

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

République Algérienne Démocratique et Populaire.

Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique.

Université Blida 1.

Institut d'Aéronautique et des Etudes spatiales



Mémoire pour l'obtention du diplôme de master en Aéronautique

Option : Avionique

Présenté par :

MERIKHI Ahmed

BENCHOHRA M^{ed} Amine

Titre:

**Etude d'un drone, analyse de commande par la méthode
Neuro-Floue, simulation par
Matlab/Simulink**

Encadreur : D^r Brahim SELLALI

Promoteur : D^r Brahim SELLALI

2016/2017

Remerciements

Nous tenons à remercier tout premièrement Dieu le tout puissant pour la volonté, la *santé et la patience, qu'il nous a donné durant tous ces longues années.*

Ainsi, nous tenons à remercier tout particulièrement notre promoteur et encadreur: **Dr. SELLALI Brahim**, enseignant chercheur à IAES et au laboratoire de recherche des AERONEFS université de Blida 1, *pour avoir d'abord proposée ce thème*, et pour son suivi continué tout le long de la réalisation de ce mémoire accompagné par ses orientations éclairées et ses conseils si précieux.

Nous tenons à remercier vivement toutes personnes qui nous ont aidés à élaborer et réaliser ce mémoire, particulièrement aux groupes des ingénieurs du Centre de recherche en technologie industrielle « CRTI » de Bousmail particulièrement le directeur général M^r. YAHY Mostapha et le responsable du laboratoire M^r : KECHIDA *ainsi que le maitre de stage l'ingénieur de recherche BOUKHARI Djamel.*

Nos remerciements vont aussi à tous les enseignants de l'Institut d'Aéronautique et des Etudes spatiales qui ont contribué à notre formation par ailleurs, nos remerciements à tous les membres du jury de nous avoir accordé l'honneur d'examiner et de valoriser notre travail.

DEDICACE

Je tiens à dédier ce modeste travail avant tout :

A mon très cher père.

A ma très chère mère, ma fierté et mon bonheur.

A mes très chers frères et mes *sœurs*.

A toute la famille.

A tous mes amis et mes collègues de promos.

A mon binôme «Med Amine ».

Et à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin à accomplir

ce travail.

M.Ahmed

DÉDICACE

Avant tout, je tien à remercies le bon dieu, et l'unique qui m'offre le courage et la volonté nécessaire pour affronter les différentes de la vie.

Je dédie ce modeste travail:

Mes chers parents.

A mes chères sœurs.

A **Tous** mes amis et mes collègues de promos ;

Surtout :

- Mon binôme M. Ahmed.
- B. Abderrahim, A. Hocine, B.Toufik.
- H. **Salim**, H. Mehdi.
- B. Sifo, B. Arbi, K. Ahmed et Z. Bentamra.

B. M^{ed} Amine

Résumé :

Cette étude consiste à la modélisation dynamique d'un drone quadri-rotor F450 du CRTI Bousmail Tipaza. Ensuite nous consacrons une partie aux réseaux de neurone artificiels et la logique floue (Neuro-Floue) ainsi que les avantages et les inconvénients des deux méthodes. La technique Neuro-Floue permet d'exploiter les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones d'une part et les capacités de raisonnement de la logique floue d'autre part. Donc Il est considérablement pratique parce qu'elle intègre tous les avantages des deux algorithmes et rend le système entier plus robuste. Finalement nous appréhendons la simulation de notre système à savoir le drone quadri-rotor F450.

La commande réalisée par les quatre régulateurs a eu un impact les uns sur les autres, or nous constatons que la commande par ANFIS est plus robuste et donne des meilleurs résultats par rapport à la régulation conventionnelle PID.

Abstract

This study consists of the dynamic modeling of a F450 quad-rotor drone from the CRTI Bousmail Tipaza. Then we devote a part to the artificial neural networks and the fuzzy logic (Neuro-Fuzzy) as well as the advantages and disadvantages of the two methods.

The neuro-fuzzy technique makes it possible to exploit the learning abilities of the neural networks on the one hand and the reasoning abilities of the fuzzy logic on the other hand. So it is considerably practical because it incorporates all the advantages of both algorithms and makes the entire system more robust. Finally we apprehend the simulation of our system, namely the quad-rotor drone F450. The control made by the four regulators had an impact on each other, but we note that the ANFIS control is more robust and gives better results compared to the conventional PID control.

ملخص :

وتتكون هذه الدراسة من النمذجة الديناميكية لطائرة بدون طيار ذو أربع محركات F450 من مركز البحث بوسماعيل تيبازا. ثم نكرس جزءا من الشبكات العصبية الاصطناعية والمنطق غامض (العصبية الضبابي)، فضلا عن مزايا وعيوب الطريقتين. تقنية العصبية غامض يجعل من الممكن استغلال قدرات التعلم من الشبكات العصبية من ناحية وقدرات المنطق غامض من ناحية أخرى. لذلك فمن العملي إلى حد كبير لأنه يتضمن جميع مزايا كل من الخوارزميات ويجعل النظام بأكمله أكثر قوة. وأخيرا علينا أن نلقي القبض على محاكاة نظامنا، وهي F450 بدون طيار الدوار رباعية. كان للسيطرة التي قامت بها الجهات التنظيمية الأربعة تأثير على بعضها البعض، ولكننا نلاحظ أن السيطرة ANFIS أكثر قوة ويعطي نتائج أفضل مقارنة مع السيطرة PID التقليدية.

Table des matières

Introduction générale.....1

Chapitre I: Etat de l'art.

1.1. Introduction.....3

1.2. Etymologies.....3

1.3. Domaine d'utilisation des drones.....3

1.4. Catégories des drones.....5

 1.4.1. Drones HALE (Haute Altitude Longue Endurance).....5

 1.4.2. Drones MALE (Moyenne Altitude Longue Endurance).....5

 1.4.3. Drones TUAV (Tactical Unmanned Aerial Vehicle).....6

 1.4.4. Drones de combatUCAV (Unmanned Combat Air Vehicle)6

 1.4.5. Mini drones MAV (Mini Air Vehicle).....6

 1.4.6. Micro/Nano drones.....7

 1.4.7. RPH (Remotely piloted helicopter).....7

1.5. Les différents types de drones.....8

 1.5.1. Les drones à voilure fixe.....8

 1.5.1.1. Avions.....9

 1.5.1.2. Ailes volantes.....9

 1.5.2. Drones à voilure tournante.....11

 1.5.2.1. Hélicoptères à pas variable.....11

 1.5.2.2. Multi-rotors à pas fixe.....12

 1.5.3. Drones à ailes battantes.....13

 1.5.4. Autres designs.....14

 1.5.4.1. Drone convertibles.....14

 1.5.4.2. Ailes souples.....14

1.6. Constitution du drone.....16

 1.6.1. Autopilote.....16

 1.6.2. Les batteries.....16

 1.6.3. La propulsion.....17

 1.6.3.1. Le moteur électrique.....17

 1.6.3.2. Le moteur thermique.....18

 1.6.3.3. Les hélices.....18

 1.6.4. Les capteurs.....18

1.6.4.1. Les capteurs à ultrasons.....	19
1.6.4.2. La centrale inertielle.....	19
1.6.4.3. La carte intelligente.....	20
1.6.4.4. Localisation par le GPS.....	20
1.6.4.5. La caméra.....	21
1.7. Les mouvements possibles d'un drone Quadri-rotor.....	21
1.7.1. Le Tangage.....	21
1.7.2. Le Roulis.....	21
1.7.3. Le Lacet.....	21
1.8. Mode de vol.....	23
1.8.1. Vol vertical (ascendant ou descendant).....	23
1.8.2. Vol stationnaire.....	23
1.8.3. Vol de translation (horizontalement ou incliné).....	23
1.9. Conclusion.....	23

Chapitre II: Modélisation d'un Quadri-rotor.

2.1. Introduction.....	24
2.2. Définition des repères.....	24
2.2.1. Repère inertiel.....	25
2.2.2. Repère mobile.....	25
2.3. Définition des vecteurs de position, de force et de moment.....	26
2.4. Angles d'Euler.....	27
2.5. Vitesses angulaires.....	28
2.6. Vitesses linéaires	28
2.7. Effets physiques agissants sur la Quadri-rotor.....	28
2.7.1. Les force.....	28
2.7.2. Les moments.....	29
2.8. Forces et moments non modélisés.....	30
2.8.1. Battement d'hélices.....	30
2.8.2. Frottement de l'air.....	31
2.8.3. Effet de sol.....	31
2.8.4. Instabilité de l'air et vent.....	31
2.9. Etude dynamique de Quadri-rotor.....	31
2.9.1. Equations de mouvement de translation.....	33

2.9.2. Equations de mouvement de rotation.....	33
2.9.3. Dynamique du rotor.....	34
2.10. Le modèle dynamique complet	35
2.11. La représentation d'état du système.....	35
2.12. Conclusion.....	36

Chapitre III : Approche de la commande Neuro-Floue.

3.1. Introduction.....	37
3.2. Les réseaux de neurone.....	37
3.2.1. Réseaux de neurones biologiques.....	38
3.2.2. Réseaux de neurones artificiels.....	38
3.2.2.1. Le Perceptron.....	40
3.2.2.2. Réseaux de neurones non-récurrents.....	40
3.2.2.3. Réseaux de neurones récurrents.....	42
3.2.2.4. Réseau neuronal récurrent Elman.....	43
3.2.3. Sélection des réseaux neuronaux.....	44
3.2.4. L'apprentissage dans les réseaux neuronaux.....	44
3.2.4.1. Les types d'apprentissage.....	44
3.2.4.1.1. L'apprentissage supervisé.....	44
3.2.4.1.2. L'apprentissage non supervisé.....	46
3.2.4.1.3. L'apprentissage renforcé.....	46
3.2.4.2. Les étapes de l'apprentissage.....	46
3.2.4.3. Critères d'arrêt d'apprentissage.....	46
3.2.4.4. Validation.....	47
3.3. La logique floue.....	48
3.3.1. Théorie des sous-ensembles flous.....	48
3.3.2. Fonctions d'appartenance.....	48
3.3.3. Caractéristiques d'un sous-ensemble flou.....	49
3.3.4. Les variables linguistiques.....	49
3.3.5. Les opérateurs flous.....	50
3.3.5.1. Egalité.....	50
3.3.5.2. Inclusion.....	50
3.3.5.3. Intersection.....	50
3.3.5.4. Union.....	51

3.3.5.5. Complément.....	51
3.3.6. Le raisonnement en logique floue.....	51
3.3.7. Système d'inférence floue.....	52
3.3.7.1. Fuzzification.....	52
3.3.7.2. Le mécanisme Inférence.....	53
3.3.7.3. Défuzzification.....	54
3.3.8. Types de système d'inférence.....	54
3.3.8.1. Mamdani.....	54
3.3.8.2. Tsukamoto.....	55
3.3.8.3. Takagi-Sugeno.....	55
3.4. Les réseaux Neuro-Flous.....	55
3.4.1. Combinaison des réseaux de neurones et de la logique floue	55
3.4.1.1. Système coopératif Neuro-Floue.....	55
3.4.1.2. Système Neuro-Floue concurrent.....	56
3.4.1.3. Système hybride Neuro-Floue.....	57
3.4.1.3.1. Définition.....	57
3.4.1.3.2. Principe de fonctionnement.....	57
3.4.2. Architectures Neuro-Floues.....	58
3.4.2.1. Première architecture.....	58
3.4.2.2. Deuxième architecture.....	59
3.4.2.3. Troisième architecture.....	63
3.4.3. Le réseau neuro-floue (ANFIS).....	61
3.4.3.1. Algorithme d'apprentissage de l'ANFIS.....	63
3.4.3.2. Avantages et inconvénients de la méthode.....	65
3.5. Conclusion.....	65

Chapitre IV: Simulation des commandes.

4.1. Introduction.....	66
4.2. Système de commande PID.....	66
4.2.1. Résultats du régulateur PID.....	67
4.3. Système de commande Neuro-Floue.....	69
4.3.1. Les procédures d'apprentissage.....	69
4.3.1.1. Les entrées et les sorties de système	69
4.3.1.2. L'apprentissage.....	70

4.4. Simulation et interprétation des résultats.....74
4.5. Comparaison des distances parcourues.....78
4.6. Conclusion.....79

Conclusion générale et perspectives.....80

Bibliographie.

Annexe.

Liste des figures

Figure. 1.1: a. HALE RQ-4 Global Hawk. **b.** MALE RQ-1 Predator.
c. Drone TUAV Sperwer. **d.** Drone UCAV X-45 Boeing.....6

Figure. 1.2: MiniAV Hovereye.....7

Figure. 1.3 : Micro/Nano UAV: **(a)** Honeywell “RQ-16 T-Hawk”; **(b)** Prox Dynamics “Hornet3”.....7

Figure. 1.4 : Les différents types de drones [3].....8

Figure. 1.5 : Un avion radiocommandé « Le MAVinci Sirius ».....9

Figure. 1.6 : Aile volante « Le Trimble X100 ».....10

Figure. 1.7 : Hélicoptère traditionnels avec un rotor anticouple.....12

Figure. 1.8 : Hélicoptère à rotors contrarotatifs.....12

Figure. 1.9: a- Drone tri-rotor. **b-** Drone QUADRIROTOR. **C-** Drone HEXACOPTERE.
d-Drone OCTOCOPTERE.....13

Figure. 1.10 : a- Drone à ailes battantes ; **b-** Drone convertible.....14

Figure. 1.11 : Drone parapente.....15

Figure. 1.12 : **a.** Autopilote open source APM 2.6 de 3DR. **b.** carte APM 2.5 (ArdupilotMega APM 2.5).....16

Figure. 1.13 : Batteries.....17

Figure. 1.14 : a: moteur brushless. **b:** moteur à courant continu avec balais.....17

Figure. 1.15 : hélice.....18

Figure. 1.16 : Capteur à ultrasons.....19

Figure. 1.17 : Module GPS d’un drone Mikrokopter V3.....20

Figure. 1.18 : a : Antenne GPS 3DR. **b.** Antenne GPS DJI.....20

Figure. 1.19 : Mouvement de tangage.....22

Figure. 1.20 : Mouvement de roulis.....22

Figure. 1.21 : Mouvement de lacet.....22

Figure. 2.1 : Géométrie de la Quadri-rotor.....26

Figure. 3.1 : Neurone biologique.....38

Figure. 3.2 : Neurone artificiel.....39

Figure. 3.3 : La structure d’un perceptron.....40

Figure. 3.4 : La structure d'un réseau de neurone non bouclé avec une seule couche.....	41
Figure. 3.5: Structure d'un Réseau de neurone non bouclé à flux multicouches.....	42
Figure. 3.6 : Structure d'un réseau de neurone bouclé avec une seule couche.....	42
Figure. 3.7 : Structure d'un réseau Elman.....	43
Figure. 3.8 : L'apprentissage supervisé.....	45
Figure. 3.9 : Exemple de fonctions d'appartenance.....	49
Figure. 3.10 : Exemple de variable linguistique.....	50
Figure. 3.11 : Intersection.....	50
Figure. 3.12 : Union.....	51
Figure. 3.13 : Complément.....	51
Figure. 3.14 : Exemple de fuzzification.....	53
Figure. 3.15 : Réseau neuro-floue réalisé en série.....	56
Figure. 3.16 : Réseau neuro-floue réalisé en parallèle.....	56
Figure. 3.17 : Réseau neuro-floue hybride.....	57
Figure. 3.18 : Première architecture Neuro-floue.....	58
Figure. 3.19 : Deuxième architecture des réseaux neuro-flou réalisation en série.....	60
Figure. 3.20 : Réseau de neurones fonctionnant en aval d'un système floue.....	60
Figure. 3.21 : Structure d'un ANFIS.....	61
Figure. 3.22 : Exemple ANFIS à 2 entrées avec 9 règles.....	63
Figure 4.1. Schéma d'un régulateur PID parallèle.....	67
Figure 4.2. Réponse du système à la commande d'altitude par le PID.....	67
Figure 4.3. Réponse du système à la commande de lacet par le PID.....	68
Figure 4.4. Réponse du système à la commande de roulis par le PID.....	68
Figure 4.5. Réponse du système à la commande de tangage par le PID.....	69
Figure 4.6. Echantillon des données d'apprentissage.....	70
Figure 4.7. Signal de commande avant l'apprentissage.....	70
Figure 4.8. Les paramètres d'apprentissage.....	71
Figure 4.9. Fonction d'appartenance de l'erreur de l'altitude.....	71
Figure 4.10. Signal de commande après l'apprentissage.....	72
Figure 4.11. La structure neuronale.....	72

Figure 4.12. La courbe en 3D de la commande d'altitude du régulateur en fonction des entrées.....	73
Figure 4.13. La courbe en 3D de la commande de lacet du régulateur en fonction des entrées.....	73
Figure 4.14. La courbe en 3D de la commande de tangage du régulateur en fonction des entrées.....	73
Figure 4.15. La courbe en 3D de la commande de roulis du régulateur en fonction des entrées.....	74
Figure 4.16. Schéma d'un régulateur Neuro-Floue.....	74
Figure 4.17. Réponse du système à la commande de l'altitude par Neuro-Floue.....	75
Figure 4.18. Réponse du système à la commande de lacet par Neuro-Floue.....	75
Figure 4.19. Réponse du système à la commande de tangage par Neuro-Floue.....	75
Figure 4.20. Réponse du système à la commande de roulis par le Neuro-Floue.....	76
Figure 4.21. La commande appliquée sur le moteur 1.....	76
Figure 4.22. La commande appliquée sur le moteur 2.....	76
Figure 4.23. La commande appliquée sur le moteur 3.....	77
Figure 4.24. La commande appliquée sur le moteur 4.....	77
Figure 4.25. Trajectoire parcouru (commande PID).....	78
Figure 4.26. Trajectoire parcouru (commande Neuro-Floue).....	78

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Utilisation des drones dans le domaine militaires.....04

Tableau 1.2 : Utilisation des drones dans le domaine civil.....05

Tableau 1.3 : Avantages et Inconvénients des deux types de voilures fixes.....11

Tableau 1.4 : Comparatif des drones à voilures tournantes.....16

Tableau 3. 1 : les différentes couches d'un système ANFIS.....67

Tableau 3. 2. Principe d'apprentissage d'un réseau ANFIS.....68

Liste des abréviations

UAV	Unmanned Aerial Vehicle.
HALE	Haute Altitude Longue Endurance.
MALE	Moyenne Altitude Longue Endurance.
TUAV	Tactical Unmanned Aerial Vehicle.
UCAV	Unmanned Combat Aerial Vehicle.
MAV	Mini Air Vehicle.
RPH	Remotely Piloted Helicopter.
R.O.Vs	Remotly Operated Underwater Vehicles
VTUAV	Vertical Take-off UAV.
IMU	Inertial Measurement Unit.
PIC	Peripheral Interface Controller.
GPS	Global Positioning System.
NED	North, East, Down.
ANN	Artificial Neural Network.
SIF	Système d'Inférence Floue
COG	Centre de Gravité.
MOM	Moyenne des Maxima.
BIS	Bissectrice de la zone.
LOM	Plus grand Maximum.
SEF	Sous Ensemble Flou.
SOM	Plus petit Maximum.
RN	Réseaux Neurones.
RNF	Régulateur Neuro-Flous.
ANFIS	Adaptive Network-based Fuzzy Inference System.
FNN	Forward Neural Network.
PID	Proportionel Integral Dérivé.

Liste des symboles

ϕ	L'angle de roulis.
θ	L'angle de tangage.
ψ	L'angle de lacet.
R^I	repère inertiel du quadri-rotor.
R^m	repère mobile.
ξ	Vecteur de position.
$\dot{\xi}$	Vecteur de la vitesse linéaire exprimée dans le repère inertiel.
u	Vecteur de la vitesse linéaire exprimée dans le repère du châssis.
f	Les forces appliquées au centre de masse du quad-rotor.
τ	Les moments appliqués au centre de masse du quad-rotor.
T	Matrice de transformation.
R	La matrice de rotation.
Ω	La vitesse angulaire.
v	La vitesse linéaire.
P	Le poids.
m	La masse totale du quadri-rotor.
g	La gravité.
F_i	La force de poussée.
ω	La vitesse de rotation des moteurs.
T_h	La force de trainée.
b	Le coefficient de portance.
d	Le coefficient de drag.
K_{ft}	Le coefficient de trainée.
l	La longueur du bras entre le rotor et le centre de gravité du quadri-rotor.
M_x	Moment dus aux forces de poussée autour l'axe x
M_y	Moment dus aux forces de poussée autour l'axe y
M_z	Moment dus aux forces de trainée autour l'axe z
M_a	Le moment résultant des frottements aérodynamiques.

K_{fa}	Le coefficient des frottements aérodynamiques.
M_{gh}	Le moment gyroscopique des hélices.
M_{gm}	Le moment gyroscopique dû aux mouvements du quadri-rotor.
J_r	L'inertie des rotors.
J	L'inertie du système.
I	Moment d'inertie.
$S(\Omega)$	La matrice antisymétrique.
F_f	La force totale générée par les quatre rotors.
F_i	La force de traînée selon les axes (x, y, z).
F_g	La force de gravité.
M_f	Le moment provoqué par les forces de poussée et de traînée.
M_a	Le moment résultant des frottements aérodynamiques.
V	La tension d'entrée du moteur.
r	La résistance du moteur.
L	La résistance de l'inductance.
k_e	La constante des couples électrique.
ω_i	La vitesse angulaire du rotor.
k_m	La constante des couples mécanique.
C_s	Le frottement sec.
k_r	La constante du couple de charge.
u	La commande
x	Ensemble d'entrées.
w	Ensemble de poids.
η	Pas d'apprentissage.
$\mu_A(x)$	La fonction d'appartenance.
f_i^n	La fonction d'activation des neurones i de n^{em} couche.

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

« Mais la spécificité du drone tient à ce qu'il joue sur un autre segment de distance. Avec le drone armé, entre la gâchette sur laquelle on a le doigt et le canon d'où va sortir le projectile, ce sont des milliers de kilomètres qui s'intercalent ». Cette citation tirée du livre de **Bruno Marzloff** intitulé **La Théorie Du Drone**, illustre bien la nouvelle ère qui commence pour l'homme vis-à-vis de la technologie. En effet, comme ce fut le cas avec l'invention du téléviseur, ou celui du téléphone portable, le drone est en train de connaître une phase de croissance exponentielle au sein des sociétés du 21^{ème} siècle. En effet, que ce soit dans le domaine civil ou dans le domaine militaire, ces appareils sans pilote occupent progressivement une place de plus en plus volumineuse dans notre quotidien. Au fur et à mesure que les technologies informatiques, de conception de capteurs et d'actionneurs se développent. De nos jours, Qu'ils soient maritimes, terrestres ou aériens, les drones permettent d'accomplir facilement des tâches qui, jusque-là, étaient ou bien impossibles à l'homme ou bien beaucoup trop dangereuses : les R.O.Vs (Remotly Operated Underwater Vehicles) par exemple, permettent de plonger à des profondeurs inaccessibles aux sous-marins conventionnels, d'effectuer du déminage, des opérations de sauvetages etc... On peut aussi trouver des applications civiles telles que la surveillance de trafic routier, la surveillance et la protection de l'environnement, la recherche et le secours de blessés, et la surveillance de grandes infrastructures (les lignes haute tension, les barrages et les ponts) Ce qui exige une commande robuste pour qu'ils puissent exécuter la tâche désignée.

Dans la littérature, il existe de nouvelles théories et approches de commande, inspirées des métaphores biologiques et physiologiques qui ont montré leurs robustesses et leurs puissances d'adaptation et de simulation. Parmi ces techniques, nous pouvons citer : les réseaux de neurones et la logique floue.

La logique floue a été introduite pour approcher le raisonnement humain à l'aide d'une représentation adéquate des connaissances. Son intérêt réside dans sa capacité à traiter l'imprécis, l'incertain et le vague. Elle est issue de la capacité de l'homme à décider et agir de façon pertinente malgré le flou des connaissances disponibles, [42; 43]. Cependant, un système flou est difficile à appréhender. Sa commande et son réglage peuvent être relativement long. Il s'agit parfois beaucoup plus de tâtonnement que d'une réelle réflexion. Il manquait donc à la logique floue un moyen d'apprentissage performant pour régler un système flou, c'est les réseaux de neurones.

Les réseaux de neurones peuvent fournir une solution intéressante pour des problématiques de contrôle des systèmes non linéaires. En effet, leur utilisation ne nécessite pas l'existence d'une modélisation formelle de ces systèmes. Par ailleurs, leurs capacités de mémorisation, d'apprentissage, d'adaptation et le parallélisme du calcul représentent des fonctions très utiles à tout système complexe, [44; 45].

Néanmoins, ces métaphores souffrent d'inconvénients qui limitent leurs utilisations de façon individuelle. Une nouvelle orientation vient pallier à ces inconvénients par le regroupement des deux méthodes dans un système appelé Neuro-Flou.

Nous nous sommes intéressés à la commande d'un drone de type quadri-rotors appelé le F450 par Neuro-flous dans ce manuscrit qui est structuré en quatre chapitres de la manière suivante :

Dans le **premier chapitre**, nous présentons des généralités sur les drones, les différents types quel que soit militaire ou civile, ses constituants principaux et son principe de fonctionnement en expliquant les mouvements possibles et ses modes de vol.

Le **deuxième chapitre** est consacré à la modélisation dynamique du quadri-rotor. D'abord on a fait une description de ce système. Puis, nous mettons en évidence la modélisation dynamique du quadri-rotor. Celle-ci est effectuée en utilisant les lois de mouvement de Newton. Enfin, on donne le modèle d'état en vue de la commande de ce système.

Le **troisième chapitre** est réservé à la description des réseaux de neurone, ses types et les techniques d'apprentissage, ainsi que la logique floue, sa définition, les caractéristiques essentielles de raisonnement approximatif, et le système d'inférence floue, suivi par la combinaison des deux techniques précédentes, appelée l'approche neuro-floue.

Dans le **dernier chapitre** on va présenter notre travail qui consiste à simuler, par le logiciel Simulink, la commande du drone quadri-rotor nommé F450 par la méthode Neuro-flou ainsi que les résultats obtenues et leurs interprétations.

En finissant par une conclusion générale et des perspectives.

Chapitre I

GENERALITE

SUR

LES DRONES

1.1. Introduction

Ces dernières années, des chercheurs et des ingénieurs de diverses régions ont travaillé intensément pour développer des machines volantes efficaces capables d'effectuer des missions avec et sans l'intervention humaine. Ce type de véhicule est connu sous le nom de véhicule aérien sans pilote (UAV).

Le drone ou UAV est défini comme un véhicule aérien sans équipage à bord, télécommandé ou autonome, et récupérable en fin de vol, le drone peut être réutilisable. L'absence d'équipage à bord leur permet des missions de plus longue durée ou à plus fort risque, et permet des coûts réduits par rapport à ceux des avions pilotés [5; 9].

1.2. Etymologies

Le nom drone vient de l'anglais, il signifie littéralement faux bourdon et rappelle le bourdonnement (buzzing ou droning) caractéristique de l'insecte (bumble-bee), Une autre traduction anglaise très connue est UAV (Unmanned Aerial Vehicle). En français, le mot drone peut s'appliquer à un engin aérien terrestre ou bien sous-marin. De cette origine entomologique il découle que le « drone » désigne en principe des objets volants. [5; 6].

1.3. Domaine d'utilisation des drones

Un drone est un avion sans pilote à son bord et doté d'une certaine autonomie et d'une capacité de décision. Les drones possèdent une charge utile pour l'emport des matériels nécessaires à l'accomplissement des missions auxquelles ils sont employés [1]. Aujourd'hui, le développement des drones représente une avancée importante dans le domaine de l'aéronautique et reste une discipline de recherche très active dans le monde, tant pour les applications civiles que militaires [3].

Le tableau ci-dessous résume l'utilisation des drones dans les domaines militaire (tableau 1.1) et civil (tableau 1.2) : [7; 21]

Militaires	
Domaine	Utilisation
Marine	<ul style="list-style-type: none"> • Ombre des flottes ennemies. • Des missiles décoratifs par émission de signatures artificielles. • Intelligence électronique. • Relance des signaux radio.

	<ul style="list-style-type: none"> • Protection des ports contre les attaques en mer. • Placement et surveillance des bouées de sonar et éventuellement d'autres formes de guerre anti-sous-marine.
Armée	<ul style="list-style-type: none"> • Reconnaissance. • Surveillance de l'activité de l'ennemi. • Surveillance de la contamination nucléaire, biologique ou chimique (NBC). • Intelligence électronique. • Désignation et suivi des objectifs. • Localisation et destruction des mines terrestres.
Aviation	<ul style="list-style-type: none"> • Surveillance longue distance et haute altitude. • Brouillage et destruction du système radar. • Intelligence électronique. • Sécurité de base d'aérodrome. • Evaluation des dégâts d'aérodrome. • Élimination des bombes non explosées.

Tableau 1.1. Utilisation des drones dans le domaine militaires.

Civiles		
Catégories	Usages	
Des missions exploitant le vecteur aérien	<ul style="list-style-type: none"> • Transport de fret. • Utilisation par l'industrie cinématographique. • Largages de vivres et d'équipements de sauvetage en zones hostiles. 	
La surveillance et l'observation	Etudes scientifiques.	<ul style="list-style-type: none"> • Étude de l'atmosphère, des sols (géologie) et des océans. • Etudes et prévisions météorologiques.
	Surveillance d'urgence.	<ul style="list-style-type: none"> • Incendies de forêts, avalanches. • Volcans, tornades. • Recherche et sauvetage. • Evaluation des dégâts en cas de catastrophe naturelle

	Surveillance civile.	<ul style="list-style-type: none"> • Surveillance des cultures et épandage agricole. • Surveillance maritime (voies maritimes, trafic de drogue, clandestins, détection des pollutions par hydrocarbures, localisation pour sauvetage). • Surveillance urbaine, des manifestations, ainsi que des frontières. • Surveillance du trafic routier et du transport de matières dangereuses.
Des missions spécifiques	<ul style="list-style-type: none"> • Relais de communications. • Missions dangereuses (détection de gaz toxiques, radiations). • Recherche et sauvetage (mer, montagnes, désert...). 	

