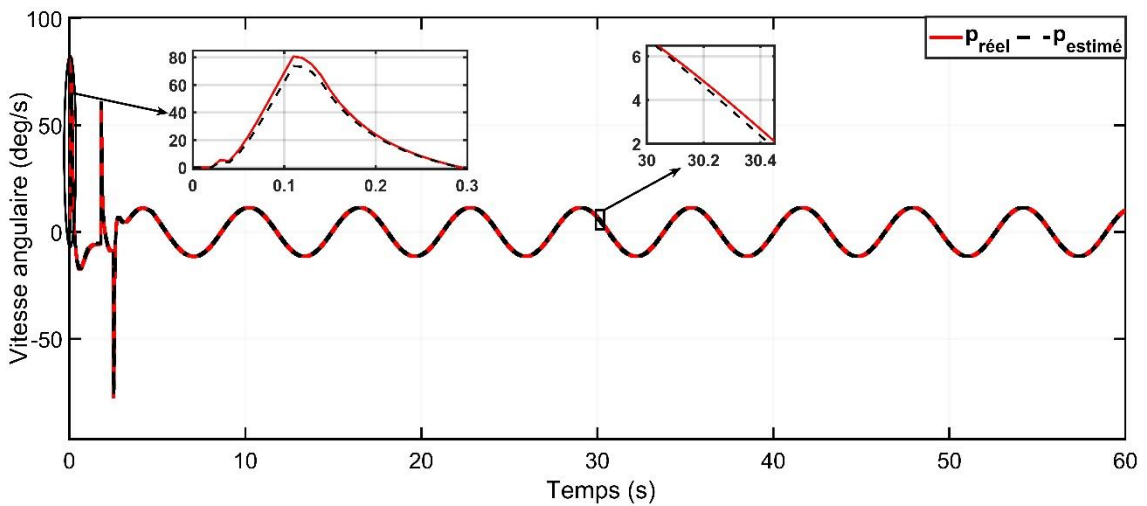
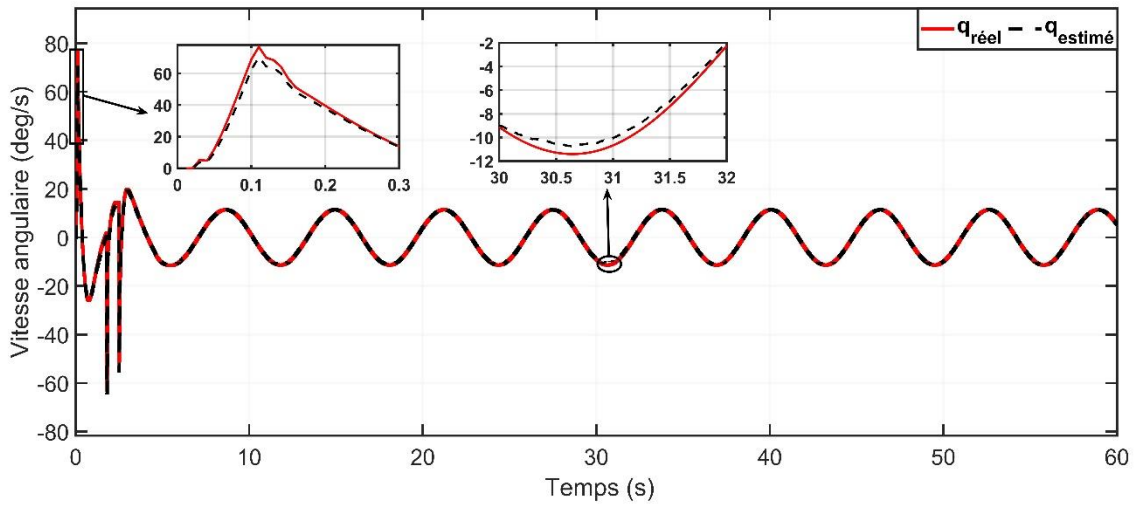


Figure. 4. 11 : Erreur d'estimation d'attitude du quadrirotor en utilisant le FTCEKF.

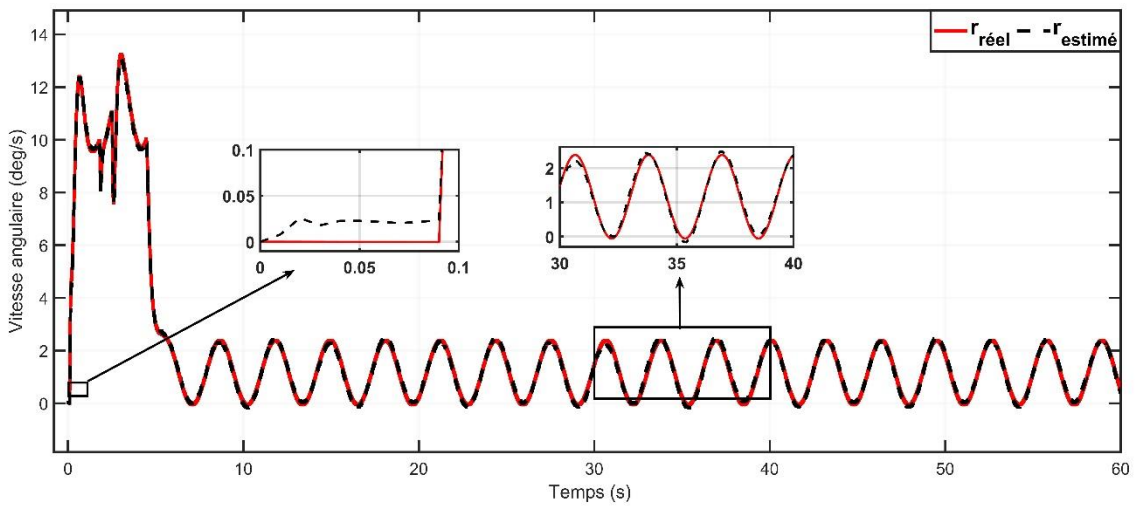
La Figure. 4. 12 illustre la progression des différentes vitesses angulaires estimées par le filtre CEKF2 et montre que la stabilité n'a pas été fortement affectée. La Figure. 4. 13 affiche la réponse de la trajectoire à partir du moment de la détection de la panne par la fonction NL_k^G , qui commence à la position $(\hat{x}_L, \hat{y}_L, \hat{z}_L) = (-1.68, 1.08, 30.43)$ et se termine à la position finale du filtre $(\hat{x}_f, \hat{y}_f, \hat{z}_f) = (-0.59, -1.91, 59.9)$. La figure montre que le mécanisme de tolérance aux fautes proposé se fait rapidement sans déviation de trajectoire.



(a)



(b)



(c)

Figure. 4. 12 : Réponse du système utilisant FTCEKF : (a) Vitesse angulaire p, (b) Vitesse angulaire q, (c) Vitesse angulaire r.

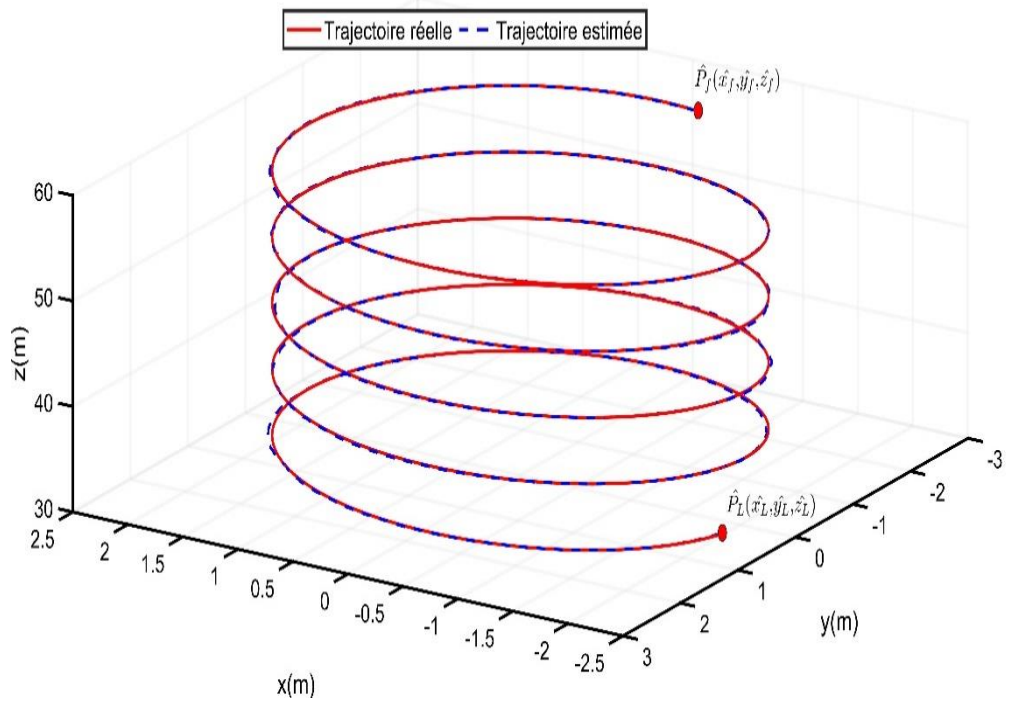


Figure. 4. 13 : Réponse de trajectoire du système utilisant FTCEKF.