Tableau 1.2 : Utilisation des drones dans le domaine civil.

1.4. Catégories des drones

La classification des systèmes aériens est difficile, car il existe de nombreux types de drones aériens partant du nano drone de quelques grammes jusqu’au drone lourd capable d’effectuer des missions de plus de 24 heures à plusieurs milliers de kilomètres de sa base. Cependant, les véhicules autonomes peuvent être classés en plusieurs catégories selon : l’altitude de croisière, le rayon d’action, l’endurance, la taille (longueur, envergure, etc.) ou encore leur voilure (fixe, tournante ou battante) [2].

Nous présentons d’abord une classification générale des drones en fonction de leur rayon d’action, l’endurance et l’altitude:

1.4.1. Drones HALE (Haute Altitude Longue Endurance)

Plus de 15 000 m d'altitude et 24 heures et plus d'endurance. Ce drone utilisé pour des missions de reconnaissance, désignation d’objectifs et d’observation des dommages de combat, Ils sont habituellement exploités par les forces aériennes à partir de bases fixes. La figure (1.1.a) présente le drone HALE RQ-4 Global Hawk utilisé pour des missions de reconnaissance ou de désignation de cibles.

1.4.2. Drones MALE (Moyenne Altitude Longue Endurance)

Ils ont une autonomie d’une trentaine d’heures et peuvent voler entre 5 000 et 15000 mètres d’altitude, et 24 heures d'endurance. Leurs rôles sont similaires aux systèmes HALE

mais fonctionnent généralement à des intervalles un peu plus courts, mais dépassent encore 500 km. Et à partir de bases fixes. La figure (1.1.b) présente le drone MALE RQ-1 Predator tirant un missile Hellfire.

1.4.3. Drones TUAV (Tactical Unmanned Aerial Vehicle)

Ils ont un rayon d'action jusqu'à plus de cent kilomètres, une autonomie d'une dizaine d'heures et peuvent voler à une altitude opérationnelle de 200 à 5 000 mètres. Ces drones sont plus petits et fonctionnent dans des systèmes plus simples que HALE ou MALE et sont exploités également par l'armée et marine.

1.4.4. Drones de combat UCAV (Unmanned Combat Air Vehicle)

Ils sont équipés de systèmes d'armes ou de recueils de renseignements. Ils sont destinés à accomplir des missions de reconnaissance, d'attaque, de tir, et d'occupation de l'espace aérien sur de très longues périodes, pouvant embarquer une charge utile létale.

A l'heure actuelle, ces drones se trouvent au stade des études ou de la réalisation de prototypes, par exemple le X-45 de Boeing (figure 1.1.d).

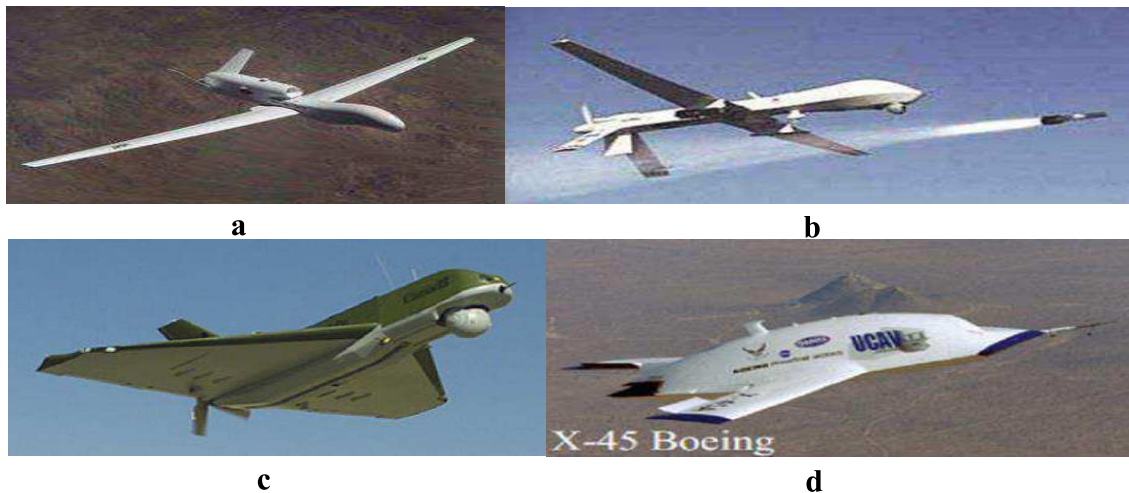


Figure. 1.1: a. HALE RQ-4 Global Hawk. b. MALE RQ-1 Predator.

c. Drone TUAV Sperwer. d. Drone UCAV X-45 Boeing.

1.4.5. Mini drones MAV (Mini Air Vehicle)

Ils ont une endurance de quelques heures et des dimensions de l'ordre du mètre, ils peuvent voler jusqu'à un plafond de 300 mètres, fonctionnant à des distances allant jusqu'à environ 30 kilomètres en emportant une charge utile très légère.



Figure. 1.2: MiniAV Hovereye

1.4.6. Micro/Nano drones

Ils désignent des appareils d'une taille inférieure à quinze centimètres, de quelques dizaines à quelques centaines de grammes. L'autonomie est d'environ une vingtaine de minutes pour un rayon d'action d'une dizaine de kilomètres et pourraient accomplir des tâches dont des engins plus gros sont incapables. [2; 7]



(a)



(b)

Figure.1.3 : Micro/Nano UAV: (a) Honeywell "RQ-16 T-Hawk"; (b) Prox Dynamics "Hornet 3".

Certaines de ces catégories (peut-être jusqu'à la TUAV de taille) peuvent être remplies à l'aide d'un drone à voilure tournant, et sont souvent désignés par l'hélicoptère télécommandé (RPH)

1.4.7. RPH (Remotely piloted helicopter)

Véhicule aérien capable d'effectuer le décollage vertical et l'atterrissage. Ils sont normalement utilisés dans des missions nécessitent un vol stationnaire. Drones à voilure tournante sont également moins sensibles à la turbulence de l'air par rapport aux drones à

voilure fixe de dimensions similaires. Aussi appelé drone de décollage vertical VTUAV (Vertical Take-off UAV). [9]

1.5. Les différents types de drones

Afin de mieux décrire les caractéristiques des drones. Nous avons classé les drones selon trois grandes familles : [2]

- à voilures fixes,
- à voilures tournantes,
- à ailes battantes.



Voilures fixes

Voilures tournantes

Ailes battantes

Figure.1.4 : Les différents types de drones [3].

1.5.1. Les drones à voilure fixe

Les drones à voilure fixe produisent la portance nécessaire au vol, par le vent relatif sur la voilure (le vent relatif est généré par le mouvement en lui-même). Le contrôle du vol s'effectue par des gouvernes aérodynamiques [4]. Ces drones assurent sa poussée par son moteur et sa portance par son moteur et ses ailes. Cela lui permet de couvrir de longues distances ou bien d'atteindre de hautes altitudes [6].

Il en existe deux sous familles : les avions et les ailes volantes. [4]

1.5.1.1. Avions

Les avions traditionnels sont composés d'une aile, d'un fuselage, d'une dérive et d'un empennage. Constituent la catégorie de ceux qui ont la plus longue endurance, 100 km et plus par vol, bien utile pour l'inspection de linéaires.

L'empennage est une pièce fragile parce que mince. Il est le plus souvent en forme de T (donc surélevée) ou en V. Les drones de cette catégorie sont tous des avions à ailes hautes (placée au-dessus du fuselage), ce qui abaisse le centre de gravité donc accroît la stabilité.

Autre avantage : à l'atterrissage le fuselage (élément relativement robuste) touche le sol le premier, en épargnant les ailes, plus fragiles. Un avion traditionnel bénéficie d'une redondance de commande : commande de profondeur, gouvernail, ailerons. Il peut continuer à voler si l'une d'entre elles venait à se bloquer. L'indisponibilité de la profondeur peut être compensée par une variation du régime du moteur : moteur plein gaz, il monte ; et au ralenti ; il descend. L'indisponibilité d'un ou des ailerons peut être compensée par le gouvernail. Avoir le moteur à l'avant présente l'avantage de « souffler » les ailes et empennages, assurant donc des commandes efficace et un peu de portance, même à basse vitesse. Mais c'est un élément fragile. [4]



Figure. 1.5 : Un avion radiocommandé « Le MAVinci Sirius ».

1.5.1.2. Ailes volantes

D'une forme très simple, l'aile volante se suffit à elle-même. Elle n'a pas besoin de dérive ou d'empennage, car son profil est auto stable. Ses seules gouvernes. Les élevons, un terme dérivé de l'anglais elevator (gouverne de profondeur) et d'aileron, un par aile, assurent à la fois :

- Les virages, lorsqu’elles bougent en sens inverse ;
- La profondeur, lorsqu’elles bougent dans le même sens.

Comme l’épaisseur d’une aile volante est rarement suffisante pour loger tous les composants et la charge utile, elle est souvent complétée par un fuselage court.

Les ailes volantes tendent à perdre de l’altitude dans les virages, pour y remédier, les extrémités des ailes sont souvent complétées par des wingtips, petites ailes perpendiculaires.

L’absence de dérive et d’empennage rend l’aile volant facile à ranger dans une mallette plate. Sa maniabilité l’aide à suivre un plan de vol même en cas de rafales. Son épaisseur la rend robuste. Elle s’impose comme le design dominant de drones à usage de cartographie, quand une longue endurance n’est pas recherchée. [4]

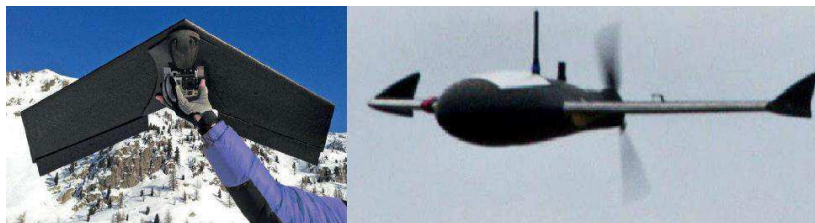


Figure. 1.6 : Aile volante « Le Trimble X100 ».

Type	Avantages	Inconvénients
Avion	<ul style="list-style-type: none"> • Longue endurance. • Redondance des gouvernes. • Protection et carénage de la charge utile. 	<ul style="list-style-type: none"> • Moindre manœuvrabilité. • Encombrement. • Fragilité de la dérive et de l’empennage.
Aile volante	<ul style="list-style-type: none"> • Moindre manœuvrabilité. • Faible encombrement. • Solidité. 	<ul style="list-style-type: none"> • Moindre endurance. • Peu de place pour loger les composants et la charge utile. • Absence de gouvernes redondantes.

Tableau. 1.3 : Avantages et Inconvénients des deux types de voilures fixes.

1.5.2. Drones à voilure tournante

Un drone à voilure tournante assure sa poussée et sa portance par ses moteurs. Il a l'avantage de pouvoir voler à de faibles vitesses ou bien de rester immobile [6] et capables de décoller et d'atterrir verticalement [3].

Il existe deux types :

- Les hélicoptères traditionnels à pas variable.
- Multi rotors à pas fixe.

1.5.2.1. Hélicoptères à pas variable

Avant l'apparition de la propulsion électrique, les voilures tournantes ont toujours été à rotor à pas variable. Le contrôle de la montée et de la descente s'effectue en changeant le pas des deux pales du rotor principal. Le contrôle du tangage et de roulis s'opère en modifiant le pas d'une seule des pales de rotor principal.

On distingue deux sous-familles :

- Les hélicoptères traditionnels avec un rotor anti-couple,
- Hélicoptère à rotors contrarotatifs. [4]

a. Les hélicoptères traditionnels avec un rotor anti-couple

Un hélicoptère comporte un fuselage contenant le moteur, un rotor principal et un rotor de queue (le rotor anti couple).

Les pales en rotation du rotor principal balayent le disque rotor afin de générer une poussée suffisante pour contrer le poids de l'appareil. Le rotor de queue, également appelé rotor anti-couple de par sa fonction, permet de compenser le moment dû à la rotation du rotor principal selon son propre axe. En d'autres termes, il permet de piloter la position de l'angle de lacet afin d'éviter que l'hélicoptère ne tourne indéfiniment sur lui-même. [1]

Les pales du rotor principal comme celles du rotor anti-couple sont à pas variable. Le régime du moteur reste le même, quelle que soit la vitesse, puisque c'est le pas qui change. [4]

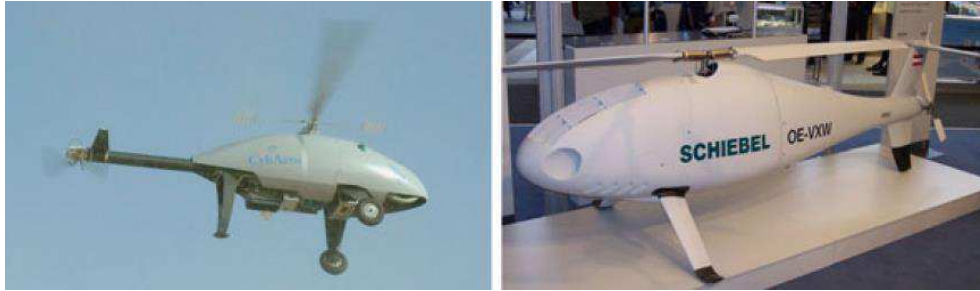


Figure. 1.7 : Hélicoptère traditionnels avec un rotor anticouple [9].

b. Hélicoptère à rotors contrarotatifs

Cette configuration est constituée de deux rotors principaux, de tailles identiques, mais tournants en sens contraires et disposant du même axe de rotation, ceci permet de neutraliser mutuellement le couple global généré par chacun des rotors sur le fuselage. Comme les hélicoptères traditionnels, il ne concerne que les grands drones et peut être mu par un moteur thermique. [1; 4]



Figure. 1.8 : Hélicoptère à rotors contrarotatifs

1.5.2.2. Multi-rotors à pas fixe

Trois, quatre, six, huit moteurs... un nombre élevé de moteurs permet d'obtenir plus de portance, donc emporter une charge utile plus lourde, tout en utilisant des moteurs et hélices standard. Il augmente aussi, en théorie la stabilité, tout comme la rigidité du châssis, la qualité du pilote automatique et l'inertie du drone. Le faible nombre de pièces en mouvement réduit le risque de défaillance tandis que la redondance des moteurs apporte une certaine sécurité. [4]

a. Configurations à trois rotors

Le **tri-rotor** est constitué de deux rotors qui tournent dans des sens opposés et positionnés à l'avant de l'appareil, et d'un rotor à l'arrière avec orientation réglable. [10]

b. Configurations à 4 rotors (Les quadri-rotors)

Le moteur avant et le moteur arrière tournent dans le sens de l'aiguille d'une montre tandis que les moteurs droit et gauche tournent dans le sens contraire. Les hélices utilisées sont à pas fixe. Le tangage est obtenu par une différence de vitesse de rotation des rotors avant et arrière. Le roulis est obtenu de manière similaire avec la différence de vitesse des moteurs latéraux. Le lacet s'obtient en augmentant la vitesse des moteurs avant et arrière tout en réduisant la vitesse des moteurs latéraux. [11]

c. Configuration HEXACOPTERE

Les hexacoptères (6 rotors et 6 bras) sont très populaire chez les photographes qui apprécient le compromis entre un encombrement raisonnable et une charge utile d'1 kg suffisante pour emporter la nouvelle génération d'appareil photo reflex plein format. [4]

d. Configuration OCTOCOPTERES

Ce sont les « gros porteurs » professionnels pour des charges utiles allant jusqu'à 2 kg. Toutefois, leur encombrement peut rebuter. Ils rentrent rarement tout montés, prêts à voler, dans le coffre d'une voiture... [4]



Figure. 1.9: a- Drone tri-rotor. b- Drone QUADRIROTOR. C- Drone HEXACOPTERE.
d- Drone OCTOCOPTERE.

1.5.3. Drones à ailes battantes

Pour ces drones, la sustentation et le pilotage sont assurés grâce à des ailes battantes. Dotés d'une capacité de vol avec des trajectoires similaires à celles des insectes

ou du colibri, et de vol stationnaire à basses vitesses, comme les voilures tournantes, ce qui est intéressant pour des missions en intérieur ou dans des espaces réduits [6].

Ces nouveaux drones peuvent être perçus comme des appareils à mi-chemin entre les voilures fixes et les voilures tournantes. En effet, ces engins reproduisent le vol des oiseaux ou des insectes à ailes battantes à partir de composants électromécaniques [1].

1.5.4. Autres designs

1.5.4.1. Drone convertibles

Les convertibles sont des machines munies d'un mécanisme de basculement des rotors qui permet à la fois le vol stationnaire, le décollage et l'atterrissage vertical dans des zones restreintes et difficiles comme dans le cas des voilures tournantes. Ce type de drone est capable de vol d'avancement à des vitesses proches de celles atteintes par les avions à hélices. Ce type d'appareil est parfois appelé hybride. Les rotors sont placés sur des ailes qui sur certains concepts, sont également libres de basculer. Le principe de convertible est de faire basculer l'hélice d'une position verticale en vol stationnaire à une position horizontale en vol d'avancement. En vol stationnaire ainsi qu'à basse vitesse les "proprotors" (propulseurs pivotants montés en bout d'aile) sont orientés verticalement de façon à diriger la poussée des rotors vers le haut de manière à contrer le poids de l'appareil, le basculement symétrique des rotors contrôle le tangage, le différentiel de portance pilote le roulis et le basculement antisymétrique contrôle le lacet. [2]

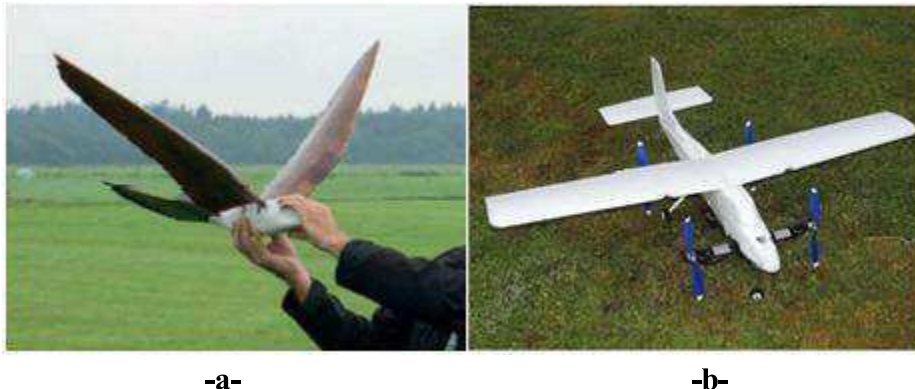


Figure. 1.10 : a- Drone à ailes battantes ; b- Drone convertible.

1.5.4.2. Ailes souples

Le drone à aile souple est un paramoteur équipé d'une nacelle ou prend place la charge utile. En prenant de la vitesse, l'aile se gonfle et épouse un profil aérodynamique,

qui lui assure une portance. Le pilotage est très simple : il suffit de tourner en tirant sur une suspente reliée à un bout d'aile, de monter en augmentant les gaz et de descendre en les coupant. Ce drone ne peut pas décrocher : en cas de panne moteur, il redescend comme un parapente. La vitesse lente, constante quel que soit le régime du moteur, est problématique en cas de vent ou d'ascendances. [4]

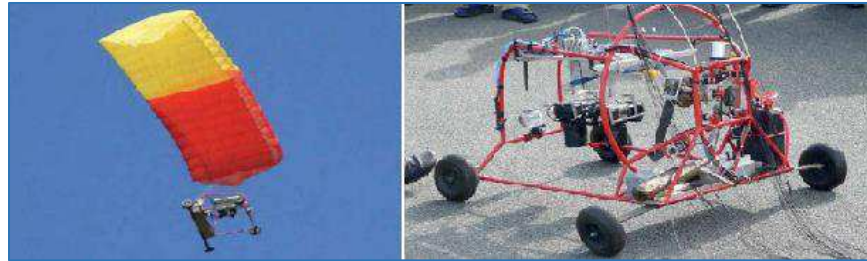


Figure. 1.11 : Drone parapente.

TYPE	AVANTAGES	INCONVENIENTS
Hélicoptère traditionnel	Performance. Autorotation possible. Manœuvrabilité. Endurance (quand motorisation thermique).	Complexité. Taille. Danger des rotors.
Multi rotor à pas variable	Centralisation du bloc moteur, qui permet une motorisation thermique de grande endurance.	Complexité.
Hélicoptère à rotor contrarotatif	Les mêmes que l'hélicoptère traditionnel, avec en plus un encombrement moindre.	Idem aux hélicoptères traditionnels.
Aile battante	Pas de danger d'hélice. Est confondu avec un oiseau.	Fragilité. Complexité. Faible charge utile.
Convertible	Performance théorique d'endurance et de décollage vertical.	Complexité technique. Transition délicate entre vols vertical et horizontal.

Tableau. 1.4 : Comparatif des drones à voilures tournantes. [4]

1.6. Constitution du drone

Le développement des drones connaît un essor croissant depuis quelques années et ce en raison des grands avancements faits dans le domaine des capteurs et des cartes électroniques qui sont de plus en plus légers et performants, mais aussi le développement des batteries qui a permis de réduire considérablement le poids de celle-ci pour une autonomie plus importante.

1.6.1. Autopilote

L'autopilote constitue le centre nerveux du drone, dont il assure à minima la stabilité (dans ce cas, il est simplement appelé « contrôleur »), voire la navigation. L'autopilote, qui tient aujourd'hui dans le creux de la main, résume à lui seul les progrès de miniaturisation et de fiabilité de la robotique de ces vingt dernières années.

L'autopilote se présente sous la forme d'un ou de deux circuits imprimés. Il contient le processeur principal, des capteurs, de la mémoire et de nombreuses interfaces, dont le module GPS nécessaire à la navigation. Situé entre le récepteur radio et les actionneurs, il est solidement fixé au châssis, le plus près possible du centre de gravité.

Il est programmé avec un logiciel contenant toutes les informations nécessaires à la gestion du vol [4].

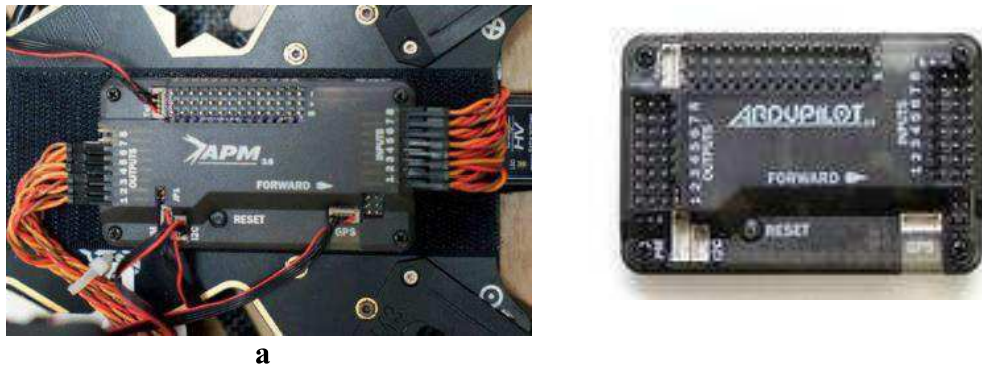


Figure. 1.12 : a. Autopilote open source APM 2.6 de 3DR. b. carte APM 2.5 (Ardupilot Mega APM 2.5)

1.6.2. Les batteries

Un des gros problèmes rencontrés dans la navigation des drones est la durée du vol, il a été donc donné une grande importance à l'étude énergétique et l'économie de celle-ci, et cela passe par le choix entre autres des moteurs des batteries et des hélices.

La batterie doit être de la plus forte densité énergétique possible et accepter un taux de décharge important, qualité qui font se distinguer les batteries au lithium polymère. [11;14].



Figure. 1.13 : Batteries.

1.6.3. La propulsion

Les drones utilisent des moyens de propulsion comme les moteurs électriques du commerce ou des moteurs thermiques de petites cylindrées issus aussi de l'aéromodélisme.

1.6.3.1. Le moteur électrique

Peu ou pas utilisé pour la motorisation de grands véhicules (aériens ou terrestres) à cause des faibles performances des accumulateurs électriques (conséquences : masse des accumulateurs embarqués trop élevée ou autonomie trop réduite), le moteur électrique retrouve ses lettres de noblesse pour la propulsion des véhicules modèles réduits. L'aéromodélisme utilise beaucoup ces moteurs pour la propulsion d'avions modèles réduits qui, équipé de moyens d'autopilotage et de surveillance, deviennent de vrais drones miniatures. Pour ce type d'application, deux types de moteurs électriques existent: [8]

- le moteur à courant continu avec balais,
- le moteur synchrone sans balais ou "brushless".

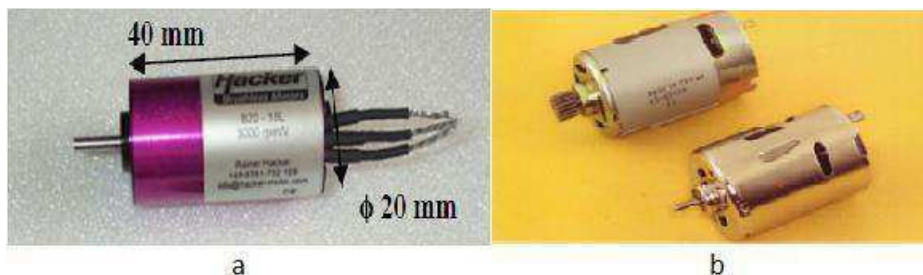


Figure. 1.14 : a: moteur brushless. b: moteur à courant continu avec balais.

1.6.3.2. Le moteur thermique

A grande échelle, le principal mode de propulsion est le moteur thermique, alimenté par des carburants à fort pouvoir calorifique. Le principal inconvénient de ce type de moteur pour son utilisation dans des modèles réduits est sa signature acoustique très importante, ce qui est très préjudiciable pour un véhicule qui se veut discret ! De plus, son utilisation s'accompagne d'une pollution atmosphérique locale qui, par exemple, peut perturber une mission se déroulant dans des espaces confinés. [8]

Malgré cela, ce mode de propulsion est très performant avec, certes, des rendements thermomécaniques inférieurs à 30 % mais les énergies massiques des carburants pétroliers proches des 12 kWh/kg compensent ces faibles rendements.

1.6.3.3. Les hélices

Les multi rotors fonctionnent avec des paires d'hélices à pas normal (horaire) et à pas inversé (antihoraire). Il faut respecter le type de pas, sous peine de voir le multi rotor se retourner au décollage.

Les matériaux utilisés sont par ordre croissant de prix et de performance : le nylon (plastique), le bois (généralement le hêtre), et le carbone. Les hélices en bois ont le mérite d'être moins dangereuses en cas de choc. Le métal, réservé à l'aviation générale, est utilisé pour les drones de grande taille. L'hélice peut être fixe ou repliable pour prévenir la casse. Il est pratique de pouvoir replier ces éléments fragiles lors du transport, ce qui offre un gain de place appréciable.



Figure. 1.15 : hélice.

1.6.4. Les capteurs

Une grande variété de systèmes capables de produire des mesures tridimensionnelles ont été développés pour permettre de réaliser une loi de commande pour un vol autonome d'un drone. Pour cela, il faut avoir toutes les mesures nécessaires (position, orientation, vitesse, accélération,...) et en temps réel. [11]

Les capteurs constituent l'une des parties importante pour la stabilité et l'autonomie d'un véhicule, Leur rôle est de convertir une grandeur physique en un signal analogique, numérique ou logique. Ils sont caractérisés par quatre critères : l'étendue de mesure, la sensibilité, la rapidité et la précision, En général, les drones s'intéressent aux grandeurs suivantes : [2;12]

- Position (coordonnées géographiques et altitude).
- Vitesse linéaire (selon les trois axes orthogonaux).
- Vitesse angulaire (vitesse de rotation autour des trois axes orthogonaux).
- Position angulaire ou attitude (roulis, tangage et lacet).

1.6.4.1. Les capteurs à ultrasons

Le capteur à ultrasons est un capteur télémétrique composé d'un émetteur, un récepteur et d'un microcontrôleur PIC. Il sert à mesurer la distance qui le sépare d'un obstacle se situant devant lui [10]. L'inconvénient de ces capteurs c'est qu'on ne connaît pas le premier obstacle qui va être touché par l'onde émise, ou bien, durant le mouvement de l'objet, l'onde peut tomber sur des obstacles différents à chaque instant et à des distances différentes [11].

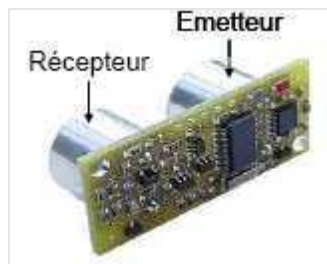


Figure. 1.16. Capteur à ultrasons.

1.6.4.2. La centrale inertielle

Une centrale de mesure inertielle ou encore appelée (IMU) « Inertial Measurement Unit» est un système de navigation fournissant l'attitude, le vecteur de vitesse et de position d'un objet. Elle contient principalement trois accéléromètres et trois gyromètres mesurant l'accélération non gravitationnelle et la vitesse instantanée de rotation du véhicule par rapport à un référentiel inertielle[11].