Tableau 4. 1: Performances d'estimation d'attitude

Scénario	Gyroscope	Optimisation	$RMSE_\phi$ (deg)	$RMSE_\theta$ (deg)	$RMSE_\psi$ (deg)	Ampleur de l'erreur (deg)	R	Q
Scénario 1	Pas d'échec $t \in [0,30]$	Non optimisé	0.161	0.387	0.740	0.8509	$R_1 = 0.3 \cdot I_{3 \times 3}$ $R_2 = 0.05 \cdot I_{3 \times 3}$ $R_3 = 0.1 \cdot I_{3 \times 3}$ $R_4 = 0.1 \cdot I_{3 \times 3}$	$Q_1 = 7.61 \cdot 10^{-11} I_{3 \times 3}$ $Q_2 = 6.72 \cdot 10^{-7} I_{3 \times 3}$ $Q_3 = 2.44 \cdot 10^{-8} I_{3 \times 3}$ $Q_4 = 2.70 \cdot 10^{-10} I_{3 \times 3}$
	Avec échec $t \in]30,45]$	Non optimisé	18.803	20.425	30.833	41.483		
Scénario 2	Avec échec $t \in]30,60]$	Non optimisé	0.173	0.291	1.167	1.215	$R_1 = 0.3 \cdot I_{3 \times 3}$ $R_3 = 0.1 \cdot I_{3 \times 3}$ $R_4 = 0.1 \cdot I_{3 \times 3}$	$Q_1 = 7.61 \cdot 10^{-11} I_{3 \times 3}$ $Q_2 = 6.72 \cdot 10^{-7} I_{3 \times 3}$ $Q_3 = 2.44 \cdot 10^{-8} I_{3 \times 3}$ $Q_4 = 2.70 \cdot 10^{-10} I_{3 \times 3}$
		Optimisé	0.119	0.241	0.839	0.881		$Q_1 = 9.39 \cdot 10^{-7} I_{3 \times 3}$ $Q_2 = 1.00 \cdot 10^{-7} I_{3 \times 3}$ $Q_3 = 2.78 \cdot 10^{-6} I_{3 \times 3}$ $Q_4 = 8.36 \cdot 10^{-5} I_{3 \times 3}$

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre on a mis en œuvre deux algorithmes d'estimation d'attitude développés sur la base du filtre de Kalman étendu avec l'introduction d'une défaillance totale du gyroscope et ce afin d'assurer une précision élevée et fiable de l'estimation de l'attitude de l'UAV.

Les résultats des simulations montrent que l'algorithme CEKF2 est très efficace pour estimer avec précision l'attitude et ce de par ses qualités de tolérance aux fautes. Par contre, dans le cas nominal le CEKF1 donne une estimation d'attitude stable, néanmoins il diverge quand on introduit une défaillance du gyroscope.

De plus, le mécanisme de tolérance aux fautes basé sur la fonction probabiliste donne une entière satisfaction quand il est nécessaire de basculer du CEKF1 vers le CEKF2. L'algorithme CEKF2 peut aussi être utilisé comme une solution alternative pour sécuriser la mission de l'UAV. Dans les futurs travaux on prévoit d'effectuer des essais expérimentaux afin de valider les résultats obtenus sur un quadrirotor réel.

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Le robot aérien quadrirotor objet de ma thèse, étant un système hautement non linéaire avec six degrés de liberté et seulement quatre actionneurs, son mouvement peut être contrôlé à l'aide des quatre actionneurs (moteurs) fixés à ses hélices. Ces dernières créent une poussée pour effectuer des déplacements du quadrirotor dans le sens vertical. De plus, le mouvement de translation d'un quadrirotor est contrôlé en faisant varier simultanément les vitesses d'une paire de moteurs.