1.6.4.3. La carte intelligente

La carte intelligente est l'élément principal dans le drone. Cette carte doit gérer l'ensemble des capteurs montés sur le drone (sauf la caméra, les images sont transmises directement sur la base au sol) [11].

1.6.4.4. Localisation par le GPS

Le GPS (Global Positioning System) est un élément indispensable au vol automatique et à la navigation car il permet la géolocalisation de l'aéronef en longitude, latitude et aussi altitude, et permet de connaître la position du drone, en trois dimensions (x, y, z). Cette information est envoyée par des satellites en orbite autour de la terre. C'est un système de positionnement par satellites. Actuellement, en utilisant certaines techniques particulières, la précision peut atteindre le mètre, mais dans son utilisation basique, elle est de l'ordre de 50 mètres lorsqu'il n'y a aucun filtrage [4, 10, 11].

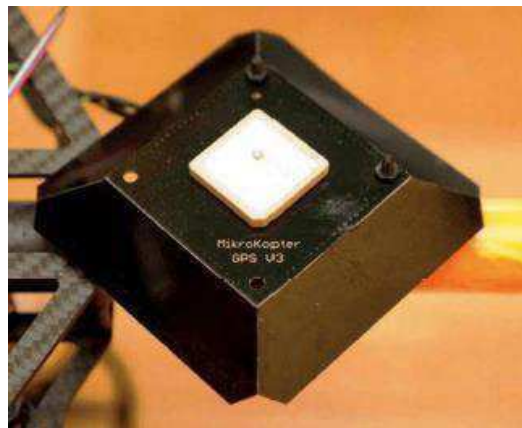


Figure 1.17. Module GPS d'un drone MikroKopter V3.

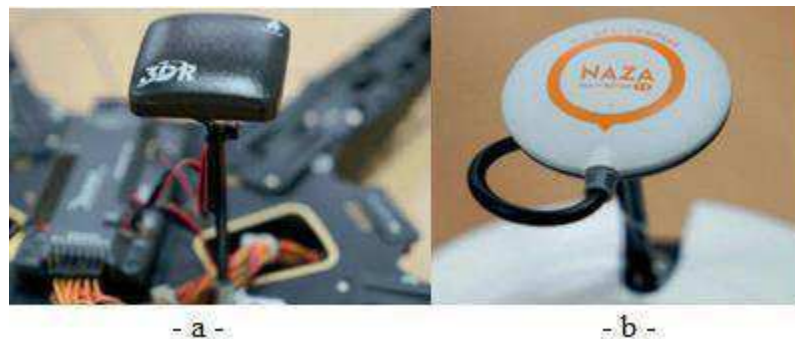


Figure 1.18. a. Antenne GPS 3DR. b. Antenne GPS DJI. [4]

1.6.4.5. La caméra

La caméra vidéo est un des capteurs extéroceptifs les plus performants, qui fournit une information particulièrement riche sur l'environnement. Elle permet de transmettre les images vues par le drone, vers l'opérateur au sol [10].

1.7. Les mouvements possibles d'un drone Quadri-rotor

Il existe quatre mouvements possibles pour un quadri-rotor : la poussée, le lacet, le tangage et le roulis. Le mouvement de correspond à la montée ou à la descente de l'appareil. Pour faire s'élever le quadri-rotor, il suffit d'augmenter la vitesse des quatre moteurs et pour le faire redescendre, il faut réduire cette dernière [13].

1.7.1. Le Tangage

La rotation autour de l'axe Y est appelée tangage (Pitch) en aéronautique. Une variation de l'angle de tangage (θ) est obtenue grâce à une différence de vitesse entre le moteur un, et trois (Figure 1.20.a).

1.7.2. Le Roulis

En aéronautique, la rotation autour de l'axe X est appelée roulis (Roll). Une variation de l'angle de roulis (ϕ) est obtenue grâce à une différence de vitesse entre le moteur deux, et quatre (Figure 1.20.b).

1.7.9. Le Lacet

La rotation autour de l'axe z est appelée lacet (Yaw) en aéronautique. Lorsque les moteurs tournent à vitesse égale le couple d'anti-rotation est nul et l'hélicoptère ne tourne pas. Pour modifier l'angle de lacet (ψ), le mouvement nécessite que deux rotors du même axe tournent dans une sens tandis que les deux autres dans l'autre sens (Figure 1.20.c). [13 ; 3].

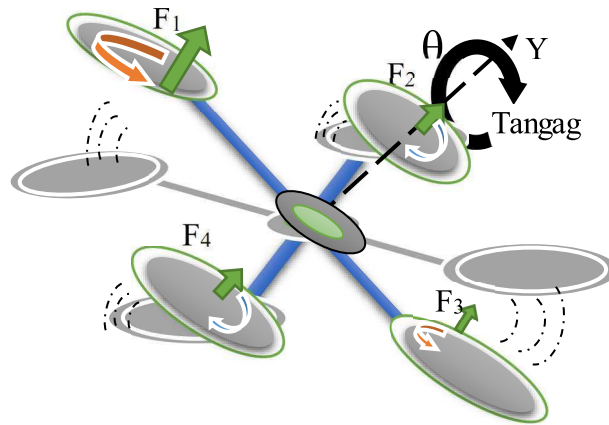


Figure 1.19. Mouvement de tangage.

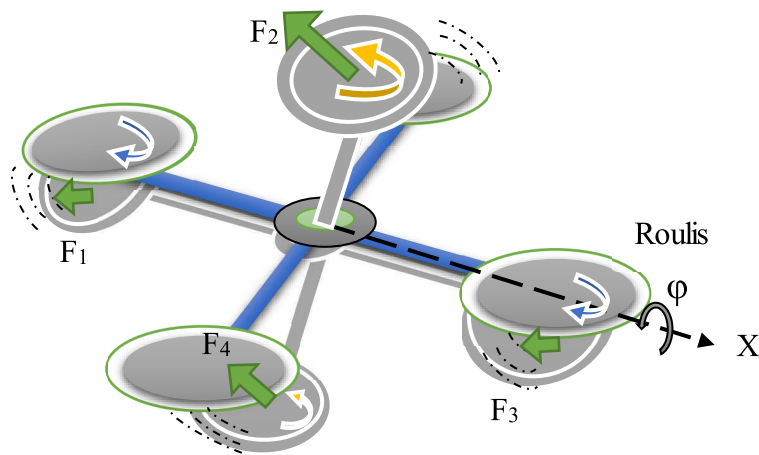


Figure 1.20. Mouvement de roulis.

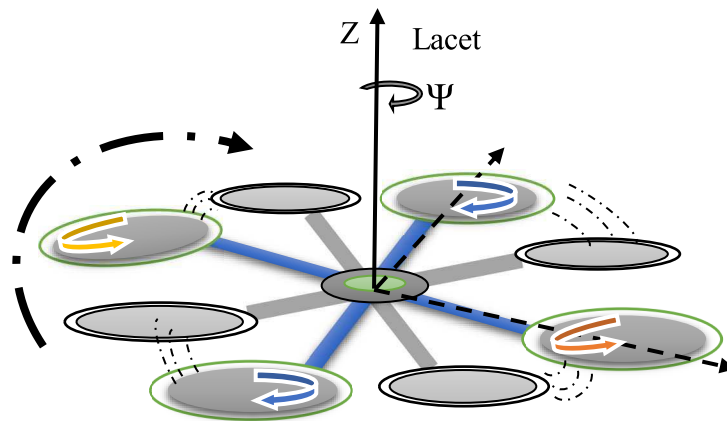


Figure 1.21. Mouvement de lacet.

1.8. Mode de vol

Généralement il existe trois modes qui décrivent la direction de vol de l'engin, ces modes sont: [11 ; 13]

- vol vertical.
- vol stationnaire.
- vol de translation.

1.8.1. Vol vertical (ascendant ou descendant)

Dans le vol vertical, la résultante aérodynamique et le poids totale sont deux forces ayants la même direction mais de sens opposé. L'hélicoptère peut monter ou descendre, suivant l'effet aérodynamique soit supérieur ou inférieur au poids de l'appareil.

1.8.2. Vol stationnaire

Le vol stationnaire est obtenu lorsque les normes de la force sustentatrice et celle de pesanteur sont égales et opposées. Dans ce cas, nous pouvons constater que l'appareil reste immobile.

1.8.3. Vol de translation (horizontalement ou incliné)

Le vol de translation correspond à la navigation de l'appareil sur un plan horizontal. Il est assuré en se basant sur les mouvements d'inclinaison tangage, et roulis.

1.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons d'abord donné les différents domaines d'utilisation des drones et leurs classifications générales, Ensuite nous avons fait une brève description sur les types des drones anciens et récents, ainsi qu'on donne les constitutions principales d'un quadri-rotor. Enfin, on a expliqué les mouvements possibles et les modes de vol de ce dernier.

Chapitre II

MODELISATION

D'UN

QUADRI-ROTOR

2.1. Introduction

La modélisation dynamique du quadri-rotor est considérée comme la première étape pour établir les lois de commande. Le modèle du quadri-rotor est très complexe suite à sa dynamique qui est non linéaire et pleinement couplée, ce qui rend l'obtention du modèle mathématique de ce drone une tâche très délicate. [14]

La commande des systèmes dynamiques se base essentiellement sur la modélisation, l'identification et l'analyse des phénomènes physiques opérants sur le système en question. On propose dans ce chapitre de modéliser la dynamique du quadri-rotor et définir l'équation de mouvement. Cette approche facilite la génération du modèle dynamique des systèmes instables. Pour cette fin, on l'exprime à l'aide du formalisme de Newton-Euler et des équations dynamiques des moteurs. On se base sur le modèle vérifiant les hypothèses suivantes : [17; 20]

- La structure du quadri-rotor est supposée rigide et symétrique d'où l'hypothèse que la matrice d'inertie est diagonale.
- Les hélices sont supposées rigides pour pouvoir négliger l'effet de leur déformation lors de la rotation.
- Le repère lié à cette structure est généralement supposé confondu avec son centre de gravité, cela nous amène à considérer la dynamique du quadri-rotor comme celle d'un corps rigide dans l'espace.
- 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.
- Les conditions atmosphériques sont les conditions standards de pression et de température.

2.2. Définition des repères

Pour décrire la position et l'orientation du quadri-rotor, nous avons besoin de deux repères : repère inertiel R^I et repère mobile R^m . [18 ; 15]

2.2.1. Repère inertiel

Il s'agit d'un référentiel orthogonal fixe de type galiléen, au sens que celui-ci n'accélère pas et ne tourne pas par rapport à un observateur étant dans un repère inertiel. Ainsi, il s'agit d'un repère dans lequel les lois de Newton s'appliquent. Soit :

$R^I = \{\mathbf{O}^I, \mathbf{i}^I, \mathbf{j}^I, \mathbf{k}^I\}$. tel que :

- \mathbf{i}^I pointe vers le nord géographique ;
- \mathbf{j}^I pointe vers l'est ;
- \mathbf{k}^I pointe vers le centre de la Terre.

Nous considérerons ici que la surface de la Terre est plate, donc \mathbf{i}^I et \mathbf{j}^I sont parallèles au sol et \mathbf{k}^I est perpendiculaire au sol. Le repère inertiel est de type main droite, tel que $\mathbf{i}^I \times \mathbf{j}^I = \mathbf{k}^I$.

La position de l'origine \mathbf{O}^I est arbitraire. Typiquement, celle-ci est choisie comme étant la position initiale du quad-rotor.

2.2.2. Repère mobile

Ce repère est nécessaire pour décrire l'orientation du quad-rotor. Celui-ci est attaché au châssis du quad-rotor et se déplace donc avec celui-ci. Il est dénommé le repère du quad-rotor. Celui-ci est identifié par l'indice b, soit $R^m = \{\mathbf{O}^m, \mathbf{i}^m, \mathbf{j}^m, \mathbf{k}^m\}$.

L'origine \mathbf{O}^m coïncide avec le centre de gravité du quad-rotor,

- \mathbf{i}^m pointe vers l'avant ;
- \mathbf{j}^m pointe vers le bras droit ;
- \mathbf{k}^m pointe vers le bas.

Le repère du quad-rotor est de type main droite, telle que $\mathbf{i}^m \times \mathbf{j}^m = \mathbf{k}^m$.

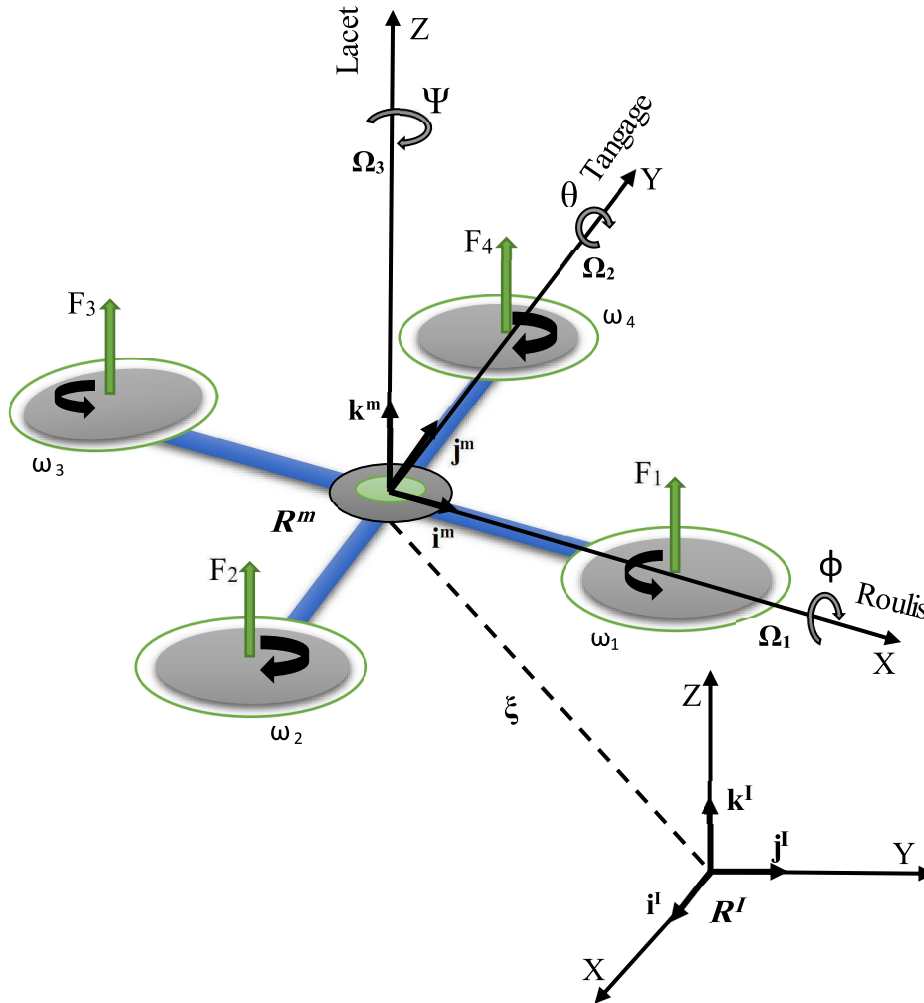


Figure 2.1 : Géométrie de la Quadri-rotor.

2.3. Définition des vecteurs de position, de force et de moment

La position du quad-rotor est définie par un vecteur, exprimé dans le repère inertiel, allant de O^I à O^m . Ce vecteur est noté $\xi = [x \ y \ z]^T$. Ainsi, l'expression de la vitesse linéaire exprimée dans le repère inertiel est noté $\dot{\xi} = [\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]^T$.

En considérant les notations du domaine de l'aérospatiale, la vitesse linéaire exprimée dans le repère du châssis est noté $v = [u \ v \ w]^T$.

Les forces et les moments appliqués au centre de masse du quad-rotor, exprimés dans le repère du quad-rotor, sont respectivement $f = [f_x \ f_y \ f_z]^T$ et $\tau = [\tau_\phi \ \tau_\theta \ \tau_\psi]^T$. Le sens positif des moments est défini par la règle du sens trigonométrique. [20]

Le passage entre le repère mobile et le repère fixe est donné par une matrice dite matrice de transformation T qui contient l'orientation et la position de repère mobile par rapport au repère fixe ;

$$T = \begin{bmatrix} R & \xi \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{II.1})$$

Avec R la matrice de rotation (décrit l'orientation de l'objet mobile), et $\xi = [x \ y \ z]^T$ est le vecteur de position.

Pour déterminer les éléments de la matrice de rotation R, on utilise les angles d'Euler.

2.4. Angles d'Euler

Au début le repère mobile est coïncide avec le repère fixe, après le repère mobile fait un mouvement de rotation autour de l'axe x d'un angle de roulis ($-\frac{\pi}{2} < \phi < \frac{\pi}{2}$), suivi d'une rotation autour de l'axe y d'un angle de tangage ($-\frac{\pi}{2} < \theta < \frac{\pi}{2}$), suivi d'une rotation autour de l'axe z d'angle de lacet ($-\pi < \psi < \pi$). Donc on a la formule de la matrice de rotation R :

$$R = Rot_z(\psi) \times Rot_y(\theta) \times Rot_x(\phi) = \begin{bmatrix} c\psi & -s\psi & 0 \\ s\psi & c\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} c\theta & 0 & s\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -s\theta & 0 & c\theta \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c\phi & -s\phi \\ 0 & s\phi & c\phi \end{bmatrix} \quad (\text{II.2})$$

$$R = \begin{bmatrix} c\psi c\theta & s\psi c\theta c\psi - s\psi c\phi & c\phi s\theta c\psi + s\psi s\phi \\ s\psi c\theta & s\psi s\theta s\psi + c\psi c\theta & c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi \\ -s\theta & s\phi c\theta & c\phi c\theta \end{bmatrix} \quad (\text{II.3})$$

Avec : $c = \cos$, et $s = \sin$

Les matrices de rotation ont plusieurs caractéristiques intéressantes tel que: [20]

- elles sont orthogonales. $\mathbf{R}\mathbf{R}^T = \mathbf{I} \leftrightarrow \mathbf{R}^T = \mathbf{R}^{-1}$
- le déterminant de la matrice R : $\mathbf{det}(\mathbf{R}) = 1$;
- les colonnes ou les lignes sont unitaires et mutuellement orthogonales.

Toute matrice qui respecte ces propriétés est considérée comme étant une matrice de rotation et fait partie d'un ensemble de matrices nommé orthogonal.

2.5. Vitesses angulaires

Les vitesses de rotations $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$ dans le repère fixe sont exprimées en fonction des vitesses de rotations $\dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi}$ dans le repère mobile, on a :

$$\Omega = \begin{bmatrix} \Omega_x \\ \Omega_y \\ \Omega_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \text{Rot}_x(\phi)^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ \dot{\theta} \\ 0 \end{bmatrix} + (\text{Rot}_y(\theta)\text{Rot}_x(\phi))^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (\text{II.4})$$

En effet, la rotation en roulis a lieu lorsque les repères sont encore confondus. Puis, en ce qui concerne le tangage, le vecteur représentant la rotation doit être exprimé dans le repère fixe: il est donc multiplié par $\text{Rot}_x(\phi)^{-1}$. De même, le vecteur représentant la rotation en lacet doit être exprimée dans le repère fixe qui a déjà subites deux rotations. On arrive ainsi à:

$$\Omega = \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \dot{\theta}c\phi \\ -\dot{\theta}s\phi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\psi s\theta \\ \psi s\phi c\theta \\ \psi c\phi c\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\phi} - \psi s\theta \\ \dot{\theta}c\phi + \psi s\phi c\theta \\ \psi c\phi c\theta - \dot{\theta}s\phi \end{bmatrix} \quad (\text{II.5})$$

$$\Omega = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -s\theta \\ 0 & c\phi & s\phi c\theta \\ 0 & -s\phi & c\phi c\theta \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (\text{II.6})$$

Quand le quadri-rotor fait des petites rotations, on peut faire les approximations suivantes:

$$c\phi = c\theta = c\psi = 1 \text{ et } s\phi = s\theta = s\psi = 0.$$

Donc la vitesse angulaire sera:

$$\Omega = [\dot{\phi} \quad \dot{\theta} \quad \dot{\psi}]^T \quad (\text{II.7})$$

2.6. Vitesses linéaires

Les vitesses linéaires v_x^b, v_y^b, v_z^b dans le repère fixe en fonction des vitesses linéaires v_x^m, v_y^m, v_z^m dans le repère mobile sont données par :

$$v = \begin{bmatrix} v_x^b \\ v_y^b \\ v_z^b \end{bmatrix} = R \times \begin{bmatrix} v_x^m \\ v_y^m \\ v_z^m \end{bmatrix} \quad (\text{II.8})$$

2.7. Effets physiques agissants sur le Quadri-rotor

2.7.1. Les force

Les forces agissant sur le système sont : [19; 20]

- **Le poids du quad-rotor** : il est donné par

$$P = mg \quad (\text{II.9})$$

Où m : la masse totale et g : la gravité.

- **Les forces de poussée**

Qui sont des forces provoquées par la rotation des moteurs, elles sont perpendiculaires sur le plan des hélices. Ces forces sont proportionnelles au carré de la vitesse de rotation des moteurs :

$$F_i = b \cdot \omega_i^2 \quad (\text{II.10})$$

Avec:

$i = 1, \dots, 4$; b est le coefficient de portance, il dépend de la forme et le nombre des pales et la densité de l'air.

- **Les forces de traînée**

La force de traînée est le couplage entre une force de pression et la force de frottement visqueux. Dans ce cas, on a deux forces de traînée agissant sur le système, la traînée dans les hélices et la traînée selon les axes (x, y, z).

La traînée dans les hélices agit sur les pales, elle est proportionnelle à la densité de l'air, à la forme des pales et au carré de la vitesse de rotation de l'hélice. Elle est donnée par la relation suivante:

$$T_h = d \cdot \omega^2 \quad (\text{II.11})$$

Tel que :

d est le coefficient de traînée, il dépend de la fabrication de l'hélice.

La traînée selon les axes (x, y, z) est due au mouvement du corps du quadri-rotor :

$$F_t = K_{ft} \cdot v \quad (\text{II.12})$$

Avec: K_{ft} est le coefficient de traînée de translation ; v est la vitesse linéaire.

2.7.2. Les moments

Les différents moments intervenants dans le fonctionnement du quadri-rotor sont: [19;20]

- **Moments dus aux forces de poussée**

La rotation autour des axes x et y est due au moment créé par la différence entre les forces de portance des rotors 2 et 4 et 1 et 3 respectivement.

$$\begin{cases} M_x = l(F_4 - F_2) = lb(\omega_4^2 - \omega_2^2) \\ M_y = l(F_3 - F_1) = lb(\omega_3^2 - \omega_1^2) \end{cases} \quad (\text{II.13})$$

Tel que : l est la longueur du bras entre le rotor et le centre de gravité du quadri-rotor.

- **Moments dus aux forces de traînée**

La rotation autour de l'axe z est due à un couple réactif par les couples de traînée dans chaque hélice :

$$M_z = d(\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2) \quad (\text{II.14})$$

Le moment résultant des frottements aérodynamiques est donné par :

$$M_a = K_{fa}\Omega^2 \quad (\text{II.15})$$

K_{fa} : Le coefficient des frottements aérodynamiques ;

Ω : la vitesse angulaire.

- **Effet gyroscopique**

Cet effet se définit comme la difficulté de modifier la position ou l'orientation du plan de rotation d'une masse tournante. L'effet gyroscopique est ainsi nommé en référence au mode de fonctionnement du gyroscope, appareil de contrôle de mouvement utilisé dans l'aviation. Dans notre cas, il y a deux moments gyroscopiques : [14 ; 19]

➤ Le moment gyroscopique des hélices est donné par l'expression :

$$M_{gh} = \sum_{i=1}^4 \Omega \wedge J_r [0 \quad 0 \quad (-1)^{i+1} \cdot \omega_i]^T \quad (\text{II.16})$$

➤ Le moment gyroscopique dû aux mouvements du quadri-rotor s'écrit :

$$M_{gm} = \Omega \wedge J \Omega \quad (\text{II.17})$$

Avec:

J_r : est l'inertie des rotors.

J : est l'inertie du système.

2.8. Forces et moments non modélisés

Divers effets aérodynamiques qui peuvent perturber le mouvement du quadri-rotor qui ne sont pas modélisés dans le cadre de ce mémoire, car leurs effets à faible vitesse peuvent être négligés. [14;18;20]

2.8.1. Battement d'hélices

L'effet de battement d'hélice ou « blade flapping » est créé lorsque l'hélice se déplace horizontalement. Elle crée une différence de vitesse. Cette différence de poussée entre la partie de l'hélice qui attaque le flux d'air et celle qui se retire du flux d'air. Par la

suite, l'écart de poussée entre les éléments de l'hélice oblige le plan de l'hélice à s'incliner et à modifier la direction du vecteur de poussée.

2.8.2. Frottement de l'air

Le corps du quadri-rotor ainsi que les hélices offrent une résistance à l'air. Celle-ci génère une force de friction qui s'oppose au mouvement linéaire et rotatif du quadri-rotor. Cette force est proportionnelle au carré de la vitesse du quadri-rotor et dépend des conditions de l'air ainsi que de la géométrie du quadri-rotor.

2.8.3. Effet de sol

Cet effet est créé suite à la perturbation générée par le flux d'air. Typiquement, cet effet s'applique sur une distance d'environ une demi fois la longueur de l'hélice, de telle sorte que cet effet s'applique seulement lors du décollage et de l'atterrissage de l'appareil.

2.8.4. Instabilité de l'air et vent

Le vent applique une force extérieure sur le quadri-rotor qui peut influencer la dynamique du quadri-rotor.

2.9. Etude dynamique de Quadri-rotor

En utilisant la formulation de Newton-Euler pour le développement mathématique du quadri-rotor, le système d'équations qui exprime la dynamique du quadri-rotor est décrite sous la forme suivante : [14;15;16;19]

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{\xi} = v \\ m\ddot{\xi} = F_f + F_t + F_g \\ \dot{R} = R \cdot S(\Omega) \\ J\dot{\Omega} = -\Omega \wedge J\Omega + M_f - M_a - M_{gh} \end{array} \right. \quad (\text{II.18})$$

Avec :

ξ : Vecteur de position du quadri-rotor,

m : La masse totale du quadri-rotor,

Ω : Vitesse angulaire exprimée dans le repère fixe,

R : Matrice de rotation,

\wedge : Produit vectoriel,

J : Matrice d'inertie symétrique de dimension (3x3), la structure du quadri-rotor est supposée rigide et parfaitement symétrique selon l'hypothèse exprimée au début, ce implique que la matrice d'inertie est diagonale : [14]

$$J = \begin{bmatrix} I_x & 0 & 0 \\ 0 & I_y & 0 \\ 0 & 0 & I_z \end{bmatrix} \quad (\text{II.19})$$

Chaque terme de la matrice d'inertie dépend de la distribution de la masse de l'objet tel que :

$$\begin{aligned} I_x &= \iiint_V (y^2 + z^2) \partial m \\ I_y &= \iiint_V (x^2 + z^2) \partial m \\ I_z &= \iiint_V (x^2 + y^2) \partial m \end{aligned} \quad (\text{II.20})$$

$S(\Omega)$: la matrice antisymétrique. Pour un vecteur de vitesse $\Omega = [\Omega_1 \ \Omega_2 \ \Omega_3]^T$.

Cette matrice est exprimée par :

$$S(\Omega) = \begin{bmatrix} 0 & -\Omega_3 & \Omega_2 \\ \Omega_3 & 0 & -\Omega_1 \\ -\Omega_2 & \Omega_1 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{II.21})$$

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

$$F_f = R[0 \ 0 \ \sum_{i=1}^4 F_i]^T \quad (\text{II.22})$$

F_t : est la force de traînée selon les axes (x, y, z), elle est décrite par :

$$F_t = \begin{bmatrix} -K_{ftx} & 0 & 0 \\ 0 & -K_{fity} & 0 \\ 0 & 0 & -K_{ftz} \end{bmatrix} \dot{\xi} \quad (\text{II.23})$$

$K_{ftx}, K_{fity}, K_{ftz}$: les coefficients de traînée de translation.

F_g : représente la force de gravité. Elle est donnée par le vecteur suivant :

$$F_g = [0 \ 0 \ -mg]^T \quad (\text{II.24})$$

M_f : est le moment provoqué par les forces de poussée et de traînée. Il est donné par :

$$M_f = \begin{bmatrix} l(F_4 - F_2) \\ l(F_3 - F_1) \\ d(\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2) \end{bmatrix} \quad (\text{II.25})$$

M_a : est le moment résultant des frottements aérodynamiques, il est décrit par l'expression :

$$M_a = \begin{bmatrix} K_{fax} \phi^2 \\ K_{fay} \dot{\theta}^2 \\ K_{faz} \Psi^2 \end{bmatrix} \quad (\text{II.26})$$

$K_{fax}, K_{fay}, K_{faz}$: sont les coefficients des frottements aérodynamiques.

2.9.1. Equations de mouvement de translation

D'après la deuxième loi de la dynamique de Newton :

$$\frac{d(mv)}{dt} = \sum F_{ext} \quad (\text{II.27})$$

On a :

$$m\ddot{\xi} = F_f + F_t + F_g \quad (\text{II.28})$$

On remplace chaque force par sa formule, on trouve :

$$m \begin{bmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c\phi s\theta c\psi + s\psi s\phi \\ c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi \\ c\phi c\theta \end{bmatrix} \sum_{i=1}^4 F_i - \begin{bmatrix} K_{ftx} \dot{x} \\ K_{fity} \dot{y} \\ K_{ftz} \dot{z} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ mg \end{bmatrix} \quad (\text{II.29})$$

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

$$\begin{cases} \ddot{x} = \frac{1}{m} (c\phi s\theta c\psi + s\psi s\phi) (\sum_{i=1}^4 F_i) - \frac{K_{ftx}}{m} \dot{x} \\ \ddot{y} = \frac{1}{m} (c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi) (\sum_{i=1}^4 F_i) - \frac{K_{fity}}{m} \dot{y} \\ \ddot{z} = \frac{1}{m} (c\phi c\theta) (\sum_{i=1}^4 F_i) - \frac{K_{ftz}}{m} \dot{z} - g \end{cases} \quad (\text{II.30})$$

2.9.2. Equations de mouvement de rotation

D'après la deuxième loi de la dynamique de Newton :

$$\frac{d(J\Omega)}{dt} = \sum M_{ext} \quad (\text{II.31})$$

On a :

$$\begin{aligned} J\dot{\Omega} &= -M_{gm} - M_{gh} - M_a + M_f \\ J\dot{\Omega} &= -\Omega \wedge J\Omega - \sum_1^4 \Omega \wedge J_r [0 \quad 0 \quad (-1)^{i+1} \omega_i]^T - M_a + M_f \end{aligned} \quad (\text{II.32})$$

On remplace chaque moment par la formule correspondant, on trouve :

$$\begin{bmatrix} I_x & 0 & 0 \\ 0 & I_y & 0 \\ 0 & 0 & I_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\phi} \\ \ddot{\theta} \\ \ddot{\psi} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \wedge \left(\begin{bmatrix} I_x & 0 & 0 \\ 0 & I_y & 0 \\ 0 & 0 & I_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \right) - \begin{bmatrix} J_r \bar{\Omega}_r \dot{\theta} \\ -J_r \bar{\Omega}_r \dot{\phi} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (\text{II.33})$$

$$- \begin{bmatrix} K_{fax} \phi^2 \\ K_{fay} \dot{\theta}^2 \\ K_{faz} \dot{\psi}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} lb(\omega_4^2 - \omega_2^2) \\ lb(\omega_3^2 - \omega_1^2) \\ d(\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2) \end{bmatrix}$$

On obtient alors les équations différentielles définissant le mouvement de rotation :

$$\begin{cases} I_x \ddot{\phi} = -\dot{\theta} \dot{\psi} (I_z - I_y) - J_r \bar{\Omega}_r \dot{\theta} - K_{fax} \phi^2 + lb(\omega_4^2 - \omega_2^2) \\ I_y \ddot{\theta} = -\dot{\phi} \dot{\psi} (I_z - I_x) + J_r \bar{\Omega}_r \dot{\phi} - K_{fay} \dot{\theta}^2 + lb(\omega_3^2 - \omega_1^2) \\ I_z \ddot{\psi} = -\dot{\phi} \dot{\theta} (I_y - I_x) - K_{faz} \dot{\psi}^2 + d(\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2) \end{cases} \quad (\text{II.34})$$

Avec :

$$\bar{\Omega}_r = \omega_1 - \omega_2 + \omega_3 - \omega_4 \quad (\text{II.35})$$

2.9.3. Dynamique du rotor

Le rotor est un ensemble constitué d'un moteur à courant continu entraînant une hélice via un réducteur ; le moteur à courant continu est régi par les équations dynamiques suivantes [17]:

$$\begin{cases} V = ri + L \frac{di}{dt} + k_e \omega \\ k_m i = J_r \frac{d\omega}{dt} + C_s + k_r \omega^2 \end{cases} \quad (\text{II.36})$$

Avec :

- V : La tension d'entrée du moteur.
- r, L : La résistance du moteur et l'inductance.
- k_e : La constante des couples électrique.
- ω_i : La vitesse angulaire du rotor.
- k_m : La constante des couples mécanique.
- J_r : L'inertie du rotor.
- C_s : Le frottement sec.
- k_r : La constante du couple de charge.

Le modèle choisit pour le rotor est le suivant :

$$\dot{\omega}_i = bV_i - \beta_0 - \beta_1\omega_i - \beta_2\omega_i^2 \quad i \in [1,4] \quad (\text{II.37})$$

Avec :

$$\beta_0 = \frac{c_s}{J_r}, \beta_1 = \frac{K_e K_m}{r J_r}, \beta_2 = \frac{K_r}{J_r} \quad \text{et} \quad b = \frac{K_m}{r J_r}.$$

2.10. Le modèle dynamique complet

Le modèle dynamique complet qui régit le quadri-rotor est le suivant :

$$\begin{cases} \ddot{\phi} = -\frac{(I_z - I_y)}{I_x} \dot{\theta} \dot{\psi} - \frac{J_r}{I_x} \bar{\Omega}_r \dot{\theta} - \frac{K_{fax}}{I_x} \phi^2 + \frac{l}{I_x} u_2 \\ \ddot{\theta} = -\dot{\theta} \dot{\psi} \frac{(I_z - I_x)}{I_y} - \frac{J_r}{I_y} \bar{\Omega}_r \dot{\phi} - \frac{K_{fay}}{I_y} \dot{\theta}^2 + \frac{l}{I_y} u_3 \\ \ddot{\psi} = -\dot{\phi} \dot{\theta} \frac{(I_y - I_x)}{I_z} - \frac{K_{faz}}{I_z} \dot{\psi}^2 + \frac{1}{I_z} u_4 \\ \ddot{x} = -\frac{K_{ftx}}{m} \dot{x} + \frac{1}{m} u_x u_1 \\ \ddot{y} = -\frac{K_{fty}}{m} \dot{y} + \frac{1}{m} u_y u_1 \\ \ddot{z} = -\frac{K_{ftz}}{m} \dot{z} - g + \frac{\cos \phi \cos \theta}{m} \end{cases} \quad (\text{II.38})$$

Avec :

$$\begin{cases} u_x = \cos \phi \cos \psi \sin \theta + \sin \phi \sin \psi \\ u_y = \cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi \end{cases} \quad (\text{II.39})$$

Et :

$$\begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b & b & b & b \\ 0 & -lb & 0 & lb \\ -lb & 0 & lb & 0 \\ d & -d & d & -d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_1^2 \\ \omega_2^2 \\ \omega_3^2 \\ \omega_4^2 \end{bmatrix} \quad (\text{II.40})$$

A partir de (II.39), on a:

$$\begin{cases} \phi_d = \arcsin(u_x \sin \psi_d - u_y \cos \psi_d) \\ \theta_d = \arcsin\left(\frac{u_x \cos \psi_d - u_y \sin \psi_d}{\cos \phi_d}\right) \end{cases} \quad (\text{II.41})$$

2.11. La représentation d'état du système

Il existe un multiple des représentations d'état pour un système physique, on considère $X = [x_1 \dots x_{12}]^T$ comme vecteur d'état du système:

$$X = [\phi \quad \dot{\phi} \quad \theta \quad \dot{\theta} \quad \psi \quad \dot{\psi} \quad x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y} \quad z \quad \dot{z}]^T$$

On obtient la représentation d'état:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = a_1 x_4 x_6 + a_2 x_2^2 + a_3 \bar{\Omega}_r x_4 + b_1 u_2 \\ \dot{x}_3 = x_4 \\ \dot{x}_4 = a_4 x_2 x_6 + a_5 x_4^2 + a_6 \bar{\Omega}_r x_2 + b_2 u_3 \\ \dot{x}_5 = x_6 \\ \dot{x}_6 = a_7 x_2 x_4 + a_8 x_6^2 + b_3 u_4 \\ \dot{x}_7 = x_8 \\ \dot{x}_8 = a_9 x_8 + \frac{1}{m} u_x u_1 \\ \dot{x}_9 = x_{10} \\ \dot{x}_{10} = a_{10} x_{10} + \frac{1}{m} u_y u_1 \\ \dot{x}_{11} = x_{12} \\ \dot{x}_{12} = a_{11} x_{12} + \frac{\cos \phi \cos \theta}{m} u_1 - g \end{cases} \quad (\text{II.42})$$

Avec :

$$\begin{cases} a_1 = \frac{(I_y - I_z)}{I_x}, a_2 = -\frac{K_{fax}}{I_x}, a_3 = -\frac{I_r}{I_x}, a_4 = \frac{(I_z - I_x)}{I_y}, a_5 = -\frac{K_{fay}}{I_y}, a_6 = -\frac{I_r}{I_y} \\ a_7 = \frac{(I_x - I_y)}{I_z}, a_8 = -\frac{K_{faz}}{I_z}, a_9 = -\frac{K_{ftx}}{m}, a_{10} = -\frac{K_{fty}}{m}, a_{11} = -\frac{K_{ftz}}{m}, b_1 = \frac{l}{I_x} \\ b_2 = \frac{l}{I_y}, b_3 = \frac{l}{I_z} \end{cases}$$

2.12. Conclusion

Tous les travaux sur les drones nécessitent une modélisation du système, Le quadri-rotor est l'un des drones en investigation ces dernières années. Ce système est constitué de quatre rotors, deux de ces rotors tournent dans un sens et les deux autres dans le sens inverse. En variant les vitesses de rotation de ces rotors, le quadri-rotor peut faire des mouvements différents aussi bien en translation qu'en rotation.

L'utilisation du formalisme de Newton-Euler nous a permis d'établir le modèle dynamique, où nous avons constatés que le quadri-rotor est un système sous actionné. De plus, la complexité du modèle, la non linéarité, l'interaction entre les états du système, peuvent se voir clairement.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons une structure de commande basée sur la commande par la technique Neuro-Floue.

Chapitre III

APPROCHE DE COMMANDE NEURO-FLOUE

3.1. Introduction

Les techniques modernes de l'intelligence artificielle s'introduisent dans presque tous les domaines de la Connaissances humaines. Cependant, une grande donné aux sciences exactes, peut-être La plus grande expression du succès de ces techniques est dans le domaine de l'ingénierie. Ces deux techniques les réseaux de neurone et la logique floue sont souvent appliqués pour résoudre les problèmes d'ingénierie car les techniques classiques ne fournissent pas une solution précise. Le terme neuro-floue est né par la fusion de ces deux techniques. Quand on a combiné ces deux outils dans différents manière, on a créé une certaine confusion sur le sens de ce terme. Il n'y a pas encore de consensus mais en général, le terme neuro-floue désigne un type de système caractérisé par une structure d'un contrôleur flou où les ensembles flous et les règles sont ajustés en utilisant les réseaux de neurone artificiel par des techniques de manière itérative avec des vecteurs de données (Données du système d'entrée et de sortie). Ces systèmes montrent deux manières distinctes de comportement. Dans une première phase, appelée phase d'apprentissage, elle se comporte comme réseaux neuronaux qui apprennent ses paramètres internes hors ligne. Plus tard, dans la phase d'exécution, il se comporte comme un système de logique floue. Séparément, chacune de ces techniques possède des avantages et des inconvénients, lorsqu'ils sont mélangés Ensemble, leur tonnellerie offre de meilleurs résultats que ceux obtenus avec l'utilisation de chaque technique [22].

Nous présentons dans ce chapitre les concepts des réseaux de neurones artificiels et la logique floue ainsi que les avantages et les inconvénients de chaque méthode suivie par la combinaison de ces deux méthodes on décrivant les aspects méthodologiques nécessaires à la compréhension de ces techniques.

3.2. Les réseaux de neurone

Les réseaux de neurones artificiels sont des systèmes qui ont été conçus intentionnellement pour utiliser certains principes organisationnels ceux du cerveau humain. Ils représentent une nouvelle génération prometteuse des systèmes de traitement d'informations.

Les réseaux de neurones ont un grand nombre d'éléments de traitement hautement interconnectés (nœuds ou unités). Un réseau neuronal est un processeur distribué massivement parallèle inspiré du véritable neurone biologique dans le cerveau ; Par conséquent, il a la capacité d'apprendre, de se rappeler et de se généraliser en conséquence des modèles de formation ou des données.

3.2.1. Réseaux de neurones biologiques

Il y a presque 100 ans, un histographe espagnol, Santiago Ramon y Cajal (1911), le père de la science du cerveau moderne, s'est rendu compte que le cerveau était composé d'unités discrètes (éléments de traitement), il appelait les neurones, le mot grec pour les nerfs. Un neurone biologique typique est illustré à la figure 3.1.

Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant. L'information donnée au réseau va donc se propager de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires. Il est à noter qu'en fonction de l'algorithme d'apprentissage, il est aussi possible d'avoir une propagation de l'information à reculons.

[41]

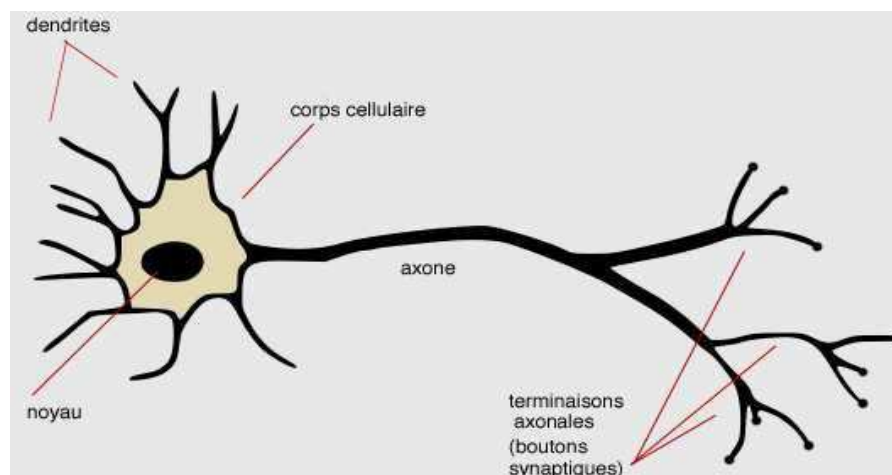


Figure 3.1. Neurone biologique.

3.2.2. Réseaux de neurones artificiels

L'objectif de la recherche de réseau neuronal artificiel est de développer des modèles mathématiques de son homologue biologique afin d'imiter les capacités des structures neurologiques biologiques en vue de la conception de systèmes de contrôle intelligents.

Le premier modèle mathématique du neurone, présenté à la figure 3.2, a été présenté par Warren McCulloch et Walter Pitts. Il est connu sous le nom de modèle McCulloch-Pitts, il ne possède aucune capacité d'apprentissage ou d'adaptation. Beaucoup de modèles de réseaux neuronaux postérieurs utilisent ce modèle comme élément de base.

Ce modèle se compose d'un seul neurone, qui reçoit un ensemble d'entrées (x_1, x_2, \dots, x_n) . Cet ensemble d'entrées est multiplié par un ensemble de poids (w_1, w_2, \dots, w_n) . Ici, les poids sont appelés points forts des synapses. Ces valeurs pondérées sont ensuite additionnées et la sortie passe par une fonction d'activation (transfert). La

fonction d'activation est également appelée fonction d'ébavurâmes en ce qu'elle écrase (limite) la plage admissible du signal de sortie à une valeur finie.

La sortie y est 1 ou 0 selon que la somme d'entrée pondérée est supérieure ou inférieure à un certain seuil (biais) ϑ .

$$\begin{cases} u = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \vartheta \\ u = w^T \cdot x \\ y = f(u) \end{cases} \quad (III.1)$$

Où

$w = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$: est le vecteur de poids,

$x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$: est le vecteur d'entrée.

Dans ce modèle, le vecteur poids et le seuil sont fixé. En général, A^T est le vecteur transposé du vecteur A .

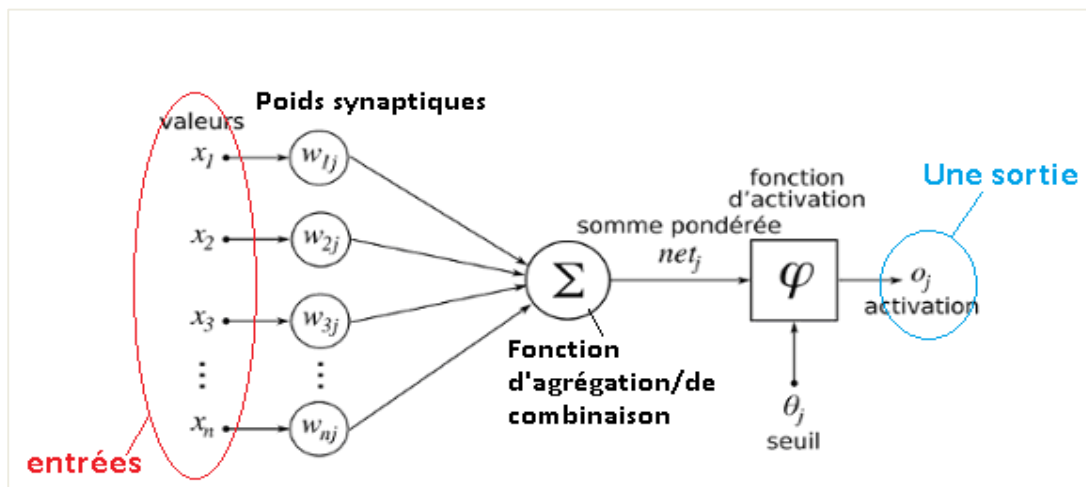


Figure 3.2. Neurone artificiel.

Les fonctions d'activation les plus utilisées sont :

- La fonction linéaire :

$$f(x) = x \quad (III.2)$$

- La fonction sigmoïde :

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-Ta}} \quad (III.3)$$

- Ou la tangente hyperbolique :

$$f(x) = th(a/T) \quad (III.4)$$

Le paramètre T , strictement positif, permet d'ajuster la pente de l'activation. Nous l'appelons la température.

3.2.2.1. Le Perceptron

Les chercheurs ont utilisé le modèle McCulloch-Pitts pour développer de nombreux modèles de réseaux neuronaux avec des capacités d'apprentissage et d'adaptation. Un tel modèle est le Perceptron, tel qu'illustré à la figure 3.3. Le perceptron est la forme la plus simple d'un réseau neuronal utilisé pour la classification des motifs. Fondamentalement, il consiste en un seul neurone avec des poids réglables (w_i) et un seuil (θ). Le but principal est de former le perceptron jusqu'à ce que la sortie du neurone corresponde à la perte souhaitée. Pour ce faire, Rosenblatt a utilisé une procédure d'apprentissage pour ajuster les paramètres libres (c'est-à-dire w_i) pour son modèle de cerveau perceptron. Pour une description détaillée de la formation, et de la convergence du perceptron.

Depuis que Perceptron original de Rosenblatt a été introduit, de nombreux autres réseaux de neurones des modèles, qui utilisent ce modèle Perceptron, ont été développés.

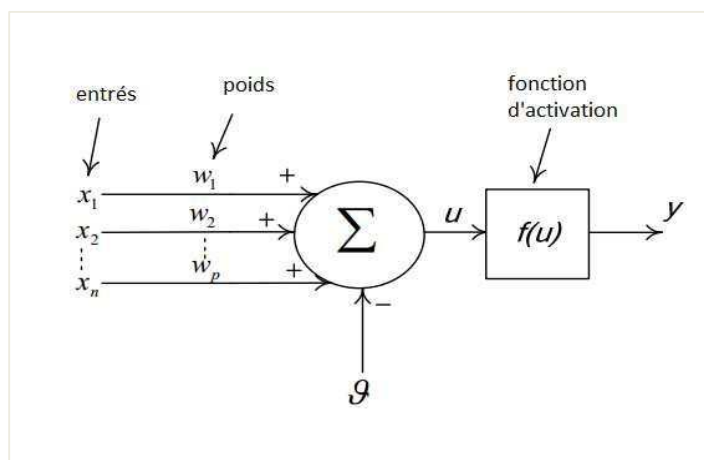


Figure 3.3. La structure d'un perceptron.

3.2.2.2. Réseaux de neurones non-récurrents

Le réseau neuronal non-récurrent est le premier et le plus simple type de réseaux neuronaux artificiels. Dans ce réseau, les données se déplacent dans une seule direction, en avant, à partir des nœuds d'entrée, à travers les nœuds cachés (le cas échéant) et les nœuds de sortie. Il n'y a pas des cycles ou des boucles dans le réseau. Les réseaux de neurones non-récurrents sont des réseaux de neurones qui utilisent plus d'un neurone (nœud) et ne contiennent aucun chemin de retour dans le réseau. Il existe deux configurations différentes de réseaux neuronaux non-récurrents, à savoir les réseaux neuronaux à flux unique et les réseaux de neurones à flux multicouches.

a. Réseaux de neurones d'alimentation à une seule couche

Un réseau de neurones non-récurrent à une seule couche est illustré à la figure 3.4. Dans ce réseau, il n'y a qu'une seule couche d'entrée et une couche de sortie. Une couche peut être un à plusieurs neurones (nœuds) connectés en parallèle. Le réseau est strictement non-récurrent, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de retour aux entrées. Habituellement, il n'existe aucun lien entre les neurones (nœuds) d'une couche particulière. Le réseau représenté sur la figure 3.4 est entièrement connecté, c'est-à-dire que toutes les entrées sont connectées à tous les nœuds. Les réseaux partiellement connectés sont ceux où certains des liens de connexion manquent.

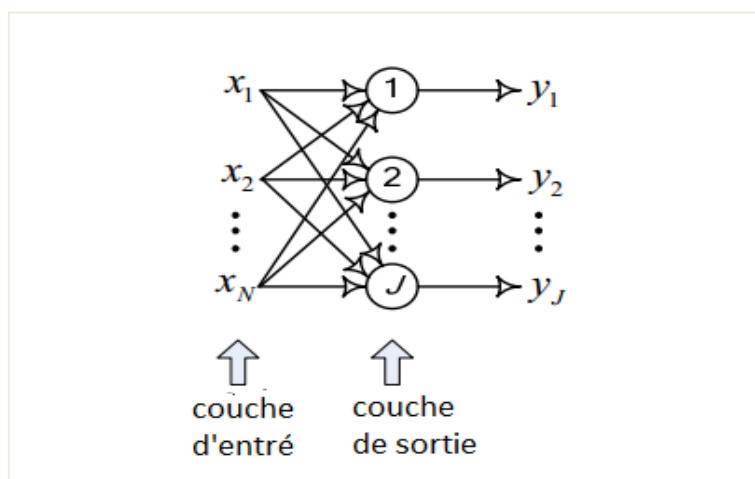


Figure 3.4. La structure d'un réseau de neurone non bouclé avec une seule couche.

b. Réseaux de neurones à flux multicouches

Un Réseau de neurones d'alimentation multicouches diffusé à la Figure 3.5 est le réseau neuronal le plus largement utilisé, en particulier dans le domaine des systèmes et du contrôle. Similaire aux réseaux neuronaux non-récurrents à une seule couche, il existe une couche d'entrée et une couche de sortie, et aucune interconnexion entre les nœuds d'une couche particulière. Mais différent des réseaux neuronaux non-récurrent à une seule couche, les réseaux de neurones multicouches comportent un nombre de couches intermédiaires ou cachées (toute couche entre les couches d'entrée et de sortie, s'appelle une couche cachée car elle est interne au réseau et n'a aucun contact direct avec L'environnement externe) existant entre la couche d'entrée et de sortie. Une, deux ou même aucune couche cachée sont utilisées pour la plupart des applications. Le petit nombre de couches cachées est dû au fait que le processus d'apprentissage devient trop long et fastidieux si l'architecture du réseau neuronal devient importante. Dans la figure 3.5, une couche cachée est présente dans ce réseau de neurones multicouches, où $J \neq K \neq N$; $J, K, N \in \mathfrak{R}$. Pour obtenir la sortie du réseau, un

ensemble de données d'entrée est présenté pour la première fois comme entrée de la couche d'entrée. Les sorties de cette couche sont ensuite alimentées, en tant qu'entrées vers la première couche cachée, et ensuite les sorties de la première couche cachée sont alimentées, en entrées pondérées (les sorties de la première couche cachée sont multipliées par les poids), à la seconde Couche cachée. Ce processus se poursuit jusqu'à ce que la couche de sortie soit atteinte.

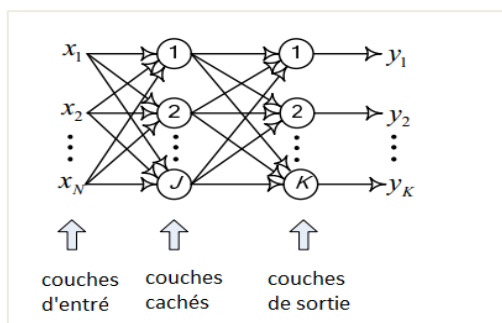


Figure 3.5. Structure d'un Réseau de neurone non bouclé à flux multicouches.

3.2.2.3. Réseaux de neurones récurrents

Les réseaux de neurones non-bouclés précédemment discutés sont strictement des réseaux «rétrodiffusion» dans lesquels il n'y a pas de rétroaction de la sortie d'une couche aux entrées de la même couche (c'est-à-dire sans interconnexion entre les nœuds dans la même couche) ou des couches antérieures de nœuds. En outre, ces réseaux n'ont pas de mémoire (c'est-à-dire que le vecteur d'entrée [ensemble de données d'entrée] à tout instant détermine la sortie, en supposant que les poids ne varient pas). Un réseau neuronal récurrent, comme le montre la Figure 3.6, est différent du réseau neuronal non-bouclé car il possède des connexions de retour. Tout comme l'utilisation des commentaires dans les systèmes de contrôle, les réseaux récurrents de neurones tiennent compte du comportement dynamique des systèmes.

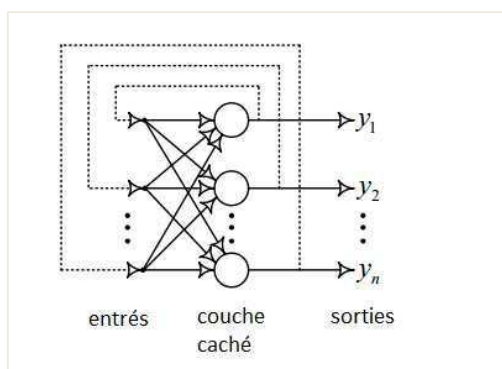


Figure 3.6. Structure d'un réseau de neurone bouclé avec une seule couche.

La sortie d'un nœud à tout instant instantané t dépend de ses entrées à l'instant instantané t et de ces connexions de retour dont les valeurs sont un instant instantané $(t-\Delta t)$, où Δt est le temps d'échantillonnage. Comme la sortie actuelle du réseau neuronal récurrent dépend des entrées actuelles et antérieures, les fonctions récurrentes des réseaux se comportent tout comme les mémoires qui ont des valeurs stockées. Des exemples de réseaux de neurones récurrents comprennent le réseau neuronal Elman, le réseau Hopfield et le réseau Jordan.

3.2.2.4. Réseau neuronal récurrent Elman

Le réseau neuronal d'Elman est un modèle de réseau récurrent partiel qui a été proposé par Elman. Différent du réseau récurrent original, un réseau Elman possède plusieurs nœuds contextuels dans la couche d'entrée, comme le montre la figure 3.7. Les nœuds contextuels ne font que dupliquer l'activité d'une couche cachée, à l'étape précédente, à l'entrée du réseau. Cette variation permet au réseau Elman de faire face à des modèles conflictuels. (Les modèles conflictuels se réfèrent simplement à un mappage un-à-plusieurs: c'est-à-dire qu'on a plusieurs sorties générées à partir d'une seule entrée.) Une telle condition confondra un réseau récurrent standard. Le réseau Elman, cependant, traite d'une telle situation en augmentant le modèle d'entrée avec l'état d'une couche cachée à l'étape précédente. Ainsi, les unités de rétroaction établissent essentiellement un contexte pour l'entrée actuelle, permettant au réseau de discriminer entre les modèles d'entrée «identiques» qui se produisent à des moments différents. L'avantage des réseaux Elman sur les réseaux entièrement récurrents est que la propagation arrière est utilisée pour former le réseau alors que cela n'est pas possible avec d'autres réseaux récurrents où les algorithmes d'apprentissage sont plus complexes et donc plus lents [22].

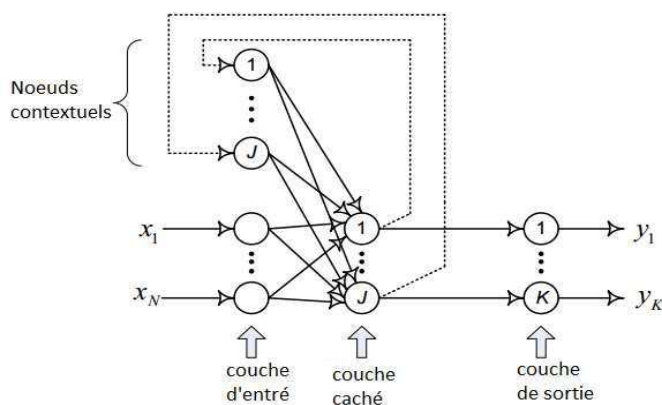


Figure 3.7. Structure d'un réseau Elman.

3.2.3. Sélection des réseaux neuronaux

Le réseau neuronal non bouclé multicouche est l'une des structures les plus couramment utilisées dans le développement du réseau neuronal. Les applications utilisant des réseaux de neurones multicouches non bouclé incluent le traitement d'image, la prédiction, le traitement du signal et la robotique. Le réseau de neurones non bouclé multicouches s'est révélé tout à fait capable d'approcher des fonctions non linéaires [22].