Un modèle dynamique pour un vol stable du quadrirotor est présenté en utilisant les équations de mouvement de Newton-Euler en incluant une modélisation des forces aérodynamiques. Les moteurs à courant continu utilisés en tant qu'actionneurs ont été analysés à l'aide de techniques de modélisation mathématique. Ce modèle a été adapté et manipulé dans le but d'assurer la stabilité et le contrôle du quadrirotor.

Le travail réalisé dans cette thèse rentre aussi dans le cadre de travaux de recherche sur la commande tolérante aux pannes relative aux mini-véhicules aériens de type quadrirotor. Dans un premier temps, nous avons réalisé une étude des techniques actuellement utilisées pour résoudre les problèmes de défaillance ou de panne pouvant survenir sur les UAV.

En ce qui nous concerne, l'objectif recherché était de développer des méthodes permettant de contrôler un quadrirotor sujet à des pannes partielles ou totales, que ce soit, respectivement au niveau des actionneurs ou sur le capteur, lesquelles méthodes peuvent fournir des performances satisfaisantes et efficaces en termes de stabilité et de poursuite de la trajectoire planifiée. En fait, les méthodes métaheuristiques (PSO, GWO et EO), ont été largement utilisées pour déterminer les meilleurs coefficients pour nos contrôleurs (SM et PI). Les méthodes GWO et EO ont retenu notre attention pour leurs performances, avec néanmoins un avantage pour la méthode EO en termes de vitesse de convergence et de qualité de la solution, laquelle peut être considérée comme la meilleure méthode d'optimisation pour aborder la complexité de fonctionnement du quadrirotor en cas de perte d'efficacité de l'actionneur.

Nous avons ensuite travaillé sur la conception d'une architecture baptisée FTCEKF, qui combine un estimateur d'attitude résistant aux défauts de mesure utilisant le filtre de Kalman étendu conventionnel, avec une fonction probabiliste. Cette architecture permet non

seulement de détecter et d'isoler les pannes du capteur gyroscope, mais aussi d'estimer avec précision l'attitude du quadrirotor en cas de problème de mesure. Nous pouvons conclure que cette solution alternative FTCEKF est hautement performante, facile à mettre en œuvre et garantit une meilleure sécurité de la mission de l'UAV.

Les orientations futures envisagées comprennent :

- L'exploration d'autres techniques de commande par temps continu (FTC), notamment SMO et CEKF, tout en tenant compte des imperfections des actionneurs.
- Le développement de contrôleurs adaptatifs robustes fondés sur des méthodes métaheuristiques qui peuvent ajuster leurs coefficients en temps réel en fonction des pannes observées.
- Passer à l'étape de l'implémentation de ces stratégies sur un drone réel afin de vérifier le comportement de ces approches dans la vie pratique.

REFERENCES

1. Han, B., et al. *A review of control algorithms for quadrotor*. in *2018 IEEE international conference on information and automation (ICIA)*. 2018. IEEE.
2. DİKMEN, İ.C., T. KARADAĞ, and C. YEROĞLU, *Multi-Parameter Optimization of Sliding-Mode Controller for Quadcopter Application*. *Computer Science*, 2018. **3**(1): p. 14-28.
3. Boussaid, I., *Perfectionnement de métaheuristiques pour l'optimisation continue*. 2013, Paris Est.
4. Shraim, H., A. Awada, and R. Youness, *A survey on quadrotors: Configurations, modeling and identification, control, collision avoidance, fault diagnosis and tolerant control*. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2018. **33**(7): p. 14-33.
5. Gao, Y.H., D. Zhao, and Y.B. Li. *UAV sensor fault diagnosis technology: A survey*. in *Applied Mechanics and Materials*. 2012. Trans Tech Publ.
6. Drak, A., et al. *Sensor fault diagnostic and Fault-Tolerant Control for the altitude control of a quadrotor UAV*. in *2015 IEEE 8th GCC Conference & Exhibition*. 2015. IEEE.
7. Zhang, H., Q. Gao, and F. Pan. *An Online Fault Diagnosis Method For Actuators Of Quadrotor UAV With Novel Configuration Based On IMM*. in *2020 Chinese Automation Congress (CAC)*. 2020. IEEE.
8. Camacho, L. and C. Yuhás, *Civil uav capability assessment*. NASA Aeronautics Research Mission and NASA Science Mission, 2004: p. 4-5.
9. Pflimlin, J.-M., *Commande d'un minidrone à hélice carénée: de la stabilisation dans le vent à la navigation autonome*. 2006, SUPAERO.
10. Kendoul, F., *Modélisation et commande de véhicules aériens autonomes, et développement d'un pilote automatique basé sur la vision*. 2007, Thèse de doctorat. Compiègne.
11. Bento, M.d.F., *Unmanned aerial vehicles: an overview*. *Inside GNSS*, 2008. **3**(1): p. 54-61.
12. Merheb, A.-R., *Diagnostic and fault-tolerant control applied to an unmanned aerial vehicle*. 2016, Aix-Marseille.
13. Foulas, G.K. and G.C. Karras, *A survey on fault diagnosis and fault-tolerant control methods for unmanned aerial vehicles*. *Machines*, 2021. **9**(9): p. 197.
14. Nonami, K., et al., *Autonomous flying robots: unmanned aerial vehicles and micro aerial vehicles*. 2010: Springer Science & Business Media.
15. Abbaspour, A., et al., *A survey on active fault-tolerant control systems*. *Electronics*, 2020. **9**(9): p. 1513.
16. Sargolzaei, A., K.K. Yen, and M.N. Abdelghani, *Preventing time-delay switch attack on load frequency control in distributed power systems*. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015. **7**(2): p. 1176-1185.
17. Ducard, G. and H.P. Geering, *Efficient nonlinear actuator fault detection and isolation system for unmanned aerial vehicles*. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2008. **31**(1): p. 225-237.
18. Abbaspour, A., et al., *A neural adaptive approach for active fault-tolerant control design in UAV*. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018. **50**(9): p. 3401-3411.
19. Isermann, R., *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*. *Springer Science & Business Media*. 2005.

20. Ding, S.X., *Model-based fault diagnosis techniques: design schemes, algorithms, and tools*. 2008: Springer Science & Business Media.
21. Gertler, J.J., *Fault detection and diagnosis in engineering systems*. 2017: CRC press.
22. Willsky, A. and H. Jones, *A generalized likelihood ratio approach to the detection and estimation of jumps in linear systems*. IEEE Transactions on Automatic control, 1976. **21**(1): p. 108-112.
23. Manandhar, K., et al., *Detection of faults and attacks including false data injection attack in smart grid using Kalman filter*. IEEE transactions on control of network systems, 2014. **1**(4): p. 370-379.
24. Pourbabaee, B., N. Meskin, and K. Khorasani, *Sensor fault detection, isolation, and identification using multiple-model-based hybrid Kalman filter for gas turbine engines*. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2015. **24**(4): p. 1184-1200.
25. Zhao, S. and B. Huang, *Iterative residual generator for fault detection with linear time-invariant state-space models*. IEEE Transactions on Automatic Control, 2017. **62**(10): p. 5422-5428.
26. Lu, P., et al., *Nonlinear aircraft sensor fault reconstruction in the presence of disturbances validated by real flight data*. Control Engineering Practice, 2016. **49**: p. 112-128.
27. Liu, Z. and H. He, *Sensor fault detection and isolation for a lithium-ion battery pack in electric vehicles using adaptive extended Kalman filter*. Applied Energy, 2017. **185**: p. 2033-2044.
28. Rahimi, A., K.D. Kumar, and H. Alighanbari, *Enhanced adaptive unscented Kalman filter for reaction wheels*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2015. **51**(2): p. 1568-1575.
29. Zhong, M.-Y., L. Shuai, and Z. Hui-Hong, *Krein space-based H_∞ fault estimation for linear discrete time-varying systems*. Acta Automatica Sinica, 2008. **34**(12): p. 1529-1533.
30. Aouaouda, S., et al., *Discrete-time H_-/H_∞ sensor fault detection observer design for nonlinear systems with parameter uncertainty*. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2015. **25**(3): p. 339-361.
31. Dong, H., et al., *Distributed fault estimation with randomly occurring uncertainties over sensor networks*. International Journal of General Systems, 2016. **45**(5): p. 662-674.
32. Li, X., H.H. Liu, and B. Jiang, *Parametrization of optimal fault detection filters*. Automatica, 2015. **56**: p. 70-77.
33. Castillo, I., T.F. Edgar, and B.R. Fernández, *Robust model-based fault detection and isolation for nonlinear processes using sliding modes*. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2012. **22**(1): p. 89-104.
34. Talebi, H.A., K. Khorasani, and S. Tafazoli, *A recurrent neural-network-based sensor and actuator fault detection and isolation for nonlinear systems with application to the satellite's attitude control subsystem*. IEEE Transactions on Neural Networks, 2008. **20**(1): p. 45-60.
35. Maybeck, P.S. and R.D. Stevens. *Reconfigurable flight control via multiple model adaptive control methods*. in *29th IEEE Conference on Decision and Control*. 1990. IEEE.
36. Rauch, H.E., *Autonomous control reconfiguration*. IEEE Control Systems Magazine, 1995. **15**(6): p. 37-48.
37. Zhang, Y. and J. Jiang, *Integrated active fault-tolerant control using IMM approach*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems, 2001. **37**(4): p. 1221-1235.
38. Qi, J., et al. *Adaptive UKF and its application in fault tolerant control of rotorcraft UAV*. in *AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit*. 2007.