3.2.4. L'apprentissage dans les réseaux neuronaux

L'apprentissage dans un réseau neuronal est effectué pour imiter le comportement d'un neurone biologique et poursuit encore une recherche intense. Grâce à l'apprentissage, un réseau de neurones est capable de s'adapter et d'améliorer ses performances progressivement. Le processus d'apprentissage est complété lorsque le réseau neuronal est capable de produire les sorties souhaitées lorsque différentes entrées lui sont appliquées. Plus précisément, le réseau neuronal apprend ou s'adapte en ajustant ses paramètres (c.-à-d. Poids et seuil).

3.2.4.1. Les types d'apprentissage

Il existe trois grands paradigmes d'apprentissage, chacun correspondant à une tâche d'apprentissage abstraite particulière. Il s'agit d'un apprentissage supervisé, d'un apprentissage non supervisé et d'un apprentissage renforcé.

3.2.4.1.1. L'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est également connu comme un apprentissage avec un enseignant. La figure 3.8 montre la structure de cette forme d'apprentissage. L'enseignant (superviseur) a la connaissance de l'environnement du système. Un ensemble de données d'entraînement, comprenant un vecteur d'entrée x (ensemble de données d'entrée) et le vecteur de sortie désiré correspondant (ensemble de données de sortie), est présenté au réseau par l'enseignant. Avec une connaissance préalable de l'environnement, l'enseignant est capable de fournir au réseau de neurones les résultats souhaités pour l'ensemble des données de formation. L'enseignant est souvent une partie incontrôlable ou inconnue du processus d'apprentissage. L'objectif de l'apprentissage supervisé est de faire imiter le réseau neuronal de l'enseignant. Le vecteur de sortie réel $Y_{actuelle}$ est produit par le réseau et comparé aux résultats souhaités présentés par l'enseignant. L'erreur ($e = Y_{désiré} - Y_{actuelle}$) est ensuite utilisée pour ajuster les paramètres du réseau, afin de faire en sorte que le réseau neuronal imite le maître de plus en plus étroitement. Habituellement, de nombreux cycles de formation ou époques (de quelques dizaines à quelques centaines) sont nécessaires pour bien entraîner le réseau. Lorsque le réseau neuronal est capable d'imiter suffisamment l'enseignant, le

processus d'apprentissage est alors terminé. L'une des méthodes d'apprentissage supervisées les plus populaires est la rétro-propagation (également appelée propagation de l'erreur vers l'arrière). Les méthodes de descente de gradient [32; 33; 34].

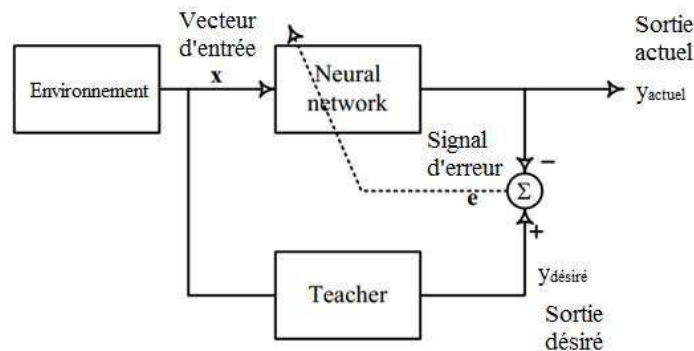


Figure 3.8. L'apprentissage supervisé.

➤ La rétro-propagation

L'algorithme de rétro-propagation du gradient qui est le plus connu pour réaliser l'adaptation des réseaux multicouches. Il s'agit d'une méthode d'apprentissage supervisé, fondée sur la modification des poids du réseau dans le sens contraire à celui du gradient de l'erreur par rapport à ces poids. La mesure de performance utilisée est l'erreur quadratique :

$$J = \frac{1}{2} \sum_i [a_i - s_i]^2 \quad (\text{III.5})$$

Où : i parcourt les indices des neurones de sortie, et a_i et s_i représentent respectivement la sortie mesurée et sortie désirée pour ces neurones.

Les poids du réseau sont modifiés ensuivant la règle :

$$\nabla W_{ij} = -\eta \frac{\partial J}{\partial W_{ij}} \quad (\text{III.6})$$

Où : η est une constante positive appelée *pas d'apprentissage*.

Le calcul de la quantité $\frac{\partial J}{\partial W_{ij}}$ se fait en partant de la couche de sortie et en se déplaçant vers la couche d'entrée. Cette propagation, suivant le sens inverse de celui de l'activation des neurones du réseau, justifie le nom de l'algorithme.

Cet algorithme, présenté ici dans sa version la plus simple, possède de nombreuses variantes. En utilisant la méthode du deuxième ordre pour le calcul du gradient,

➤ Les méthodes de descente de gradient

On aboutit à une formule requérante :

$$\nabla W_{ij} = -\eta \frac{\partial J}{\partial w_{ij}} + \alpha \nabla W_{ij}(t-1) \quad (\text{III.7})$$

α : est une constante appelée moments d'inertie, et t représente le temps.

3.2.4.1.2. L'apprentissage non supervisé

Dans ce type d'apprentissage l'adaptation des coefficients synaptiques n'est pas basée sur la comparaison avec une certaine sortie désirée, mais c'est le réseau qui organise lui-même les entrées qui lui sont présentées de façon à optimiser une certaine fonction de coût, sans lui fournir d'autres éléments de réponses désirées. Cette propriété est dite Auto-organisation (self organisation) [35].

3.2.4.1.3. L'apprentissage renforcé

Dans l'apprentissage par renforcement, la sortie est une action ou une séquence d'actions et le seul signal de supervision est une récompense scalaire occasionnelle.

- Le but dans le choix de chaque action est de maximiser la somme attendue des récompenses futures.
- Nous utilisons habituellement un facteur d'actualisation pour les récompenses tardives, de sorte que nous n'avons pas à chercher trop loin dans le futur.

L'apprentissage par renforcement est difficile car :

- Les récompenses sont généralement retardées, donc il est difficile de savoir où nous sommes trompés.
- Une récompense scalaire ne fournit pas beaucoup d'informations.

3.2.4.2. Les étapes de l'apprentissage

a. Initialisation des poids synaptiques du réseau : dans la pratique, cela se fait par des petites valeurs aléatoires non nulles.

b. Présentation du signal d'entrée : le signal d'entrée est présenté en entrée du réseau, une sortie réelle sera calculée. Ce calcul est effectué de proche en proche de la couche d'entrée vers la couche de sortie, appelé "propagation d'activation".

c. Calcul d'erreur : dans le cas où on a un apprentissage supervisé, l'erreur tiendra compte de la différence entre le signal d'entrée et le signal de référence.

d. Calcul du vecteur de correction : à partir du vecteur d'erreur, on détermine la correction à apporter sur les poids synaptiques des connexions et aux seuils des neurones.[35]

3.2.4.3. Critères d'arrêt d'apprentissage

Pour arrêter l'apprentissage automatiquement, il est préférable de posséder des critères d'arrêt. Un critère d'arrêt est typiquement une variable scalaire qui indique que rien n'est

significativement gagné en continuant l'apprentissage. Une des difficultés dans la sélection d'un critère d'arrêt significatif est que la nature du problème de minimisation nous laisse quelque fois penser que le réseau est bien appris, alors qu'il ne l'est pas en réalité. Pour cela, il est préférable d'appliquer plusieurs critères en même temps. Les critères les plus utilisés sont:

a. Nombre maximum d'itérations: l'apprentissage s'arrête quand ce nombre est atteint. Mais il n'est pas raisonnable d'utiliser ce critère quand les poids ont déjà convergé vers la solution désirée.

b. Seuil du gradient: Au point minimum $\Theta = \Theta^*$ le gradient dans les critères de minimisation devrait s'annuler $\nabla(\Theta^*) = 0$. Pour une méthode itérative de minimisation, cela est bien sûr impossible d'être atteint exactement en un nombre fini d'itérations. Nous pouvons choisir que la norme du gradient (par exemple la norme euclidienne) soit inférieure à un certain seuil.

$$\|\nabla(\Theta)\| \leq \varepsilon \quad (\text{III.8})$$

c. Seuil de variation des valeurs des poids: Ce critère consiste à mesurer des poids entre deux itérations. Si la variation maximale des poids,

$$\max_k \{ \Theta_k^{i+1} - \Theta_k^i \} \quad (\text{III.9})$$

Avec : $k = 1, \dots, p$,

Où : p est le nombre de paramètres, ε est inférieure à une certaine valeur, nous pouvons arrêter l'apprentissage.

3.2.4.4. Validation

Le modèle obtenu à partir de l'estimation de ces paramètres n'est valide en toute rigueur, que pour l'expérience utilisée. Il faut donc vérifier qu'il est compatible avec d'autres formes d'entrées, afin de représenter correctement le fonctionnement du processus à identifier. Nous présentons dans ce paragraphe des tests statistiques de validation d'un modèle de prédiction basée sur la fonction d'autocorrélation des résidus, sur la fonction d'inter-corrélation entre les résidus et les autres entrées du processus.

La plupart de ces tests requièrent un jeu de données qui n'était pas utilisé en apprentissage. Un tel jeu de test ou validation doit si possible couvrir la même gamme que le jeu utilisé pour l'apprentissage.

La plupart des indicateurs de qualité du modèle ont été mis au point pour la validation du modèle et en particulier pour la vérification des hypothèses posées pour le construire. Cependant, leur utilisation pour des modèles neuronaux ne pose aucun problème particulier.

3.3. La logique floue

La logique floue est une extension de la logique booléenne, en introduisant la notion de degré dans la vérification d'une condition, permettant ainsi à une condition d'être dans un autre état que vrai ou faux, la logique floue confère une flexibilité très appréciable aux raisonnements qu'il utilise, ce qui rend possible la prise en compte des imprécisions et des incertitudes. Un des intérêts de la logique floue pour formaliser le raisonnement humain est que les règles sont énoncées en langage naturel. Ce qui caractérise le raisonnement humain qui est basé sur des données imprécises ou incomplètes. Le mot floue en anglais «fuzzy», signifie indistinct, brouillé, mal défini ou mal focalisé.

3.3.1. Théorie des sous-ensembles flous

Dans la théorie classique des ensemble, un sous-ensemble A de B est défini par une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ qui caractérise tout élément x appartenant à B . cette fonction prend la valeur 1 si x appartient à A et la valeur 0 dans le cas contraire [36].

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{Si } x \in A \\ 0 & \text{Si } x \notin A \end{cases} \quad (\text{III.10})$$

En logique floue, un sous-ensemble floue A de B est défini par une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ pouvant prendre des valeurs comprise entre 1 et 0, selon le degré d'appartenance de l'élément x au sous-ensemble A .

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \in]0 \ 1] & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{Si } x \notin A \end{cases} \quad (\text{III.11})$$

3.3.2. Fonctions d'appartenance

Il n'y a pas de règle précise pour la définition de fonction d'appartenance. Alors, chaque ensemble flou peut être représenté par sa fonction d'appartenance. Les fonctions d'appartenance peuvent être symétriques, régulièrement distribuées ou avoir une distribution non uniforme. En général, la forme des fonctions d'appartenance dépend de l'application et de la grandeur à modéliser et peuvent avoir différentes formes [23] :

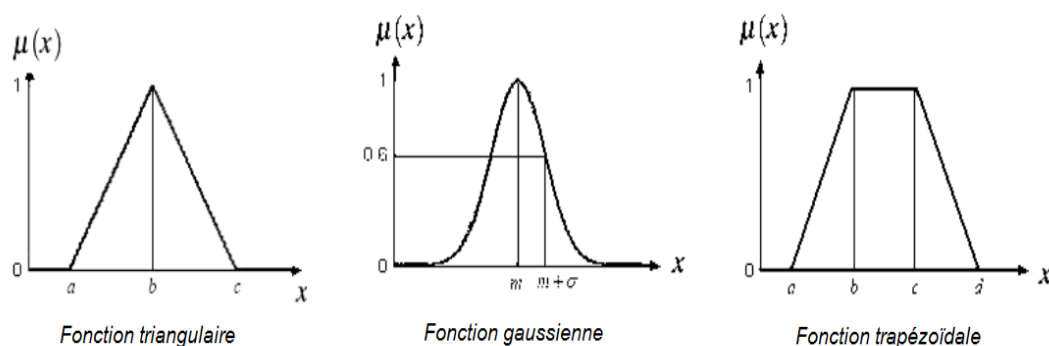


Figure 3. 9. Exemple de fonctions d'appartenance.

3.3.3. Caractéristiques d'un sous-ensemble flou

Etant donné le SEF « A » de l'ensemble de référence X, on définit :

a. Le support : le support de A noté $supp(A)$ est un sous-ensemble ordinaire de X dont chacun des éléments a un degré d'appartenance non nul, par rapport à A.

$$supp(A) = \{x \in X / \mu_A(x) > 0\} \quad (III.12)$$

b. Le noyau : le noyau d'un ensemble flou A de X est un sous-ensemble ordinaire de X dont chaque élément a un degré d'appartenance égal à 1.

$$noy(A) = \{x \in X / \mu_A(x) = 1\} \quad (III.13)$$

Lorsque le noyau n'est pas vide $Ker(A) = noy(A) \neq \emptyset$ on dit que l'ensemble flou A est normal ou normalisé.

c. Hauteur d'un Ensemble Floue: La hauteur, notée $h(A)$, du SEF « A » de X est la plus grande valeur prise par sa fonction d'appartenance:

$$h(A) = \sup(\mu_A(x) ; x \in X) \quad (III.14)$$

d. Cardinal d'un Ensemble Floue: Le cardinal d'un ensemble ou A de support ni est égal à la somme des degrés d'appartenance des éléments de ce support :

$$Card(A) = \sum_{x \in supp(A)} \mu_A(x) \quad (III.15)$$

On note aussi $|A|$.

3.3.4. Les variables linguistiques

On appelle variable linguistique un triplé (X, U, T_x) , où X est le nom de la variable, U est l'ensemble de référence dans lequel la variable X est défini, et T_x est l'ensemble des termes linguistiques où le référentiel U peut prendre ses valeurs [27].

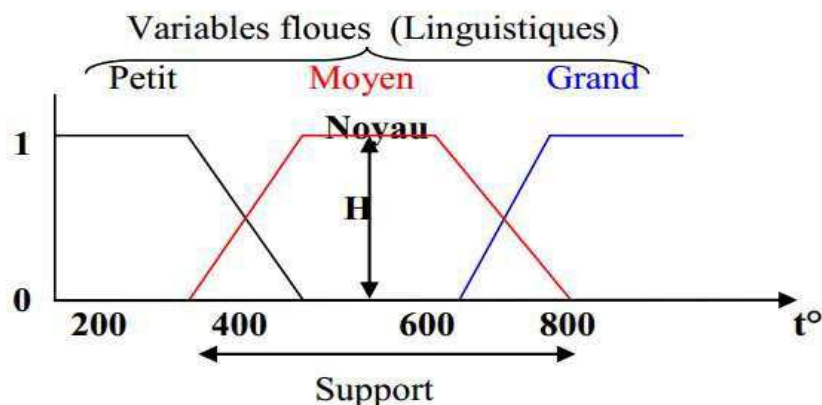


Figure 3. 10. Exemple de variable linguistique.

3.3.5. Les opérateurs flous

Supposons que A et B sont deux ensembles flous définis dans un univers de discours X par les fonctions d'appartenance μ_A et μ_B . On peut définir des opérations telles que l'égalité, l'inclusion, l'intersection, l'union et le complément grâce à des opérations sur les fonctions d'appartenance [23].

3.3.5.1. Egalité

A et B sont dits égaux, propriété que l'on note $A = B$, si leurs fonctions d'appartenance prennent la même valeur en tout point de X :

$$\forall x \in X \quad \mu_A(x) = \mu_B(x) \tag{III.16}$$

3.3.5.2. Inclusion

A est dit inclus dans B, propriété que l'on note $A \subseteq B$, si tout élément x de X qui appartient à A appartient aussi à B :

$$\forall x \in X \quad \mu_A(x) \leq \mu_B(x) \tag{III.17}$$

3.3.5.3. Intersection

L'intersection de A et B, que l'on note $A \cap B$, est l'ensemble flou constitué des éléments de X affectés du plus petit des deux degrés d'appartenance μ_A et μ_B :

$$\forall x \in X \quad \mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \tag{III.18}$$

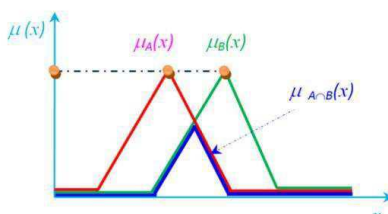


Figure 3. 11. Intersection.

3.3.5.4. Union

L'union de A et B, que l'on note $A \cup B$, est l'ensemble flou constitué des éléments de X affectés du plus grand des deux degrés d'appartenance μ_A et μ_B :

$$\forall x \in X \quad \mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (\text{III.19})$$

Dans ces définitions, min et max désignent, respectivement, l'opérateur de calcul du minimum et du maximum des deux valeurs.

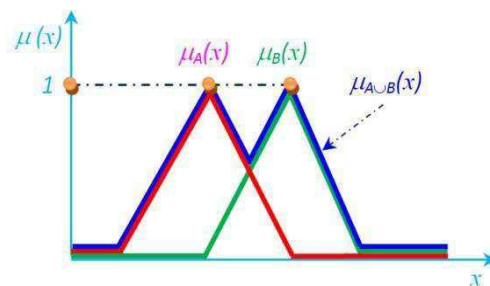


Figure 3. 12. Union.

3.3.5.5. Complément

Le complément de A, que l'on note \bar{A} , est l'ensemble flou de X constitué des éléments x lui appartenant d'autant plus qu'ils appartiennent peu à A :

$$\forall x \in X \quad \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (\text{III.20})$$

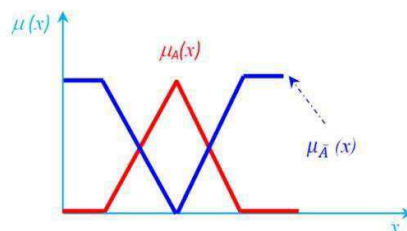


Figure 3. 13. Complément.

3.3.6. Le raisonnement en logique floue

La logique floue permet le traitement souple de connaissances imprécises ou incertaines, ce qui serait impossible avec la logique classique. La première tentative pour assouplir la logique classique vient de Lukasiewicz. C'est une logique à trois valeurs de vérité :

- 0 pour le faux ;
- 1 pour le vrai ;
- 1/2 pour le doute.

D'autres logiques multivalentes ont ensuite été développées. On peut considérer que la logique floue est une extension de la logique classique. Les propositions sont des propositions floues déniées à partir d'un ensemble L de variables linguistiques ($V ; X ; T_V$) et d'un ensemble M de modificateurs. Leurs valeurs de vérité appartient à tout l'intervalle $[0; 1]$ et elle est fournie par la fonction d'appartenance de la caractérisation floue utilisée dans la proposition floue.

3.3.7. Système d'inférence floue

Un Système d'Inférence Floue (SIF) a comme but de transformer les données d'entrée en données de sortie à partir de l'évaluation d'un ensemble des règles. Les entrées sont issues du processus de fuzzification et l'ensemble de règles normalement sont définies par le savoir-faire de l'expert. L'inférence se fait à partir de trois étapes qui sont la fuzzification, l'inférence et la défuzzification.

3.3.7.1. Fuzzification

La fuzzification est réalisée dans l'interface d'entrée du contrôleur flou, elle consiste à attribuer à la valeur réelle de chaque entrée, au temps t , son degré d'appartenance à chacune des valeurs floues préalablement définies, elle réalise ainsi un passage des grandeurs physiques aux variables linguistiques à traiter par la suite [28].

Le choix du nombre d'ensemble flou, de la forme des fonctions d'appartenance, du recouvrement de ces fonctions et de leur répartition sur l'univers de discours est primordial et un ensemble de règle doit être suivi.

Les fonctions triangulaires et trapézoïdales sont les plus répandues car leurs implémentation est facile et l'étape de fuzzification ne requiert alors que peu de temps de calcul lors de son évolution en temps réel.

Pour la fuzzification, il faut donner:

- L'univers du discours, c.-à-d. : Plage de variation possible de l'entrée considérée.
- Une partition en valeurs floues de cet univers.
- Les fonctions d'appartenance de chacune de ces valeurs.

Un exemple de fuzzification est illustré sur la figure 3.14 :

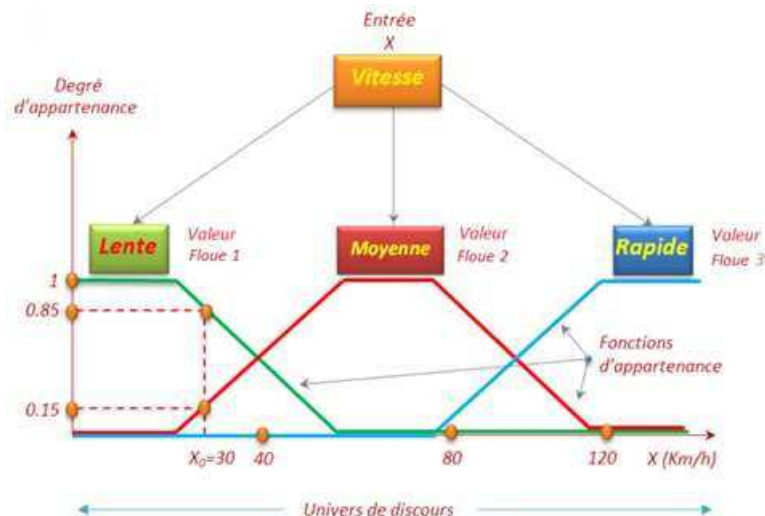


Figure 3.14. Exemple de fuzzification.

3.3.7.2. Le mécanisme Inférence

Les inférences floues relient les variables d'entrée à une variable de sortie par des règles linguistiques combinées en utilisant les opérateurs logiques ET et OU. L'opérateur ET est utilisé pour les variables à l'intérieur d'une même règle, alors que l'opérateur OU relie les différentes règles entre elles. Les règles d'inférences peuvent être décrites de façons linguistique ou symbolique ou par matrice d'inférence.

a. Linguistique : on écrit les règles d'une façon explicite :

« **SI** Condition1 **ET/OU** SI Condition2 **ALORS** Action ».

Exemple: Si la formation est bonne et l'expérience est longue alors la qualification est très bonne.

b. Symbolique : il s'agit d'une description linguistique où la désignation des fonctions d'appartenance est remplacée par des observations :

SI F est B **ET** E est L **ALORS** Q est TB

c. La matrice d'inférence : elle rassemble toutes les règles d'inférence sous forme de tableau à deux dimensions. L'intersection d'une colonne et d'une ligne donne la valeur floue de la sortie définie par la règle. Il y a autant de cases que de règles.

Le traitement numérique des règles d'inférence qui permet d'obtenir la sortie linguistique ou floue du régulateur se fait par différentes méthodes, on cite principalement :

- **Méthode d'inférence max-min :** l'opérateur ET est réalisé par la formation du minimum, l'opérateur OU est réalisé par la formation du maximum, et ALORS (l'implication) est réalisée par la formation du minimum.

- **Méthode d'inférence max-produit** : l'opérateur ET est réalisé par la formation du produit, l'opérateur OU est réalisé par la formation du maximum, et ALORS (l'implication) est réalisée par la formation du produit
- **Méthode d'inférence somme-produit** : on réalise au niveau de la condition, l'opérateur OU par la formation de la somme (valeur moyenne), et l'opérateur ET par la formation du produit. Pour la conclusion, l'opérateur ALORS est réalisé par un produit.

3.3.7.3. Défuzzification

A la fin de l'inférence, le résultat est une fonction d'appartenance qui n'est pas directement exploitable pour donner une information précise à l'opérateur ou commander un actionneur. La défuzzification permet alors de transformer ces fonctions d'appartenance en informations déterministes et donc de définir des variables de sortie numériques précises.

Plusieurs méthodes sont proposées dans la littérature et aucune ne peut être jugée meilleure que les autres. Le choix de la méthode à utiliser dépend essentiellement de l'expérience du concepteur et du cahier des charges. La priorité peut donc être donnée d'un coté à la réduction du temps de calcul par la diminution de la complexité du système et de l'autre à la compatibilité de l'application et la crédibilité des résultats du point de vue expert.

Les différentes méthodes de défuzzification sont: centre de gravité (COG), moyenne des maxima (MOM), bissectrice de la zone (BIS), plus grand maximum (LOM), plus petit maximum (SOM). En plus, la moyenne pondérée est utilisée dans certains types de systèmes flous.

3.3.8. Types de système d'inférence

Il existe plusieurs types de SIF, selon les choix sur les opérateurs de conjonction, d'implication, d'agrégation des règles, la forme des conclusions et selon la méthode de défuzzification utilisée. On cite quelques-uns :

3.3.8.1. Mamdani

Dans cette méthode, les prémisses et les conclusions des règles sont floues. L'inférence floue est réalisée à l'aide de l'opérateur « **min** » (minimum) ou « **prod** » (produit) et l'agrégation des règles à l'aide de l'opérateur « **max** » (maximum). La défuzzification est généralement effectuée par la méthode du centre de gravité.

3.3.8.2. Tsukamoto

Pour cette méthode la fonction d'appartenance de chaque conclusion est une fonction monotone croissante. L'inférence floue est réalisée par l'opérateur « **min** » ou « **prod** ». La sortie numérique est une moyenne pondérée des valeurs issues des fonctions monotones.

3.3.8.3. Takagi-Sugeno

Cette méthode est très efficace du point de vue calcul, car elle privilégie l'analyse mathématique, elle fonctionne bien avec les techniques linéaires, l'optimisation et les techniques dites adaptatives. L'inférence floue est réalisée avec l'opérateur « **min** » ou « **prod** ». Les conclusions des règles sont des valeurs numériques calculées à partir des entrées et la valeur finale est obtenue en effectuant une moyenne pondérée des conclusions. [36]

La méthode de Sugeno offre un calcul simple, un bon fonctionnement avec les techniques linéaires et les techniques d'optimisation et d'adaptation, tandis que la méthode de Mamdani est simple à comprendre et bien faite pour interagir avec l'humain.

3.4. Les réseaux Neuro-Flous

Les systèmes Neuro-flous sont nés de l'association des réseaux de neurones et de la logique floue, de manière à tirer profits des avantages de chaque une de ces deux techniques. La principale propriété des systèmes Neuro flous est leur capacité à traiter dans un même outil des connaissances numérique et symboliques d'un système. Ils permettent donc d'exploiter les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones d'un part et les capacités de raisonnement de la floue d'autre part [29].

3.4.1. Combinaison des réseaux de neurones et de la logique floue

En général, toutes les combinaisons de techniques basées sur les réseaux neuronaux et la logique floue peuvent être appelées systèmes neuro-flou. Les différentes combinaisons de Ces techniques peuvent être divisées, dans les classes suivantes [30] :

3.4.1.1. Système coopératif Neuro-Floue

Un réseau neuro-flou est utilisé pour déterminer les paramètres du système flou, après la phase d'apprentissage, le système flou parvient à fonctionner sans le réseau de neurones. Le réseau de neurones peut ajuster les paramètres de fonction d'appartenance du système flou ou déterminer ses règles floues. Les possibilités d'associations, on peut tout d'abord construire un réseau de neurones qui fonctionne en amont d'un système flou. Les variables d'entrée d'un système de commande floue sont déterminées à partir de la sortie d'un réseau de neurones lorsqu'elles ne sont pas mesurables directement. Ou bien un réseau de neurones

effectuant une tâche de classification ou de reconnaissance de formes, qui est suivie par un système d'aide à la décision floue. On peut aussi avoir recours à un réseau de neurones qui fonctionne en aval d'un système flou par exemple dans le but d'ajuster les sorties d'un système de commande flou à de nouvelles connaissances obtenues, les variables de sortie étant les erreurs sur les variables de sortie du système floue.

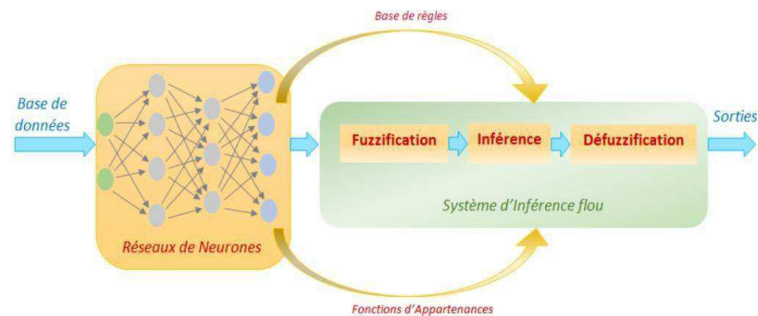


Figure 3. 15. Réseau Neuro-Flou réalisé en série.

3.4.1.2. Système Neuro-Floue concurrent

Les réseaux de neurones et les systèmes flous collaborent sur la même tâche sans qu'il y ait aucune influence de l'un sur l'autre; aucun des systèmes ne détermine les paramètres de l'autre. De tels réseaux servent à l'apprentissage des fonctions d'appartenances, au calcul de l'inférence, à la réalisation de la phase d'agrégation et de défuzzification. Ils peuvent réaliser l'extraction de règles floues, en analysant les corrélations qui existent entre les entrées et les sorties du réseau de neurones et explicitent alors les connaissances obtenues par un réseau de neurones en établissant une interface entre connaissances numériques et connaissances symboliques. Ces approches présentent l'intérêt de résoudre deux problèmes importants de la logique floue: la détermination des fonctions d'appartenance et des règles ainsi leur adaptation à l'environnement du système.