39. Wu, J., et al., *Fault tolerant control for uncertain time-delay systems based on sliding mode control*. *Kybernetika*, 2008. **44**(5): p. 617-632.
40. Yang, X., et al., *Recursive Actuator Fault Detection and Diagnosis for Emergency Landing of UASs*. *IFAC Proceedings Volumes*, 2014. **47**(3): p. 2495-2502.
41. Merheb, A., H. Noura, and F. Bateman. *Active fault tolerant control of octorotor uav using dynamic control allocation*. in *International Conference on Intelligent Unmanned Systems, Montreal, Quebec, Canada, Sept.* 2014.
42. Wu, L.B., G.H. Yang, and D. Ye, *Robust adaptive fault-tolerant control for linear systems with actuator failures and mismatched parameter uncertainties*. *IET Control Theory & Applications*, 2014. **8**(6): p. 441-449.
43. Chen, F., B. Jiang, and G. Tao, *An intelligent self-repairing control for nonlinear MIMO systems via adaptive sliding mode control technology*. *Journal of the Franklin Institute*, 2014. **351**(1): p. 399-411.
44. Wang, M., J. Yang, and N. Li, *Adaptive fault-tolerant control for flight systems with input saturation and model mismatch*. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2013. **2013**.
45. Cen, Z., H. Noura, and Y. Al Younes, *Systematic fault tolerant control based on adaptive Thau observer estimation for quadrotor UAVs*. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2015. **25**(1): p. 159-174.
46. Guzmán-Rabasa, J.A., et al., *Actuator fault detection and isolation on a quadrotor unmanned aerial vehicle modeled as a linear parameter-varying system*. *Measurement and Control*, 2019. **52**(9-10): p. 1228-1239.
47. Ren, X.-L., *Observer design for actuator failure of a quadrotor*. *IEEE Access*, 2020. **8**: p. 152742-152750.
48. Yin, L., J. Liu, and P. Yang. *Interval Observer-based Fault Detection for UAVs Formation with Actuator Faults*. in *2019 CAA Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS)*. 2019. IEEE.
49. Fu, J., et al. *A hybrid CNN-LSTM model based actuator fault diagnosis for six-rotor UAVs*. in *2019 chinese control and decision conference (ccdc)*. 2019. IEEE.
50. Das, A., F.L. Lewis, and K. Subbarao, *Sliding mode approach to control quadrotor using dynamic inversion*. *Challenges and paradigms in applied robust control*, 2011: p. 3-24.
51. Avram, R.C., et al., *IMU sensor fault diagnosis and estimation for quadrotor UAVs*. *IFAC-PapersOnLine*, 2015. **48**(21): p. 380-385.
52. Caliskan, F. and C. Hajiyev, *Reconfigurable control of an UAV against sensor/actuator failures*. *IFAC-PapersOnLine*, 2015. **48**(9): p. 7-12.
53. Caliskan, F. and C. Hajiyev, *Active fault-tolerant control of UAV dynamics against sensor-actuator failures*. *Journal of Aerospace Engineering*, 2016. **29**(4): p. 04016012.
54. Al Younes, Y., et al. *Sensor fault diagnosis and fault tolerant control using intelligent-output-estimator applied on quadrotor UAV*. in *2016 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. 2016. IEEE.
55. Sun, H., et al., *Sensor fault-tolerant observer applied in UAV anti-skid braking control under control input constraint*. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2017. **28**(1): p. 126-136.
56. Abbaspour, A., et al., *Neural adaptive observer-based sensor and actuator fault detection in nonlinear systems: Application in UAV*. *ISA transactions*, 2017. **67**: p. 317-329.
57. Ludwig, S.A. and K.D. Burnham. *Comparison of Euler estimate using extended Kalman filter, Madgwick and Mahony on quadcopter flight data*. in *2018 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. 2018. IEEE.

58. Qu, Y., et al., *A fault-tolerant cooperative positioning approach for multiple UAVs*. IEEE Access, 2017. **5**: p. 15630-15640.
59. D'Amato, E., et al., *UAV sensor FDI in duplex attitude estimation architectures using a set-based approach*. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018. **67**(10): p. 2465-2475.
60. Guo, D., et al., *Fault detection and isolation for Unmanned Aerial Vehicle sensors by using extended PMI filter*. IFAC-PapersOnLine, 2018. **51**(24): p. 818-823.
61. Simlinger, B. and G. Ducard. *Vision-based Gyroscope Fault Detection for UAVs*. in *2019 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)*. 2019. IEEE.
62. Zuo, L., L. Yao, and Y. Kang. *UIO based sensor fault diagnosis and compensation for quadrotor UAV*. in *2020 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*. 2020. IEEE.
63. Miao, Q., et al., *Fault diagnosis algorithm based on adjustable nonlinear pi state observer and its application in uav fault diagnosis*. Algorithms, 2021. **14**(4): p. 119.
64. Hao, W. and B. Xian. *Nonlinear fault tolerant control for a tri-rotor UAV against rear servo's stuck fault*. in *2017 36th Chinese control conference (CCC)*. 2017. IEEE.
65. Mallavalli, S. and A. Fekih. *An SMC-based fault tolerant control design for a class of underactuated unmanned aerial vehicles*. in *2018 4th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR)*. 2018. IEEE.
66. Merheb, A.-R. and H. Noura. *Active fault-tolerant control of quadrotor uavs based on passive controller bank*. in *Mechanism, Machine, Robotics and Mechatronics Sciences*. 2019. Springer.
67. Raghappriya, M. and S. Kanthalakshmi, *Non-linear Model-based Stochastic Fault Diagnosis of 2 DoF Helicopter*. Journal of Control Engineering and Applied Informatics, 2020. **22**(3): p. 62-73.
68. Youn, W., et al., *Accelerometer fault-tolerant model-aided state estimation for high-altitude long-endurance UAV*. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020. **69**(10): p. 8539-8553.
69. Youn, W., *Magnetic fault-tolerant navigation filter for a UAV*. IEEE Sensors Journal, 2020. **20**(22): p. 13480-13490.
70. Patan, M.G. and F. Caliskan, *Sensor fault-tolerant control of a quadrotor unmanned aerial vehicle*. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2022. **236**(2): p. 417-433.
71. Castillo, P., R. Lozano, and A. Dzul. *Stabilization of a mini-rotorcraft having four rotors*. in *2004 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems (IROS)(IEEE Cat. No. 04CH37566)*. 2004. IEEE.
72. Bouabdallah, S., P. Murrieri, and R. Siegwart. *Design and control of an indoor micro quadrotor*. in *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004. Proceedings. ICRA'04. 2004*. 2004. IEEE.
73. Hamel, T. and R. Mahony. *Visual servoing of a class of under-actuated dynamic rigid-body systems*. in *Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control (Cat. No. 00CH37187)*. 2000. IEEE.
74. Hamel, T., et al., *Dynamic modelling and configuration stabilization for an X4-flyer*. IFAC Proceedings Volumes, 2002. **35**(1): p. 217-222.
75. Slim, R., *Contribution à la planification et à la commande d'un drone hélicoptère à quatre rotors*. 2007, Thèse de doctorat, Université d'Evry Val d'Essonne.
76. TAHAR, M., *Modélisation et commande d'un drone à quatre hélices*. 2013, Université Mohamed Boudiaf des Sciences et de la Technologie-Mohamed Boudiaf
77. Zemalache Meguenni, K., *Commande d'un système sous-actionné: Application à un drone à Quatre Hélices*. 2006, Evry-Val d'Essonne.