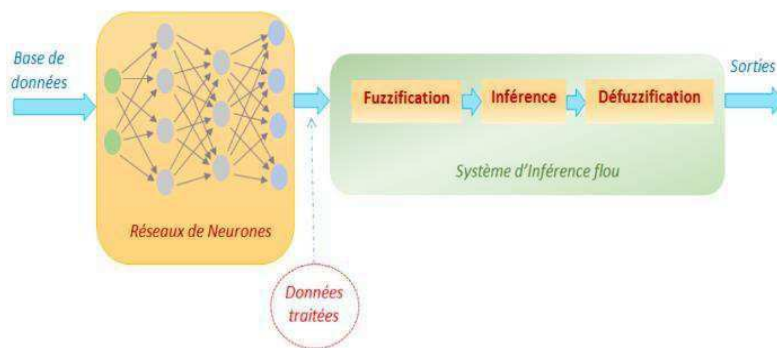


Figure 3. 16. Réseau Neuro-Flou réalisé en parallèle.

3.4.1.3. Système hybride Neuro-Floue

Dans cette catégorie, un réseau neuronal est utilisé pour apprendre certains paramètres du système flou (paramètres des ensembles flous, règles floues et poids des règles) d'un système flou de manière itérative. La majorité des chercheurs utilisent le terme neuro-flou pour désigner uniquement le système neuro-flou hybride.

3.4.1.3.1. Définition

Un système neuro-flou hybride est un réseau de neurone avec un signal flou, des poids flous, une fonction de transfert floue et un module d'adaptation de la structure de RNF par un apprentissage d'un ensemble de données [31].

3.4.1.3.2. Principe de fonctionnement

Les Réseaux de neuro-flous hybride apprennent des rapports et des modèles en utilisant un algorithme d'apprentissage supervisé qui examine les données dans un ensemble de la formation qui consiste en exemples d'entrées et leurs sorties associées. Pendant la phase d'apprentissage, un Réseau neuro-flou hybride modifie sa structure interne pour refléter le rapport entre les entrées et les sorties dans l'ensemble de la formation (base de connaissance). L'exactitude d'un Réseau neuro-flou est vérifiée après que le cycle de d'apprentissage soit complet en utilisant un ensemble séparé d'entrées et sorties appeler l'ensemble de la validation "Figure 3.17".

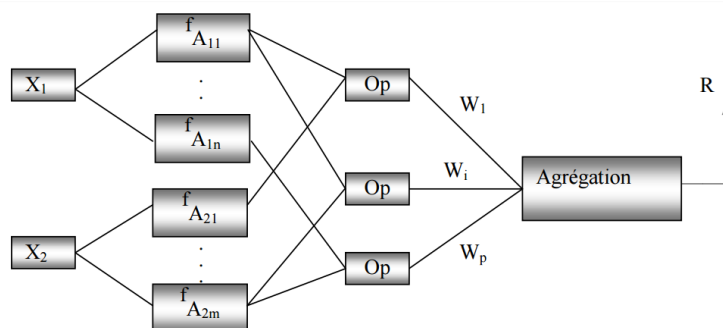


Figure 3.17. Réseau Neuro-Floue hybride.

L'apprentissage par renforcement est une addition récente aux algorithmes développés pour les réseaux neuro-flous hybrides.

Ce type d'apprentissage est utilisé quand les sorties désirées pour une entrée donnée n'est pas connue pendant une séquence d'actions qui ont lieu. Pendant le renforcement qui apprend le processus, la seule réaction donnée au système est une indicatrice rugueuse de performance, tel que « bon », « mauvais », « trop lent », ou « trop vite ».

3.4.2. Architectures Neuro-Floues

On peut classer les architectures en trois types principales qui sont :

3.4.2.1. Première architecture

La première méthode neuro-floue consiste au codage du système d'inférence floue sous la forme d'un réseau de neurones multicouches dans lequel les poids correspondent aux paramètres du système. L'architecture du réseau dépend du type de règle et des méthodes d'inférences, d'agrégation et de défuzzification choisies. Cette situation est schématisée sur la figure 3.18. Les fonctions d'appartenance intervenante dans les règles sont considérées comme des paramètres ajustés par l'intermédiaire des poids entrant dans la première couche cachée. Les conclusions w_i des règles sont également des paramètres ajustables par l'intermédiaire des poids associés à la dernière couche [38].

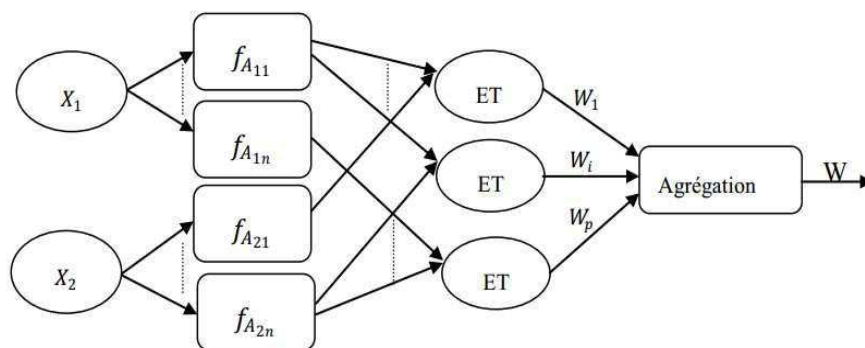


Figure 3. 18. Première architecture Neuro-Floue.

Comme il est indiqué la figure ci-dessus, les données vont subir trois étapes de calcul:

- **La première couche** : s'occupe du calcul des degrés d'appartenance de chaque entrée. Les paramètres de cette couche vont caractériser la fonction d'appartenance. Le calcul des degrés d'appartenance s'effectue par des neurones spécialisés, dont la fonction d'activation est la fonction d'appartenance. La fonction la plus utilisée dans ce type d'architecture est la fonction gaussienne.

- **La deuxième couche cachée** : évalue en parallèle les prémisses des règles. Les paramètres de cette couche définissent dans ce cas l'opérateur de conjonction ET. Plusieurs méthodes ont été proposées pour l'évaluation floue de l'opérateur ET (cette évaluation est appelée aussi calcul de la valeur de vérité). Généralement on utilise celle qui a été proposée par Lukasiewicz, cette dernière présente une certaine facilité d'implémentation neuronale satisfaisante. Elle est définie par :

$$ET[f(A_1(x_1)), f(A_2(x_2))] = \text{MAX}(0, f(A_1(x_1)) + f(A_2(x_2)) - 1) \quad (\text{III.21})$$

▪ **La dernière couche** : réalise l'opération d'inférence. Ayant calculé les valeurs de vérités produites par les opérateurs de conjonction, on doit maintenant établir une procédure permettant de déduire une sortie en fonction de ces valeurs de vérités. Cette procédure est réalisée soit en choisissant parmi ces valeurs, celle qui est la plus représentative, c'est à dire celle qui a le plus grand degré de vérité, soit en calculant le barycentre de toutes les valeurs. Une telle approche peut être effectuée par un seul neurone, où les valeurs de vérités sont pondérées par les poids synaptiques de ce neurone.

Les poids synaptiques du neurone qui calcule le barycentre (qui fait la défuzzification) sont d'une grande importance, car ce sont eux qui pondèrent les résultats des règles. Un apprentissage serait indispensable à appliquer sur cette couche (c'est-à-dire sur les poids synaptiques du neurone chargé de la défuzzification).

▪ **Algorithme d'apprentissage** : Cet algorithme est basé sur l'algorithme de la rétro-propagation du gradient descendant dont les entrées du neurone chargé de la défuzzification sont normalisées. Cette normalisation est nécessaire car elle permet de manipuler des valeurs inférieures ou égales à l'unité. Une telle approche est réalisée par la division de chaque entrée de ce neurone, sur la somme de toutes ses entrées [38].

3.4.2.2. Deuxième architecture

Cette méthode utilise des réseaux de neurones et des systèmes flous associés en série ou en parallèle. Plusieurs variantes sont ainsi possibles :

▪ Le réseau de neurones fonctionne en amont du système flou (figure 3.19). Les variantes d'entrées du système flou sont déterminées à partir des sorties du réseau de neurones (dans le cas où elles ne sont pas mesurables directement) ou encore un réseau de neurones effectue une tâche de classification ou de reconnaissance de formes, suivie d'un système flou d'aide à la décision [38].

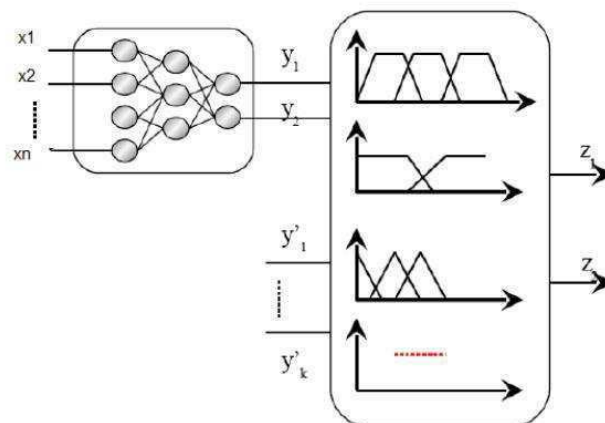


Figure 3.19. Deuxième architecture des réseaux neuro-flou réalisation en série.

- Un réseau de neurones qui fonctionne en aval du système flou (figure 3.20), dans le but d'ajuster les sorties d'un système de commande floue à de nouvelles connaissances obtenues, les variables de sorties étant les erreurs sur les variables de sortie du système floue.

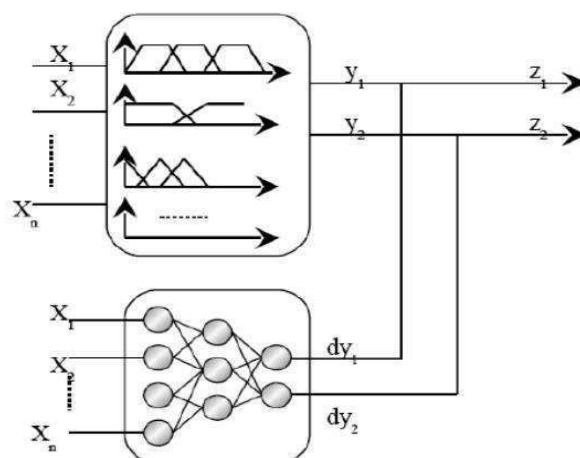


Figure 3.20. Réseau de neurones fonctionnant en aval d'un système floue.

3.4.2.3. Troisième architecture

Ce type d'association entre réseau de neurones et systèmes flous correspond à l'utilisation des réseaux de neurones pour remplacer toutes ou quelques composantes d'un système flou. De tels réseaux servent à l'apprentissage des fonctions d'appartenance, au calcul de l'inférence, à la réalisation de la phase d'agrégation et de défuzzification. Ils peuvent réaliser l'extraction des règles floues, en analysant la corrélation qui existe entre les entrées et les sorties du réseau de neurones. Ces approches ont une grande importance car elles sont capables de résoudre ces problèmes.

3.4.3. Le réseau neuro-floue (ANFIS)

Le réseau neuro-flou adaptatif (ANFIS : Adaptif Neural Fuzzy Inference System) est composé d'un ensemble de neurones connectés entre eux par des connexions directes. Chaque neurone modélise une fonction paramétrée, le changement des valeurs de ses paramètres entraîne le changement de la fonction, de même que le comportement total du réseau adaptatif. L'ensemble des paramètres d'un réseau adaptatif est distribué sur l'ensemble des neurones le constituant. Cependant, chaque neurone possède un ensemble de paramètres locaux: si cet ensemble est vide, alors le neurone associé est représenté par un cercle et sa fonction est fixe, neurone fixe, sinon, il est représenté par un carré et la fonction associée dépend des valeurs de ces paramètres [37].

Dans un ANFIS, les connexions entre neurones sont seulement utilisées pour spécifier le sens de la propagation des stimulations provenant des autres neurones.

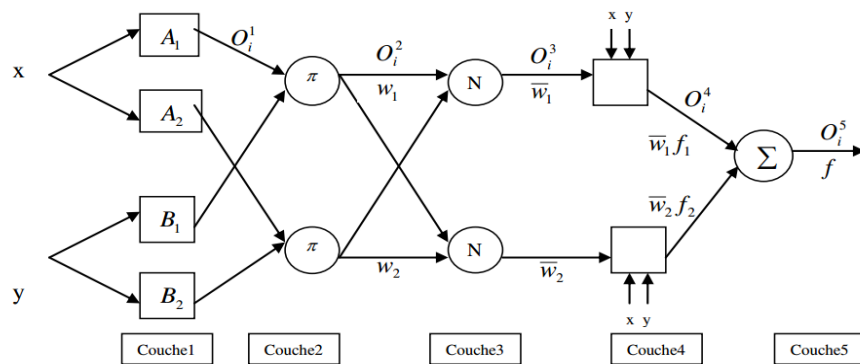


Figure 3. 21. Structure d'un ANFIS.

La figure ci-dessus représente l'architecture d'un ANFIS formalisant le raisonnement de Sugeno du premier ordre, à deux entrées et une sortie avec une base de règles constituée de deux règles, dont une règle est exprimée par:

$$\text{R\`egle } i : \text{ si } x \text{ est } A_i \text{ et } y \text{ est } B_i \text{ alors } f_i = p_i x + q_i y + r_i$$

Une architecture classique peut être décrite de la manière suivante :

- La première couche d'une architecture de type ANFIS comporte autant de neurones qu'il y'a de sous-ensembles flous dans le système d'inférence représenté. Chaque neurone calcule le degré de vérité d'un sous ensemble flou particulier par sa fonction de transfert. La seule restriction sur le choix de cette fonction concerne sa dérivabilité. En retrouve dans la littérature, l'utilisation, de fonctions gaussiennes et les paramètres modifiables sont le centre et la pente de la gaussienne (variance) [39].

La fonction d'activation des neurones i de la première couche :

$$f_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (\text{III.22})$$

Tel que x est l'entrée au neurone i , et A_i est un sous ensemble floue correspondant au variable x . En d'autres termes, f_i^1 est la fonction d'appartenance du A_i et il indique le degré auquel donné x satisfait le quantifier A_i . Nous choisissons $\mu_{A_i}(x)$ pour être en forme de (Gaussien, triangle, trapézoïdal) avec le maximum égal à 1 et le minimum égal à 0.

- La deuxième couche cachée : sert à calculer le degré d'activation des prémisses. Les neurones de cette couche représentent chacun la prémisse d'une règle. Ils reçoivent en entrée le degré de vérité des différents sous-ensembles flous composant cette prémisse et ont en charge le calcul de son propre degré de vérité. Les fonctions d'activation utilisées pour ces neurones dépendant des opérateurs présents dans les règles (ET ou OU). La fonction d'activation des neurones i de la première couche :

$$W_k = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_j}(y) \quad (\text{III.23})$$

- La troisième couche cachée : normalise de degré d'activation des règles. Chaque neurone dans cette couche est un neurone de cercle noté N . le $i^{\text{ème}}$ neurone calcule le rapport entre $k^{\text{ème}}$ poids de règles et la somme de toutes les poids des règles. Cette opération est appelée la normalisation des poids. L'ensemble des sorties de cette couche seront appelées les poids normalisé.

- La quatrième couche cachée : sert à déterminer les paramètres la partie conséquence des règles (p, q, r). La fonction de chaque neurone dans cette couche est la suivante :

$$f_k^4 = \bar{W}_k \times f_k = \bar{W}_k \times (p_k x + q_k y + r_k) \quad (\text{III.24})$$

- La couche de sortie : contient un seul neurone dans cette couche, est un neurone de cercle noté S qui calcule la sortie globale comme addition de tous les signaux entrants, c'est-à-dire :

$$f^5 = \sum_k \bar{W}_k \times f_k \quad (\text{III.25})$$

La figure (3. 22) représente un système ANFIS, à 2 entrées chaque entrée repartie en trois sous ensemble floue et 9 règles.

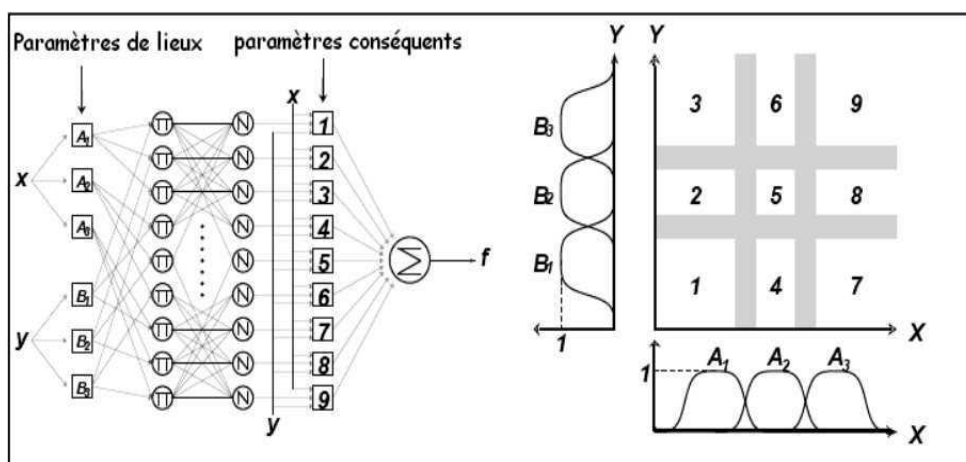


Figure 3. 22. Exemple ANFIS à 2 entrées avec 9 règles.

Les différentes couches	Type des couches	Le nombre de neurone dans la couche
Couche 0	Les entrées	N
Couche 1	Les valeurs	(p.n)
Couche 2	Les règles	p^n
Couche 3	La normalisation	p^n
Couche 4	Linéarisation des fonctions	p^n
Couche 5	Somme	1

Tableau 3. 1. les différentes couches d'un système ANFIS.

Tel que, n est le nombre des entrées, et p : le nombre des sous-ensembles flous d'entrée (partition floue).

3.4.3.1. Algorithme d'apprentissage de l'ANFIS

L'apprentissage avec ANFIS va permettre d'ajuster tous les paramètres que nous avons présentés précédemment. Des données de références nous permettrons de les choisir pour obtenir une sortie qui soit le plus en phase avec celle que nous recherchons. La méthode la plus utilisée s'appelle la rétro-propagation, cette méthode utilise d'une part la méthode des moindres carrés pour estimer les paramètres conséquents puis d'autre part, une descente

de gradient pour identifier les paramètres prémisses. Nous allons la détailler dans la suite de ce paragraphe.

Le système ANFIS va décrire une boucle. Celle-ci va permettre de déterminer dans un premier temps qu'elles sont les connections responsable de l'erreur et de combien elle participe à cette dernière. En fonction de ces informations on va pouvoir modifier les poids qui ne vont pas.

L'erreur que nous utilisons est du type quadratique (le carré de la différence entre la sortie voulue et de la sortie obtenue). Le principe est modifier le poids des entrées du réseau en fonction de l'erreur que nous obtenons. Ainsi le système baissera le poids des neurones ayant le plus participé à l'erreur et en augmentera le poids des autres neurones.

Pour commencer, remarquons que la sortie du réseau peut se mettre sous la forme suivante:

$$f = \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2$$

$$f = \bar{W}_1 f_1 + \bar{W}_2 f_2 = \bar{W}_1 \times (p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1) + \bar{W}_2 \times (p_2 x_1 + q_2 x_2 + r_2)$$

$$f = (\bar{W}_1 x_1) p_1 + (\bar{W}_1 x_2) q_1 + (\bar{W}_1) r_1 + (\bar{W}_2 x_1) p_2 + (\bar{W}_2 x_2) q_2 + (\bar{W}_2) r_2 \quad (\text{III.26})$$

Où : p_1, q_1, r_1, p_2, q_2 et r_2 sont des paramètres conséquents linéaires.

L'équation ci-dessus nous montre alors qu'en se fixant les paramètres «prémisses», la sortie f est linéaire par rapport aux paramètres conséquents. On peut alors utiliser l'estimation des moindres carrés pour déterminer les paramètres conséquents optimaux. En effet, nous sommes en phase d'apprentissage. Les entrées et les sorties réelles sont par conséquent connues. On propage donc les entrées jusqu'à la couche 4, (rappelons à ce stade que les paramètres prémisses sont fixés) puis on applique l'estimation des moindres carrés [40].

Ensuite, les paramètres conséquents optimaux étant connus, on applique la formule ci-dessous, pour optimiser les paramètres prémisses appelés aussi poids du réseau :

$$\Delta\alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad (\text{III.27})$$

Où η désigne le pas d'apprentissage, α : le paramètre à modifier et $\frac{\partial E}{\partial \alpha}$ le gradient de l'erreur (erreur = référence – sortie effective). On calculera ce terme par l'algorithme de rétro-propagation du gradient.

Le tableau ci-dessous résume le principe de cet apprentissage.

	Propagation	rétro-propagation
Paramètres conséquents	Estimation moindre carré	Fixés
Paramètres prémisses	Fixés	Descente du gradient

Tableau 3. 2. Principe d'apprentissage d'un réseau ANFIS.

3.4.3.2. Avantages et inconvénients de la méthode

Les avantages de cette technique sont :

- Le temps de réponse en temps réel est très court malgré un temps d'entraînement plutôt long comparé aux autres méthodes. En effet la méthode est consommatrice de cas et a besoin de beaucoup de données pour fonctionner.
- La sortie floue autorise différents niveau de réponse.
- Exploitation de la connaissance disponible, grâce à la base de règles.
- Réduction de la taille de la base de règles : il suffit d'avoir des règles générales, les détails seront fournis par le RN.
- Réduction de la complexité de l'apprentissage : le RN doit simplement apprendre les cas particuliers ou les exceptions, pas le problème complet.
- Efficacité immédiate dès le début de l'apprentissage et possibilité d'éviter des comportements initiaux erratiques.

3.5. Conclusion :

Ce chapitre contient une description générale des réseaux de neurones artificiels, la théorie de la logique floue, et aussi la combinaison Neuro-floue. L'accent a particulièrement été mis sur la combinaison hybride et nous nous sommes intéressés principalement aux systèmes ANFIS.

Retenons nous que les réseaux de neurone sont intéressants pour reconnaître des modèles, ils ne peuvent pas expliquer la manière comment ils atteignent leurs décisions. De même pour les systèmes de la logique floue qui utilisent l'information imprécise et subjective dans son raisonnement, ils exigent la disponibilité auparavant des règles qui sont, on générale élaborées par les connaisseurs (experts) du processus qui est une tâche difficile à fournir. L'utilisation conjointe des méthodes neuronales et floues permet de tirer l'avantage des qualités de l'une et de l'autre. Principalement, des capacités d'apprentissage des premières et de la lisibilité et la souplesse des dernières.

Chapitre IV

SIMULATION

DE

SYSTEMES

4.1. Introduction

Ce chapitre a pour objectif de présenter notre étude qui consiste à appliquer la commande par l'approche neuro-flou sur les drones. Après un temps de familiarisation avec le matériel présent au Centre de Recherche en Technologie Industrielle (CRTI) de Bousmail, en particulier les drones (à voilure fixe ou à voilure tournant) et en ce qui concerne les logiciels de simulation de la commande de ces derniers et aussi les méthodes conventionnelles utilisées dans la commande, nous avons choisi de s'intéresser à la commande par des régulateurs Neuro-Floue adaptatif (ANFIS) du drone multi-rotor (quadri rotor F450) présenté avec ces caractéristiques dans la figure (Annexe.A.01) et dans le schéma sur Simulink est présenté sur la figure (Annexe.A.02).

Ainsi, nous tâcherons, dans une première partie, de présenter de manière succincte le fonctionnement du système de drone F450 en utilisant la commande conventionnelle PID (proportionnelle, intégrale, dérivé), en essayant de faire, par la suite, une comparaison entre les deux méthodes suscitées.

4.2. Système de commande PID

Le régulateur PID, appelé aussi correcteur PID (proportionnel, intégrateur, dérivateur ou proportionnel, intégral, dérivé) est un système de contrôle, permettant d'effectuer un asservissement en boucle fermée d'un système industriel ou « procédé ». C'est le régulateur le plus fréquent utilisé dans l'industrie, et il permet de régler un grand nombre de grandeurs physiques.

Un correcteur est un algorithme de calcul qui délivre un signal de commande à partir de la différence entre la consigne et la mesure. Le correcteur PID agit de trois manières :

- action proportionnelle : l'erreur est multipliée par un gain K_p .
- action intégrale : l'erreur est intégrée et divisée par un gain K_i .
- action dérivée : l'erreur est dérivée et multipliée par un gain K_d .

Il existe plusieurs architectures possibles pour combiner les trois effets (série, parallèle ou mixte), on présente ici une architecture parallèle :

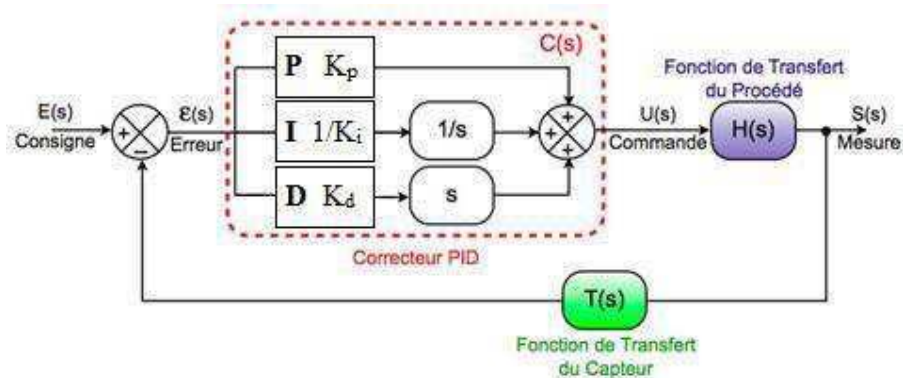


Figure 4. 1. Schéma d'un régulateur PID parallèle.

Dans ce travail on a utilisé la commande (PID) implémenté par le constructeur pour l'altitude et le lacet mais on a utilisé la commande (PD) pour le tangage et le roulis présenté dans la figure (Annexe.A.03.) Avec une architecture parallèle, et les gains suivants :

Pour l'altitude : $K_p = 4.5$; $K_i = 10$; $K_d = 1$

Pour le lacet : $K_p = 0.2$; $K_i = 0.001$; $K_d = 0.01$

Pour le tangage : $K_p = 0.04$; $K_d = 0.01$

Pour le tangage : $K_p = 0.04$; $K_d = 0.01$

On a choisi la consigne présentée dans la figure.A.05 pour faire obtenir les résultats suivants.

4.2.1. Résultats du régulateur PID

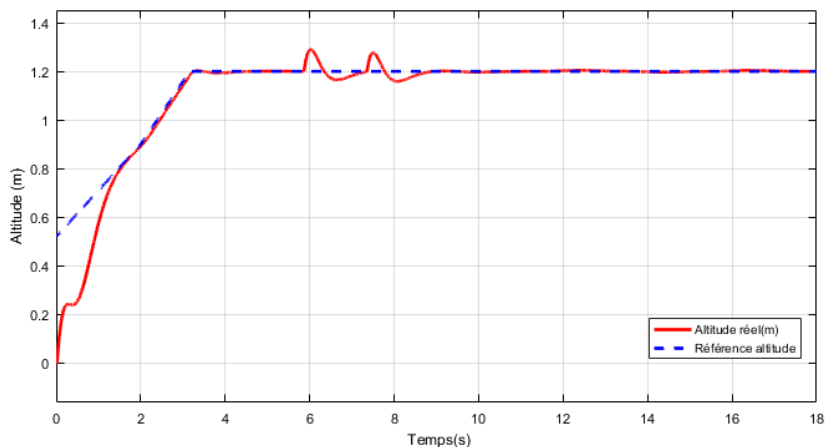


Figure 4. 2. Réponse du système à la commande d'altitude par le PID.

On remarque qu'il y a des perturbations d'altitude qui commence au temps 6 s et à 8s à cause de la commande de lacet qui commence aussi au temps 6 s.

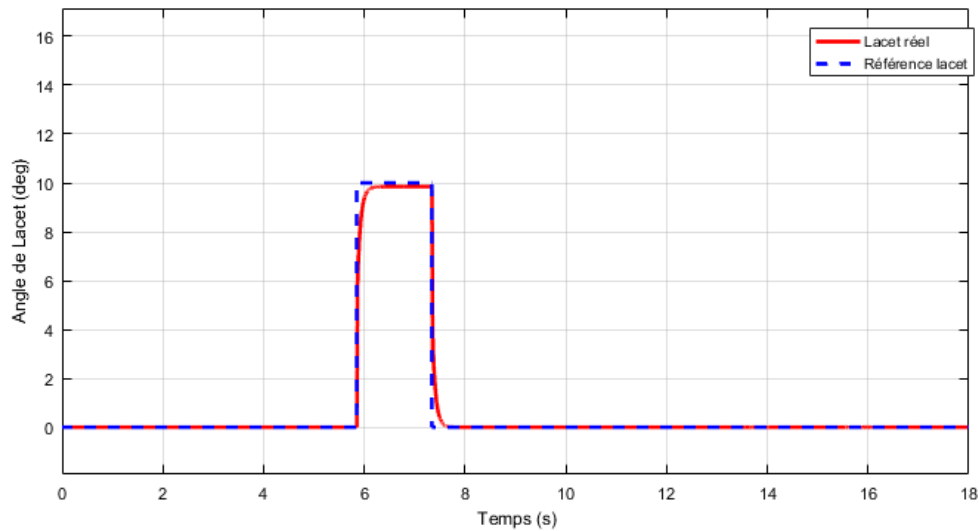


Figure 4. 3. Réponse du système à la commande de lacet par le PID.

On remarque qu'il y a un léger décalage (erreur statique) de l'angle de lacet réel par rapport à l'angle de référence, et un temps de réponse d'environ 0.4 s.