78. Bouabdallah, S., *Design and control of quadrotors with application to autonomous flying*. 2007, Epfl.
79. Bouadi, H., M. Bouchoucha, and M. Tadjine, *Modelling and stabilizing control laws design based on backstepping for an UAV type-quadrotor*. IFAC Proceedings Volumes, 2007. **40**(15): p. 245-250.
80. Tayebi, A. and S. McGilvray. *Attitude stabilization of a four-rotor aerial robot*. in *2004 43rd IEEE conference on decision and control (CDC)(IEEE Cat. No. 04CH37601)*. 2004. Ieee.
81. Tayebi, A. and S. McGilvray, *Attitude stabilization of a VTOL quadrotor aircraft*. IEEE Transactions on control systems technology, 2006. **14**(3): p. 562-571.
82. Boualem, N., et al. *Metaheuristic optimization techniques of a sliding-mode controller gains applied to quadrotor*. in *AIP Conference Proceedings*. 2023. AIP Publishing.
83. Nasri Boualem, G.A., Mostefai Lotfi, Bensikaddour El habib, Hamdadou Nabil, Ghoul Abdelhamid and Adnane Akram, *Evaluation of optimized inner and outer loop controllers for 4x flyer under faulty actuators*. Journal of Aut. Control Comp.Sci, 2023.
84. Filippov, A., *Differential equations with discontinuous right-hand side*. American Mathematical Society Translations, 1964. **42**: p. 199-231.
85. Perruquetti, W. and J.P. Barbot, *Sliding mode control in engineering*. Vol. 11. 2002: Marcel Dekker New York.
86. Utkin, V., *Variable structure systems with sliding modes*. IEEE Transactions on Automatic control, 1977. **22**(2): p. 212-222.
87. Utkin, V.I., *Sliding modes and their applications in variable structure systems*. Mir, Moscow, 1978.
88. Utkin, V., J. Guldner, and J. Shi, *Sliding mode control in electro-mechanical systems*. 2017: CRC press.
89. Khebbache, H., *Tolérance aux défauts via la méthode backstepping des systèmes non linéaires: application système UAV de type quadrirotor*. 2018.
90. Slotine, J.-J.E. and W. Li, *Applied nonlinear control*. Vol. 199. 1991: Prentice hall Englewood Cliffs, NJ.
91. Moerschell, J., *Réglage par mode de glissement du couple de moteurs asynchrones*. 1993, EPFL.
92. Mahieddine Mahmoud, S., *Contribution à la commande par mode de glissement des systèmes mécatroniques*. 2007, Valenciennes.
93. Hadiouche, D., *Contribution à l'étude de la machine asynchrone double étoile: modélisation, alimentation et structure*. 2001, Nancy 1.
94. Bühler, H., *Réglage par mode de glissement*. 1986: PPUR presses polytechniques.
95. Dréo, J., et al., *Métaheuristiques pour l'optimisation difficile*. 2003: Eyrolles.
96. Kennedy, J. and R. Eberhart. *Particle swarm optimization*. in *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*. 1995. IEEE.
97. Mirjalili, S., S.M. Mirjalili, and A. Lewis, *Grey wolf optimizer*. Advances in engineering software, 2014. **69**: p. 46-61.
98. Faramarzi, A., et al., *Equilibrium optimizer: A novel optimization algorithm*. Knowledge-Based Systems, 2020. **191**: p. 105190.
99. Nasri, B., et al., *Fault Tolerant Attitude Estimation Strategy for a Quadrotor UAV under Total Sensor Failure*. CONTROL ENGINEERING AND APPLIED INFORMATICS, 2023. **25**(1): p. 79-89.
100. Qu, G., et al., *UAV Attitude Angle Measurement Method Based on Magnetometer-Satellite Positioning System*. Applied Sciences, 2022. **12**(12): p. 5947.

101. Bashir, M.A., et al. *Kalman Filter Based Sensor Fusion for Altitude Estimation of Aerial Vehicle*. in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2020. IOP Publishing.
102. Youn, W., et al., *Model-aided state estimation of HALE UAV with synthetic AOA/SSA for analytical redundancy*. *IEEE Sensors Journal*, 2020. **20**(14): p. 7929-7940.
103. ADNANE, A., *Dimensionnement d'un Système de Mesure et Commande d'Attitude d'un Satellite Manoeuvrant*. 2019, Université des sciences et de la technologie d Oran Mohamed Boudiaf
104. BROWN, R. and P. HWANG, *Introduction to random signals and applied Kalman filtering(Book)*. New York, John Wiley & Sons, Inc., 1992. 512, 1992.
105. Adnane, A., et al. *Reliable Kalman filtering for satellite attitude estimation under gyroscope partial failure*. in *2018 2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC)*. 2018. IEEE.