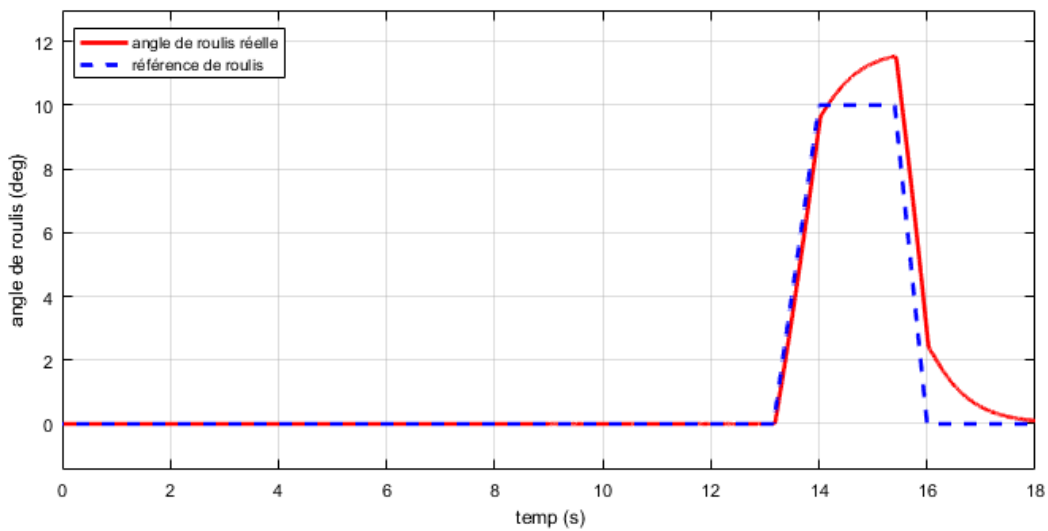


Figure 4. 4. Réponse du système à la commande de roulis par le PD.

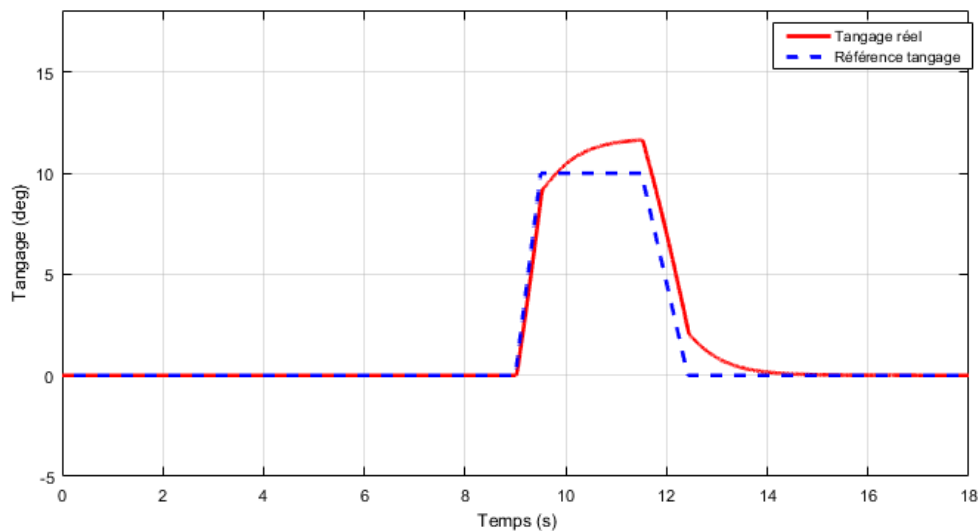


Figure 4. 5. Réponse du système à la commande de tangage par le PD.

On constate qu'il y a un dépassement de 1.8 degré par rapport à la référence qui débute à 10 s pour le tangage et à 14 s pour le roulis.

4.3. Système de commande Neuro-Floue

On va remplacer la commande PID précédente par la commande Neuro-floue dans notre drone (F450).

4.3.1. Les procédures d'apprentissage

La procédure d'architecture et d'apprentissage sous-tendant l'ANFIS mise en œuvre dans le cadre de réseaux adaptatifs. En utilisant une procédure d'apprentissage hybride, l'ANFIS proposé peut construire une cartographie entrée-sortie basée à la fois sur les connaissances humaines sous la forme de règles floues : si-alors (if-then) et de paires de données entrées-sorties. Dans la simulation, l'architecture ANFIS est utilisée pour modéliser les fonctions non linéaires, identifier les composants non-linéaires en ligne dans un système de contrôle et prévoir une série temporelle chaotique, tout en obtenant des résultats remarquables.

4.3.1.1. Les entrées et les sorties de système

La base de données utilisée est obtenue à partir des essais réels appliqués sur une Quadri-rotor en utilisant la commande PID au niveau de centre de CRTI.

Le vecteur des entrées est constitué de deux données qui sont l'erreur et la dérivée d'erreur. Le vecteur de sortie contient la vitesse de rotation des quatre moteurs.

	1	2	3
1	0	0	0
2	-7.8676e-21	6.8210e-12	1.0916e-05
3	-2.8194e-19	4.7747e-11	7.6472e-05
4	-7.3530e-18	2.5238e-10	2.2481e-04
5	-1.6429e-16	1.2755e-09	4.6361e-04
6	-1.3716e-15	6.3910e-09	7.8742e-04
7	3.0901e-13	3.1961e-08	0.0012
8	5.0559e-11	1.5963e-07	0.0016
9	6.5651e-09	7.9348e-07	0.0021
10	7.9455e-07	3.8460e-06	0.0026
11	1.0916e-05	1.0280e-05	0.0031
12	7.7170e-05	1.8204e-05	0.0036

Figure 4. 6. Echantillon des données d'apprentissage.

4.3.1.2. L'apprentissage

L'apprentissage des contrôleurs ANFIS suivant les trois axes sont effectués par la méthode des moindres carrés pour estimer les paramètres conséquents et l'algorithme de descente du gradient afin de déterminer les paramètres des prémises (ajustement des paramètres liés aux fonctions d'appartenances). C'est ce qu'on a appelle "apprentissage hybride".

Le réseau ANFIS utilisé dans ce travail a été programmé par la boite à outil Neuro-Flou Toolbox dans le logiciel Matlab ® (version 2016), avec lequel on a construit les règles floues (Si-Alors) avec leurs fonctions d'appartenances appropriées à cinq ensembles, tout en respectant les étapes suivantes :

- a- chargé les données précédentes dans le concepteur de neuro-flou (neuro-fuzzy designer) sur Matlab.

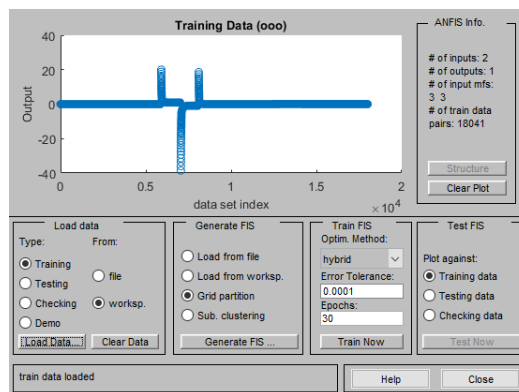


Figure 4. 7. Signal de commande avant l'apprentissage.

b- Entrer les paramètres de l'apprentissage en utilisant le bouton « Generate FIS ».

The dialog box is titled 'FIS Editor'. It has two main sections: 'INPUT' and 'OUTPUT'.
 In the 'INPUT' section, 'Number of MFs' is a text box containing '5'. Below it is a note: 'To assign a different number of MFs to each input, use spaces to separate these numbers.' To the right, 'MF Type' is a list box containing: trimf, trapmf, gbellmf, gaussmf (highlighted), gauss2mf, pimf, dsigmf, and psigmf.
 In the 'OUTPUT' section, 'MF Type' is a list box containing: constant (highlighted) and linear.
 At the bottom, there are 'OK' and 'Cancel' buttons.

Figure 4. 8. Les paramètres d'apprentissage.

- Le nombre de fonctions d'appartenance = 5.
- Le type des fonctions d'appartenance des entrées et des sorties comme le montre la figure ci-dessous :

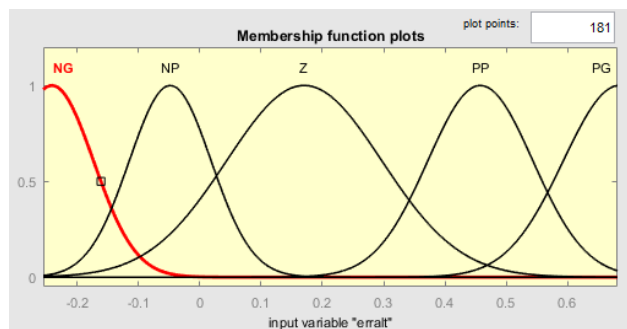


Figure 4. 9. Fonction d'appartenance de l'erreur de l'altitude.

- c- choisir le nombre d'itérations = 30 et la tolérance d'erreur = 10^{-4} et commencer l'apprentissage en utilisant la commande « Train Now ».
- d- Arrêter quand la tolérance est satisfaisante.
- e- Tester les résultats avec un autre ensemble de données.

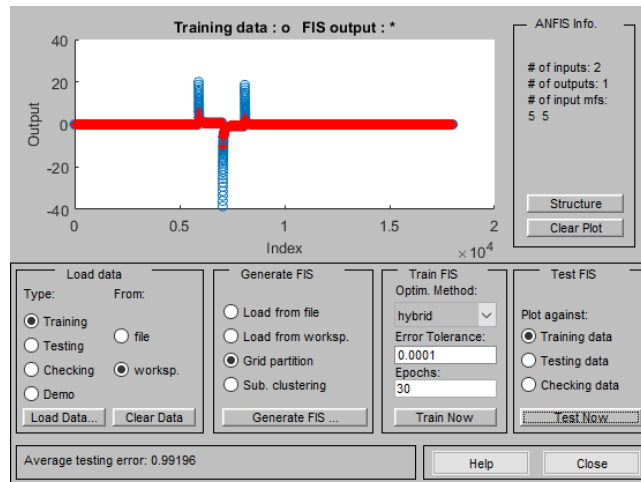


Figure 4.10. Signal de commande après l'apprentissage.

La structure neuronale équivalente proposée sous Matlab® pour générer la commande de l'altitude (vol vertical selon l'axe z) est présenté par la figure 4.11, nous avons la même structure pour générer les commandes de tangage, roulis et de lacet.

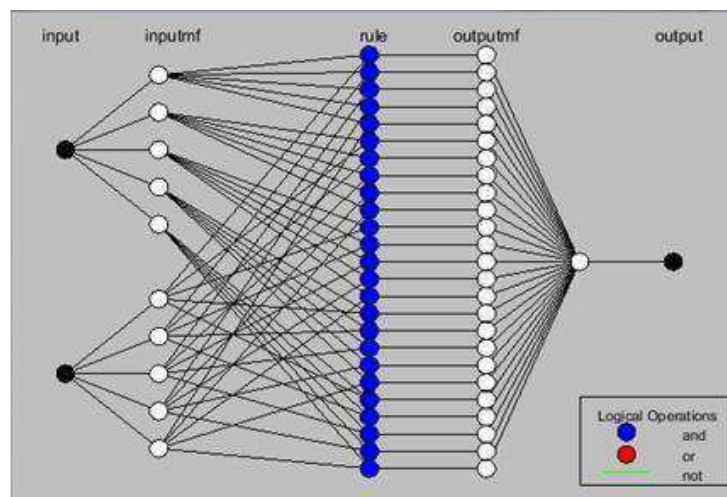


Figure 4.11. La structure neuronale.

Les caractéristiques du modèle ANFIS utilisé pour la commande du drone suivant les trois axes sont les suivantes:

Nombres de nœuds : 75

Nombres des paramètres conséquents : 75

Nombres de paramètres des prémisses : 30

Nombres total des paramètres : 105

Nombres des paires de données d'apprentissages : 18001.

Nombres des paires de données de test : 18001.

Nombres des règles floues : 25.

Les surfaces de trois dimensions qui relient les entrées aux sorties pour les quatre paramètres sont présentées dans les figures (4.12) (4.13) (4.14) (4.15).

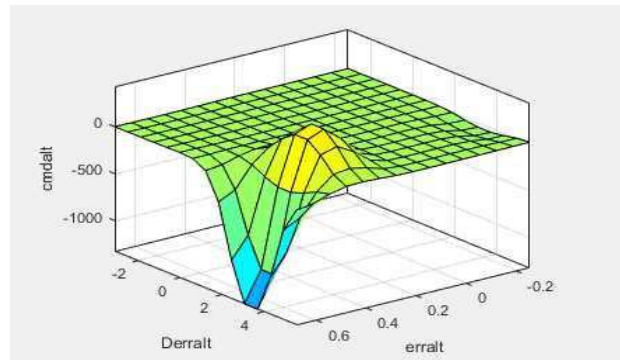


Figure 4.12. La courbe en 3D de la commande d'altitude du régulateur en fonction des entrées.

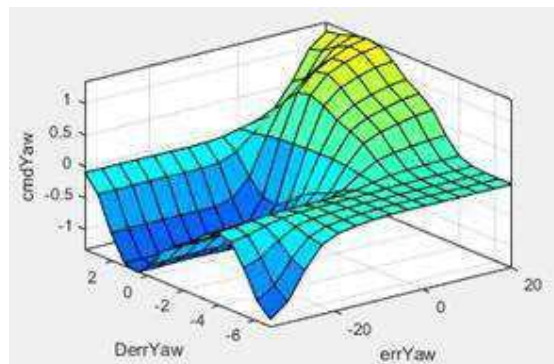


Figure 4.13. La courbe en 3D de la commande de lacet du régulateur en fonction des entrées.

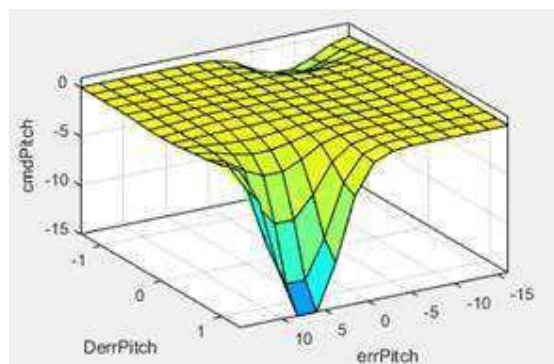


Figure 4.14. La courbe en 3D de la commande de tangage du régulateur en fonction des entrées.

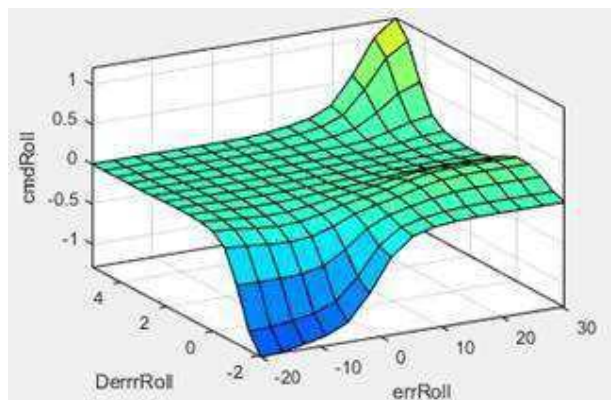


Figure 4.15. La courbe en 3D de la commande de roulis du régulateur en fonction des entrées.

4.4. Simulation et interprétation des résultats

Après l'enregistrement des FIS qu'on a vu précédemment. On les implémente dans le schéma de commande du drone donné par la figure (Annexe.A.04), et puis on lance la simulation pour les signaux de référence présentés dans la figure (Annexe.A.05).

Le système de commande par régulateur Neuro-Floue de chaque partie du quadri-rotor peut être schématisé par la figure suivante.

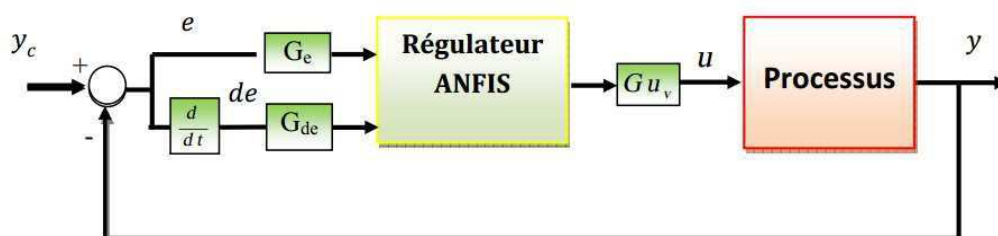


Figure 4.16. Schéma d'un régulateur Neuro-Floue.

Les gains utilisés sont les suivants :

Régulateur d'altitude	$G_e= 7.43$	$G_{de}= 3.5$	$G_{uv}=2.02$
Régulateur le lacet	$G_e= 2.7$	$G_{de}= 2.6$	$G_{uv} = 8$
Régulateur de tangage	$G_e= 1$	$G_{de}= 6$	$G_{uv} = 6$
Régulateur de roulis	$G_e= 1$	$G_{de}= 6$	$G_{uv} = 6$

Les résultats de simulation sont donnés par les figures (4.17) (4.18) (4.19) (4.20) suivantes :

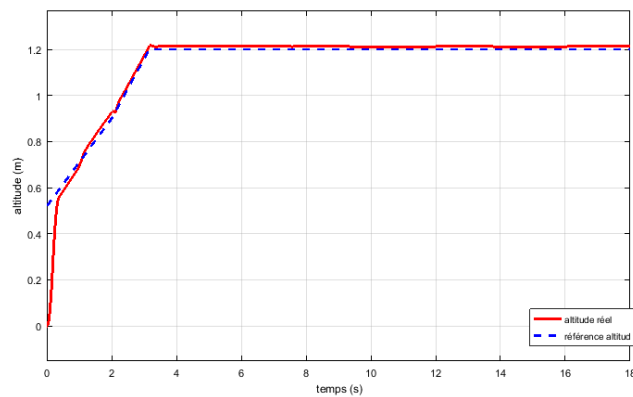


Figure 4.17. Réponse du système à la commande de l'altitude par Neuro-Floue.

D'après la figure 4.8 on remarque l'absence des dépassements qu'on a vus à la figure 4.2 et que le temps de réponse est égale 0,1 s et qu'il est plus court que celle le précédente.

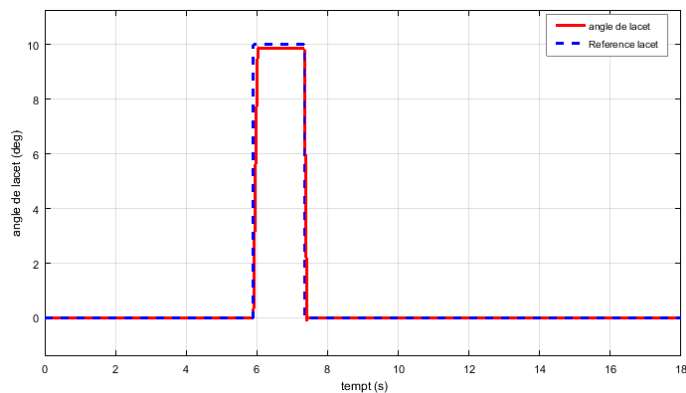


Figure 4.18. Réponse du système à la commande de lacet par Neuro-Floue.

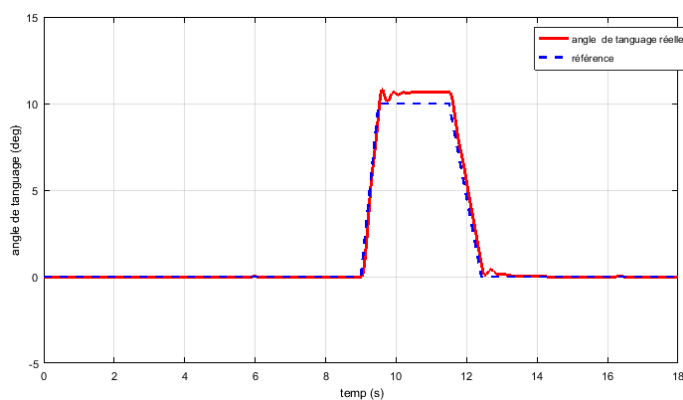


Figure 4.19. Réponse du système à la commande de tangage par Neuro-Floue.

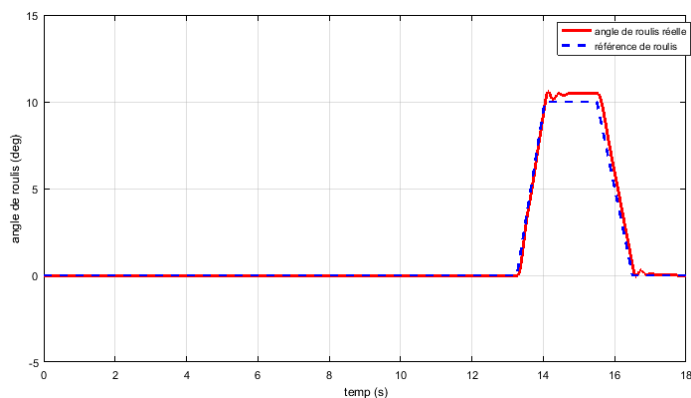


Figure 4. 20. Réponse du système à la commande de roulis par le Neuro-Floue.

Pour le roulis et le tangage nous constatons qu'il y a une nette amélioration des résultats de simulation par ANFIS par rapport à ceux du PD.

Nous constatons que nos résultats de simulation ANFIS coïncident pratiquement avec la référence, tout en améliorant le temps de réponse et les dépassements causés par la commande de lacet qu'on a vu précédemment avec le régulateur PD.

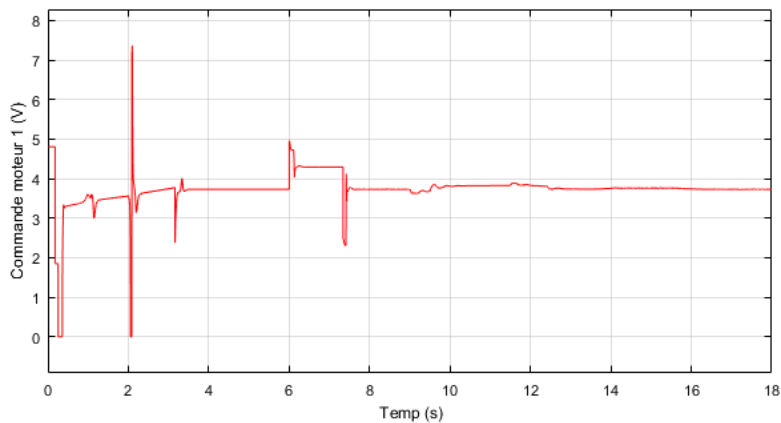


Figure 4. 21. La commande appliquée sur le moteur 1.

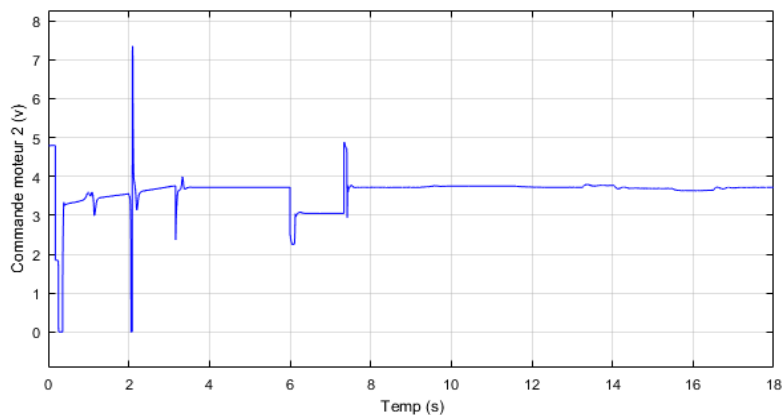


Figure 4. 22. La commande appliquée sur le moteur 2.

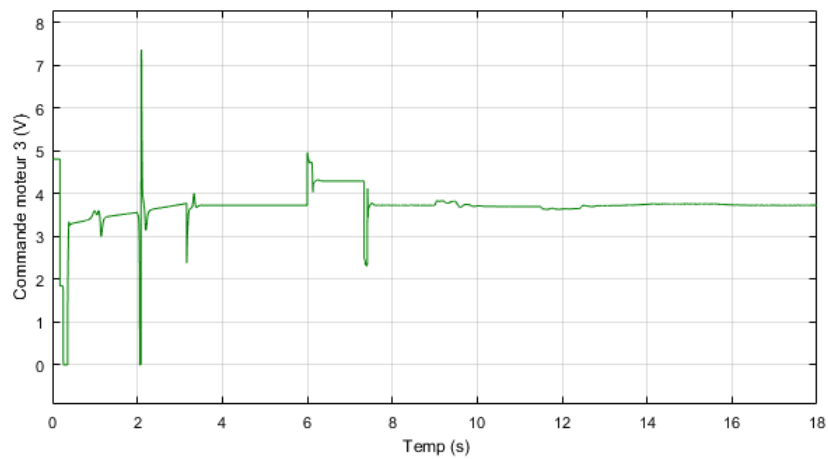


Figure 4. 23. La commande appliquée sur le moteur 3.

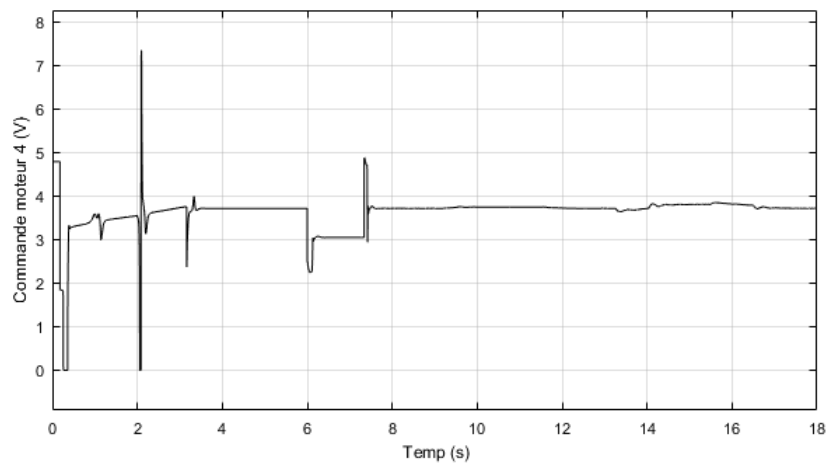


Figure 4. 24. La commande appliquée sur le moteur 4.

4.5. Comparaison des distances parcourues

Les figures suivantes représentent la trajectoire et les distance parcouru par le drone en appliquant la consigne représentée dans la figure (Annexe.A.06) pour les deux régulateurs.

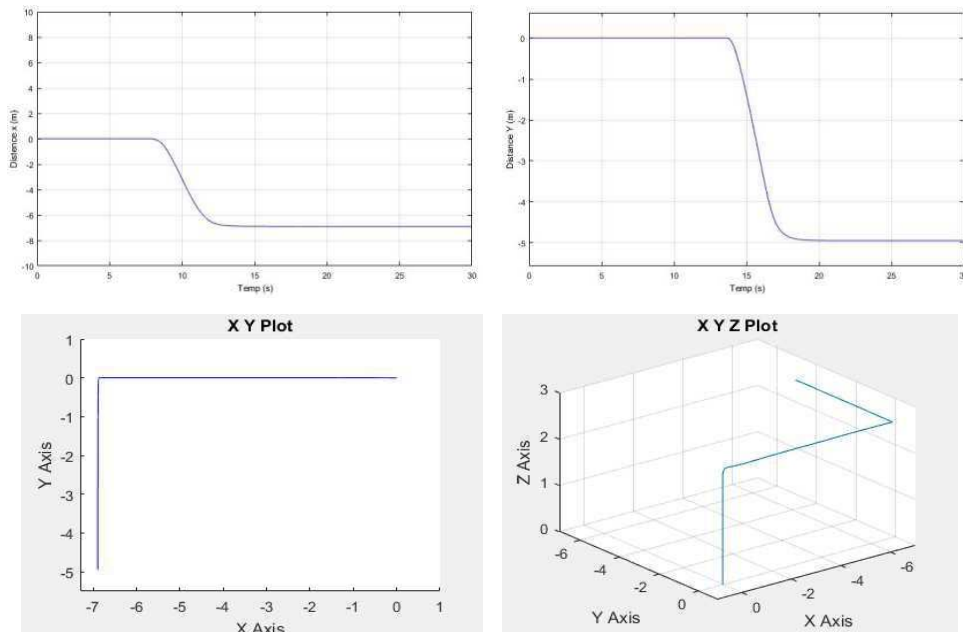


Figure 4. 25. Trajectoire parcouru (commande PID).

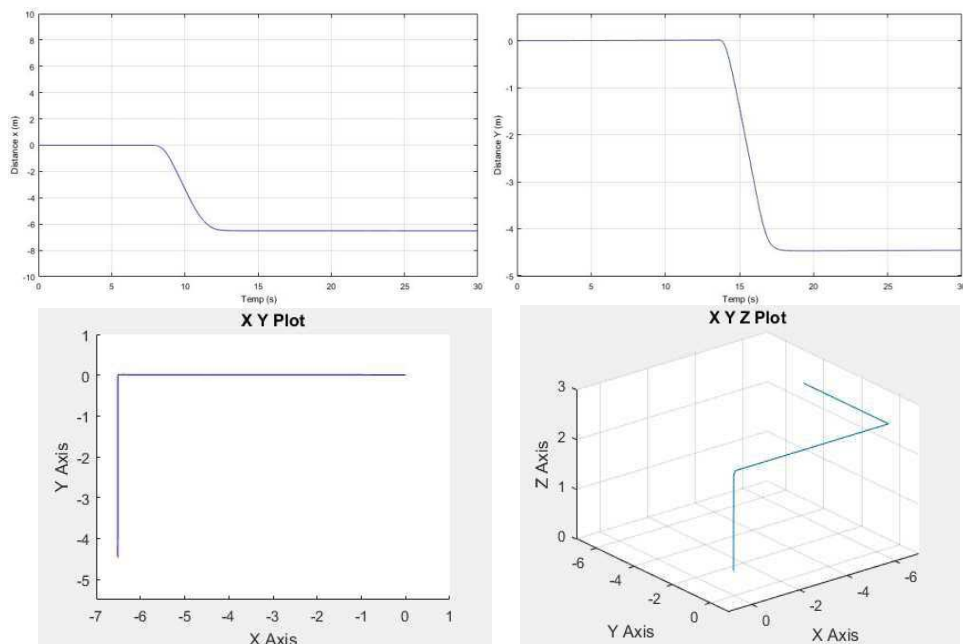


Figure 4. 26. Trajectoire parcouru (commande Neuro-Floue).

D’après les deux figures précédentes, nous pouvons constater que la distance parcourue en utilisant le régulateur PD selon les deux axes (axe des X et axe des Y) est plus long que celle

du régulateur Neuro-Flou et ça est causé par les dépassements des angles de roulis et de tangage que nous avons vu auparavant.

4.6. Conclusion

Ce chapitre est consacrée à l'application des techniques de commande PID et celles de neuro-floues, que nous avons discuté dans les chapitres précédents, concernant les quatre régulateurs du drone quadri-rotor tout en faisant une comparaison entre les deux résultats.

La commande réalisée par les quatre régulateurs a eu un impact les uns sur les autres, or nous constatons que la commande par ANFIS est plus robuste que le PID car la commande de lacet a influencé sur l'altitude dans le cas du PID par contre elle n'a pas influencé dans le cas de commande par la technique Neuro-Floue et que cette dernière obtient des meilleurs résultats par rapport à la régulation conventionnelle PID.

**CONCLUSION
GENERALE
ET
PERSPECTIVES**

Conclusion générale et perspectives

L'objectif principal de notre mémoire était l'application des techniques de l'intelligence artificielle (IA) sur les drones. Ces techniques constituent une alternative aux commandes classiques, généralement utilisées en automatique afin de répondre au mieux aux objectifs de performance et de robustesse pour la régulation d'un procédé. On a vu que les algorithmes de l'IA peuvent être utilisés pour formuler des lois de commandes en se basant sur la dynamique des systèmes non linéaires ainsi que pour concevoir des structures de commande stables et robustes. Parmi les techniques d'IA on s'est intéressé à la logique floue et les réseaux de neurone qui ont été utilisées intensivement dans beaucoup de domaines d'applications, en particulier, dans celui de la commande des systèmes industriels.

Nous avons commencé d'abord par une étude détaillée sur les drones civiles et militaires, où nous avons vu que ce dernier est un appareil multidisciplinaire qui peut être utilisé dans plusieurs domaines quel que soit maritime, terrestre ou aérien. Pour cela il existe plusieurs catégories dont chaque une est différente de l'autre et possède ses propres caractéristiques et configurations afin d'accomplir une tâche précise. Nous avons vu aussi les composants, qui nécessitent une très grande précision soit à la fabrication ou au montage, pour construire un drone, ainsi que les mouvements et les modes de vol possibles.

Cette étude a été suivie par la modélisation dynamique d'un drone quadri-rotor, car la commande des systèmes dynamiques se base essentiellement sur la modélisation, l'identification et l'analyse des phénomènes physiques opérants sur le système en question. Nous pouvons, d'après la deuxième partie du mémoire, affirmer que les limites au développement des drones sont intimement liées aux contraintes inséparables aux milieux géographiques. Ces contraintes sont d'ordre sociétales, juridiques, physiques, météorologiques ou encore topographiques. Ce qui nécessite la compréhension dans le domaine physique et de l'application des forces dans le système pour percevoir les enjeux du développement de drones plus efficaces. En effet, la forme d'un corps en mouvement dans l'espace influe sur son comportement face aux forces auxquelles il est soumis. De ce constat il est important de prendre en compte ces données pour concevoir de futurs modèles mieux adaptés aux milieux dans lesquels ils évolueront.

La troisième partie a été consacrée pour les réseaux de neurone artificiels et la logique floue ainsi que les avantages et les inconvénients de ces deux méthodes. Nous avons vu aussi les systèmes neuro-flous nés de l'association des réseaux de neurones et la

logique floue, de manière à tirer profits des avantages de chaque technique, leur principale propriété des systèmes est leur capacité à traiter dans un même outil des connaissances numériques et symboliques d'un système. Ces derniers permettent donc d'exploiter les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones d'une part et les capacités de raisonnement de la logique floue d'autre part. Donc Il est considérablement pratique parce qu'il intègre tous les avantages des deux algorithmes et rend le système entier plus robuste.

Dans la partie de simulation nous avons d'abord introduit une brève description de régulateur PID ainsi que les résultats obtenus par l'application de ce dernier sur la commande de drone quadri-rotor F450. Ensuite, l'application de régulateur Neuro-Floue adaptatif (ANFIS) a été possible grâce à l'utilisation des données récupérées du PID. Selon les résultats de simulation du quatrième chapitre, nous pouvons déduire que l'ANFIS apporte des améliorations vis-à-vis du PID : de point de vue temps de réponse, dépassements et notamment la robustesse.

Nous projetons dans le futur la mise en œuvre de la technique Neuro-Floue sur le drone quadri-rotor F450.

Et faire plusieurs essais réels in-situ dans les ateliers de CRTI.

La prochaine étape souhaitée sera l'implémentation des lois de commandes par tolérance aux défauts associées à la commande par l'ANFIS.

Bibliographie

- [1]: KOEHL, Arnaud. Modélisation, observation et commande d'un drone miniature à birotor coaxial. Thèse de doctorat. Université Henri Poincaré-Nancy I. 2012.
- [2]: RIDA, Mokhtari Mohammed. Observation de drones miniatures à voilures tournantes. Thèse de doctorat. Université Aboubekr Belkaid Tlemcen. Algérie. 2015.
- [3]: BOUGUERRA Abderrahmen. Commande tolérante aux défauts d'un appareil à vol vertical. Thèse de Doctorat, Université Mohamed Boudiaf M'SILA. Algérie. 2015.
- [4]: Rodolphe Jobard, Les Drones : fonctionnement télépilotage applications réglementation, 2^e édition, 2016.
- [5]: Hubert FABRE. La guerre des drones : aspects stratégiques et juridiques de la « robotique sécuritaire ». WORKING PAPER N°18-2013. Institut Européen des Relations Internationales. Bruxelles, 2013.
- [6]: FINOKI, Édouard. Commande de vol non linéaire d'un drone à voilure fixe par la méthode du backstepping. Thèse de doctorat. École de technologie supérieure. 2015.
- [7]: Austin, Reg. Unmanned aircraft systems: UAVS design, development and deployment. Vol. 54. John Wiley & Sons, 2011.
- [8]: ACHOTTE, Nicolas. Conception, optimisation et dimensionnement de moteurs planaires à aimants permanents pour drones miniatures en vol stationnaire. Thèse de doctorat. PhD thesis, Laboratoire d'Electrotechnique de Grenoble, Université Joseph Fourier. 2005.
- [9]: Carrillo, L. R. G., López, A. E. D., Lozano, R., & Pégard, C. Quad rotorcraft control: vision-based hovering and navigation. Springer Science & Business Media. (2012).
- [10]: BENABADJI, Ismahan. Optimisation d'une Base de Règles Floues : Application à la commande d'un drone. Magister. Université des sciences et de la technologie d'Oran Mohamed boudiaf. 2011.
- [11]: Meguenni, K. Z. Commande d'un système sous-actionné: application à un drone à quatre hélices (Doctoral dissertation). (2006).
- [12]: Damien EYNARD. Capteur de stéréovision hybride pour la navigation des drones. Thèse de Doctorat de l'université de picardie jules verne, 2011.
- [13]: AYAD, Redouane. Conception et réalisation d'un drone quadrirotor. Magister. Université des sciences et de la technologie d'Oran Mohamed Boudiaf. 2011.
-

[14] : BEDDIAF, Chahrazed. Contrôle d'un drone Quadi-rotor. Thèse de Master, Université de BLIDA 1. Algérie. (2016).

[15]: Hicham, K. H. E. B. B. A. C. H. E. Tolérance aux défauts via la méthode backstepping des systèmes non linéaires Application: Système UAV de type Quadrirotor (Doctoral dissertation, Université Ferhat Abbas de Sétif 1). (2012).

[16]: Carrillo, L. R. G., López, A. E. D., Lozano, R., & Pégard, C. Quad rotorcraft control: vision-based hovering and navigation. Springer Science & Business Media. (2012).

[17]: BELLAHCENE, Z. Synthèse de lois de commande robuste pour un hélicoptère à quatre hélices (Doctoral dissertation, usto). (2013).

[18]: Charland-Arcand, G. Contrôle non linéaire par backstepping d'un hélicoptère de type quadrotor pour des applications autonomes (Doctoral dissertation, École de technologie supérieure). (2014).

[19]: Mokhtari, M. Commande Adaptative des Systèmes Non linéaires par l'Approche Backstepping Neuronale (Doctoral dissertation, Université de Batna 2). (2015).

[20]: Mechirgui, M. Commande optimale minimisant la consommation d'énergie d'un drone utilisé comme relai de communication (Doctoral dissertation, École de technologie supérieure). (2014).

[21] : Conférence, ONERA, Mieux connaître les drones,
Site internet : http://www.onera.fr/sites/default/files/ressources_documentaires/cours-exposes-conf/mieux-connaître-les-drones.pdf

[22]: Nguyen, H. H. (2007). A neural fuzzy approach to modeling the thermal behavior of power transformers (Doctoral dissertation, Victoria University).

[23]: Ouakka, H. Contribution à l'identification et la commande floue d'une classe de systèmes non linéaires. (2009).

[24]: M. Birame, "Commande floue d'un convertisseur AC/DC à UPF en cascade avec un convertisseur DC/DC double étage alimentant un système biberonnage par super capacités d'un véhicule électrique", Thèse de Magistère, Faculté des Sciences de l'Ingénieur, Université de Batna, 2003.

[25]: MORERE, Y. (2001). Les Réseaux Neuro-Flous.

[26]: Rosental, C. (1998). Histoire de la logique floue une approche sociologique des pratiques de démonstration. Revue de synthèse, 119(4), 575-602.

- [27]: ABIDET-BAHI, H. NESSR: Un système neuro-expert pour la reconnaissance de la parole (Doctoral dissertation, Université de Annaba). (2005).
- [28]: N. Aouchar, C. Bekhaled, ‘Application des systèmes hybrides neuro-flous au diagnostic des huiles de transformateurs’, Thèse de fin d’études d’ingénieur d’état, Ecole National Polytechnique, Alger, 2005 ;
- [29]: Sonia, B.Hayet, M.Fateh, B. & Fawzi, S. Commande Neuro-Floue d'un Système de Clinkérisation
- [30]: Vieira, J., Dias, F. M., & Mota, A. Neuro-fuzzy systems: a survey. In 5th WSEAS NNA International Conference. (2004, April).
- [31]: Mahdaoui, R., & Mouss, H. L. Diagnostic industriel par neuro-floue application à un système de production. Laboratoire d'Automatique et Productique (LAP) Université de Batna, Algérie. (2006).
- [32]: Werbos, Paul John. "Beyond regression: new tools for prediction and analysis in the behavioral science." Ph. D. Thesis, Harvard University (1974).
- [33]: Boyd, Stephen, and Lieven Vandenberghe. Convex optimization. Cambridge university press, 2004.
- [34]: Marquardt, Donald W. "An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters." Journal of the society for Industrial and Applied Mathematics 11.2 (1963): 431-441.
- [35]: Bezzini, Abdallah. "Commande prédictive non linéaire en utilisant les systèmes Neuro-Flous et les algorithmes Génétiques." (2013).
- [36]: Ferhat, L. A. H. O. U. A. Z. I. mise en oeuvre d'une stratégie de commande neuro-floue. Application à un pendule inversé (Doctoral dissertation, Université Mouloud Maameri de Tizi Ouzou).
- [37]: CHAOUCH, D. E. Contrôle robuste des systèmes dynamiques non linéaires incertains par des approches de l'intelligence artificielle (Doctoral dissertation, Université Mohamed Boudiaf des sciences et de la technologie d'Oran).
- [38]: Bezzini, Abdallah. "Commande prédictive non linéaire en utilisant les systèmes Neuro-Flous et les algorithmes Génétiques." (2013).
- [39]: DJOKHRAB, Ala Eddine. Planification et Optimisation de Trajectoire d'un Robot Manipulateur à 6 DDL par des Techniques Neuro-Floues. Diss. Université Mohamed Khider-Biskra, 2015.
-

- [40]: J.S.R Jang, "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems". IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern, vol. 23, pp. 665-685, 1993.
- [41]: BENFATMA, Y. MANAA. Commande d'un simulateur d'hélicoptère (TRMS) par une approche hybride (Neuro-Floue). Université Mohamed Khider-Biskra, 2012.
- [42]: Mellah R. « contribution la commande neuro-floue. Application à la robotique » thèse de Doctora, université des sciences et de la techn ologie Houari Boumedienne. Alger Mai 2006.
- [43]: Buckley, J. J. "Theory of the fuzzy controller: an introduction", Fuzzy Sets and Systems, 51, 249– 258, 1992.
- [44]: E. Davalo et P. Naim « Des Réseaux de Neurones », Editions Eyrolles, deuxième édition, 1993.
- [45]: F. Moutarde « Introduction aux Réseaux de Neurones », Centre de Robotique CAOR), Ecole des Mines de Paris, Mai 2008.
- [46]: B. Sellali, E.H. Rebaa. « Fuzzy technique to improve engineering judgement for faults identification and diagnostic electric power equipment. Risk, Reliability and Societal Safety. ED Taylor &Francis Group. London. 2007
- [47]: B. Sellali & al. « Les méthodes Neuro-Floue pour les management de la fiabilité transformateur de puissance ». Confere 6-7 juillet ENSAM CPI-Paris ; Marrakech. 2006
- [48] : B. Sellali. « Les méthodes Neuro-Floue et leur application industriel ». Polycopié, Labo des AERONEFS, IAES, Université de Blida 1. 2017.
-

Annexe I

Figure. A. 1. drone quadri-rotor f450

Les caractéristiques**Cadre** (F450 Flame wheel).

Empattement diagonal	450mm.
Poids du cadre :	282g.
Masse au décollage	800 - 1600 g.

ESC

Courant :	30A OPTO.
Fréquence du signal :	30Hz ~ 450Hz.
Batterie :	3S ~ 4S LiPo.

Moteur

Taille du stator	22mm × 12mm.
KV	905rpm / V
Hélice	10 × 4,5 pouces; 8 × 4,5 po

Annexe II

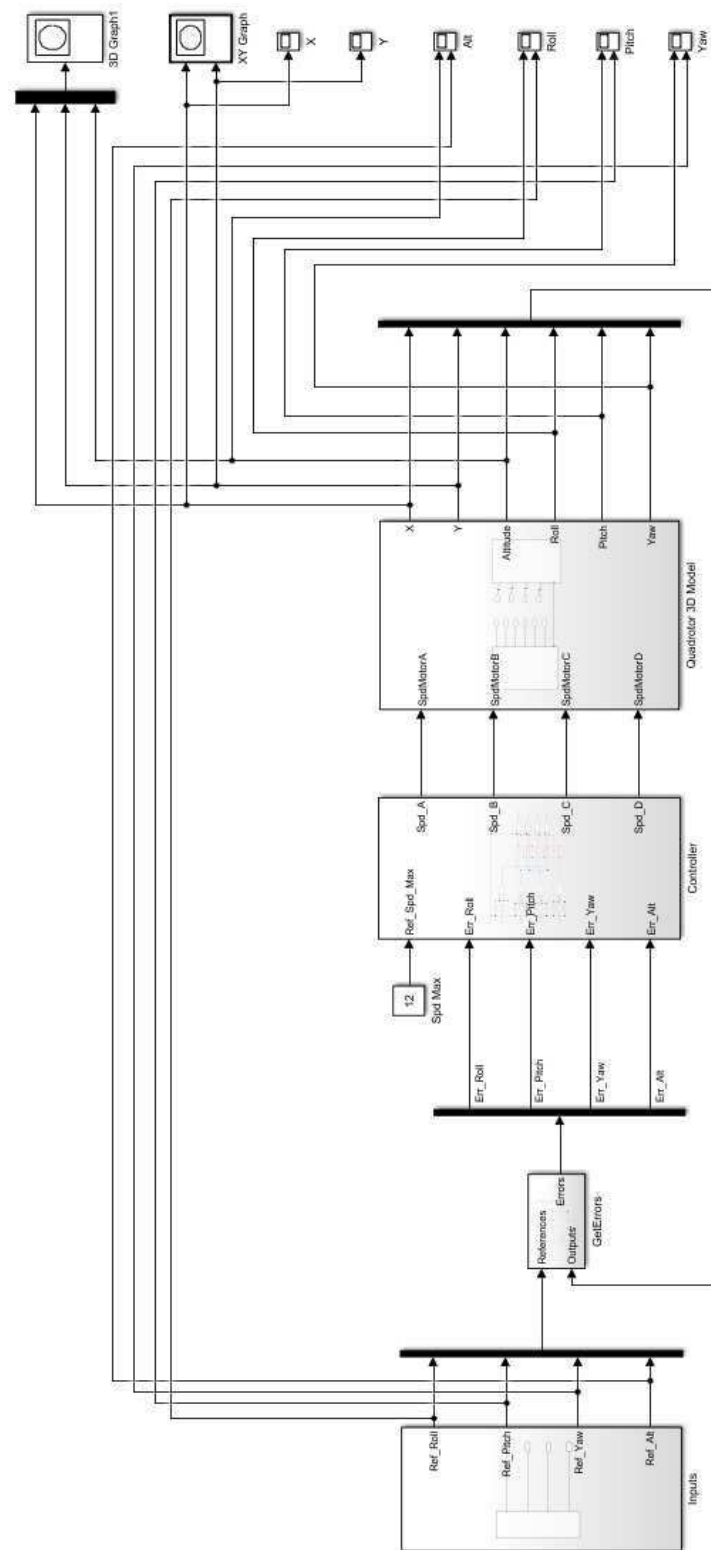


Figure.A.02. Schéma général de simulation sous Matlab/Simulink du quadri-rotor F450.

Annexe III

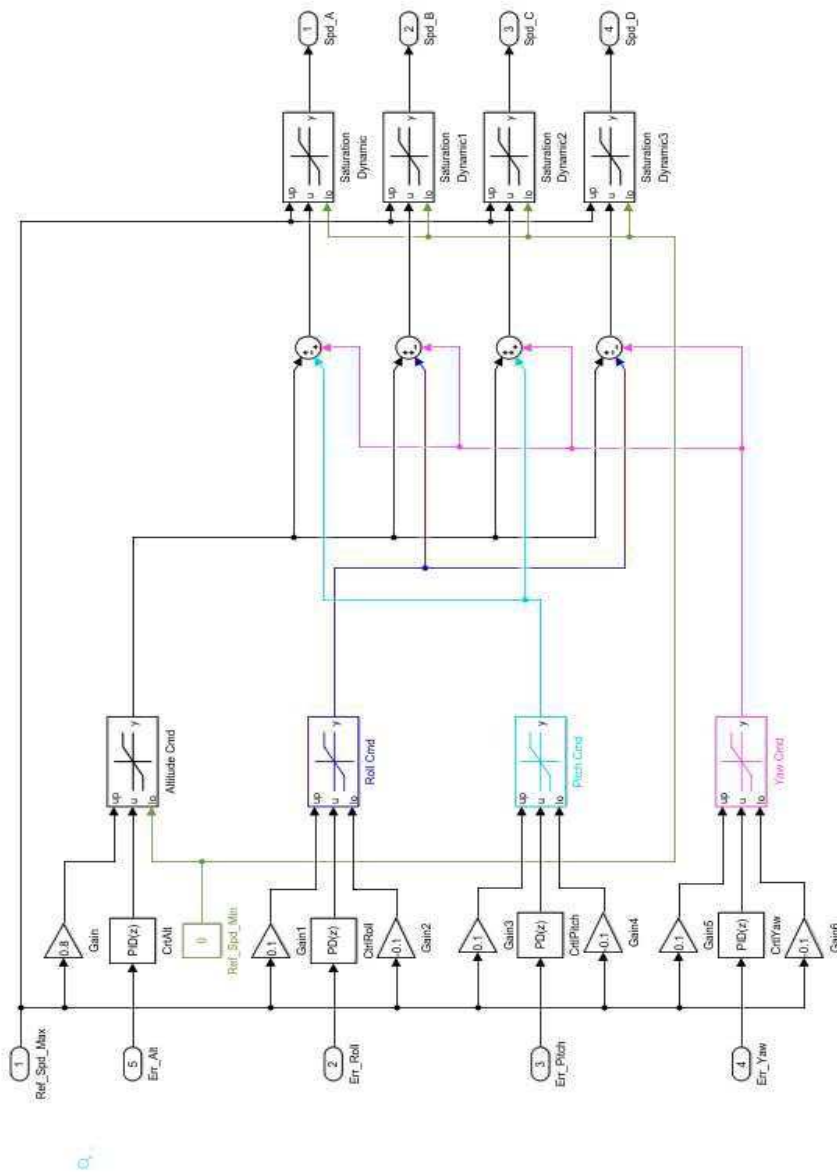


Figure. A. 03. Schéma de commande par PID sous Matlab/Simulink.

Annexe IV

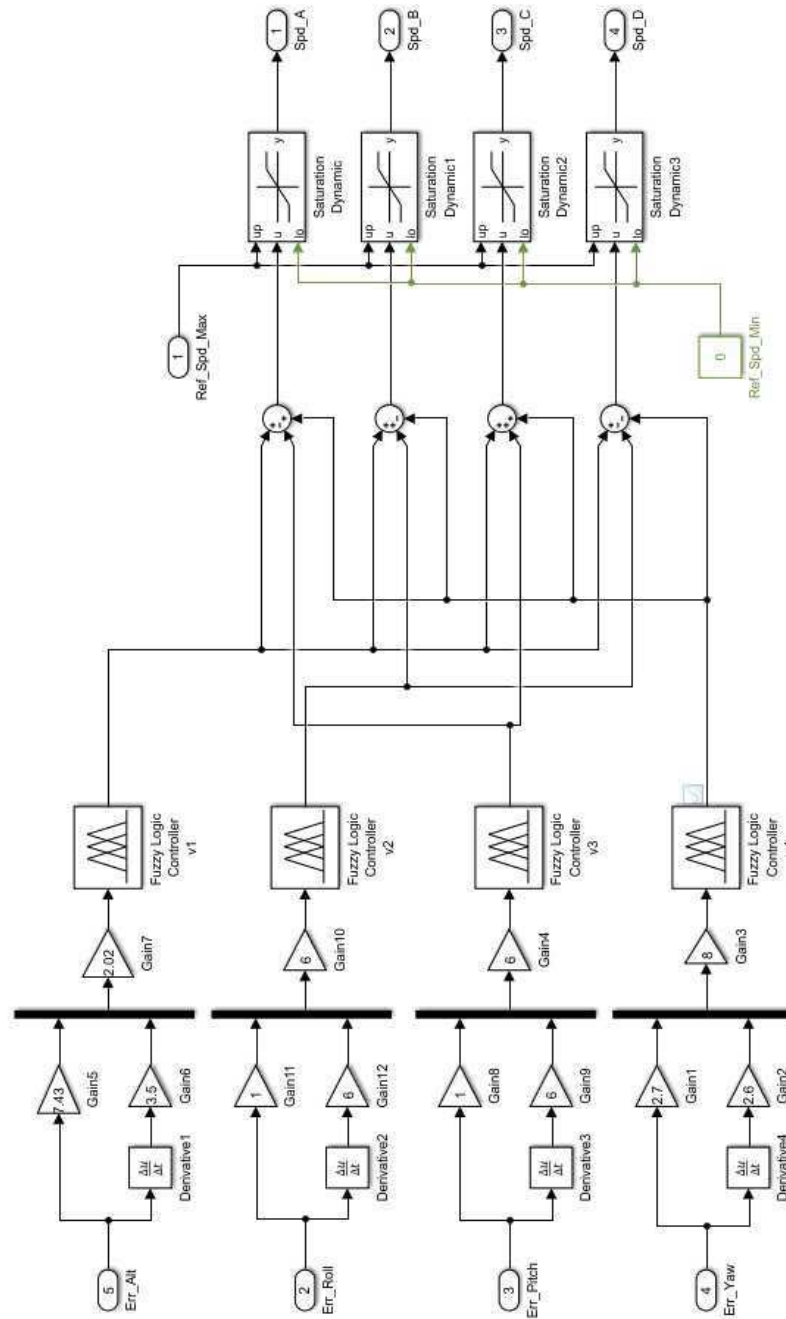


Figure. A. 04. Schéma de commande par la logique floue sous Matlab/Simulink.

Annexe V

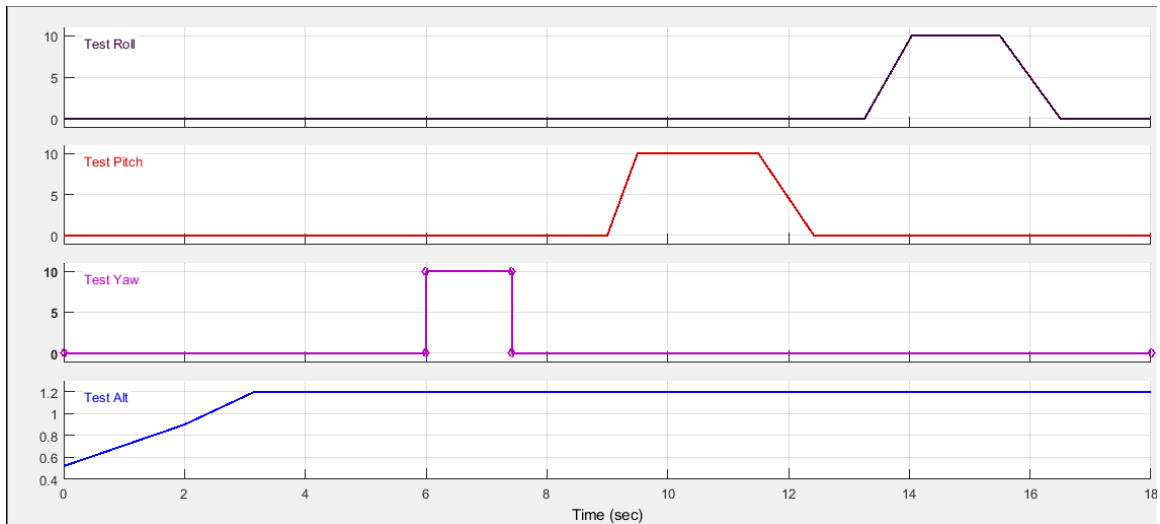


Figure. A. 05. Les consignes de commande de roulis, tangage, lacet et l'altitude.

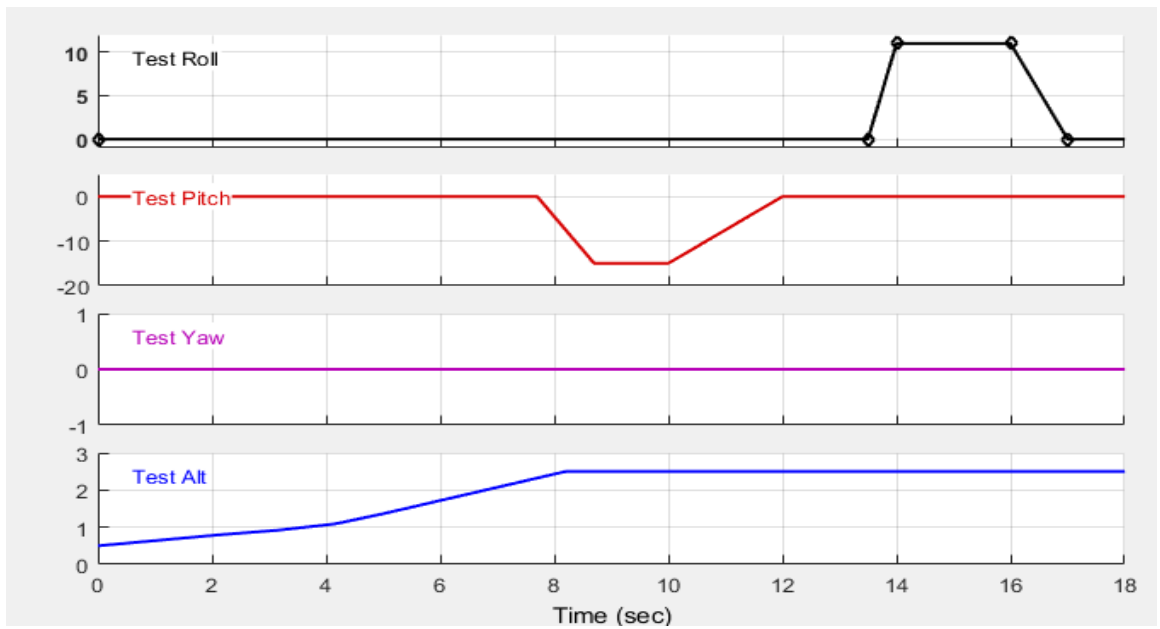


Figure. A. 06. Les consignes pour faire les mouvements selon x, y et z.