



Université Mohamed Khider de Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de génie électrique

MÉMOIRE DE MASTER

Sciences et Technologies
Electronique
Système embarqué

Réf. :

Présenté et soutenu par :
Mokeddem Mohammed lakhdar

Le : lundi 25 juin 2018

Modélisation floue de TRMS

Jury :

Mr	Debilou Abderrazak	MCA	Université Biskra	Rapporteur
Mme	Ouarhlent Saloua	MAB	Université Biskra	Examineur
Mr	Sbaa Salim	MCA	Université Biskra	Président

Résumé:

Le travail présenté dans ce mémoire concerne la modélisation de TWIN ROTOR MIMO SYSTEM par de nouvelles techniques basées sur la théorie des ensembles flous et la logique floue, c'est une approche efficace qui partitionne les données disponibles en sous-ensembles et approxime chaque sous-ensemble par un modèle linéaire simple. Le regroupement flou peut être utilisé comme un outil pour partitionner les données où les transitions entre les sous-ensembles sont graduelles. Dans ce mémoire, Takagi-Sugeno (T-S) modèle est développé pour une système mimo à double rotor (TRMS) en utilisant les techniques de clustering Gustafson-Kessel (G-K). Le résultat montre que l'algorithme G-K donne des résultats satisfaisants par rapport au résultat du modèle dynamique.

Mots-clés:

TRMS; logique flou; Modélisation floue; Modèle flou de TAKAGI-SUGENO; algorithme de classification flou Gustafson-Kessel ; algorithme de classification flou c-means.

ملخص:

إن العمل المقدم في هذه المذكرة الذي يتمثل في نمذجة نظام TRMS من خلال تقنية حديثة تعتمد على نظرية المجموعات الضبابية والمنطق الضبابي، وهو نهج فعال يقسم بيانات مداخل ومخارج النظام إلى مجموعات فرعية ويقرب كل مجموعة فرعية إلى نموذج خطي بسيط. يمكن استخدام التجميع الضبابي كأداة لتقسيم البيانات حيث تكون الانتقالات بين المجموعات الفرعية تدريجية. في هذه المذكرة، تم تطوير نموذج (T-S) لنظام (TRMS) باستخدام تقنية التجميع Gustafson-Kessel (G-K). تظهر النتيجة أن خوارزمية G-K تعطي نتائج مرضية مقارنة بنتيجة النموذج الديناميكي.

الكلمات المفتاحية:

النمذجة الضبابية، المنطق الضبابي، النموذج الضبابي لتكاجيسيجينو، خوارزمية التجميع الضبابي جوستافسونكيسل.

Dédicace

*A la lumière de mes jours, la flamme de mon cœur, la source de mes efforts, ma vie et mon bonheur, **maman que j'adore.***

Tu représentes pour moi le symbole de la bonté par excellence, la source de tendresse et l'exemple du dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager et de prier pour moi.

*Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour, l'estime, le dévouement et le respect que j'ai toujours eu pour vous, **mon père.** Toi l'homme de ma vie, mon exemple éternel, mon source de joie et de bonheur, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir.*

*Je dédie ce modeste travail
Tous mes amis en particulier
A mon frère nesreddine et mes sœurs rofaïda et malak elrahman*

A tous ma famille et mes amis. A tous les enseignants qui m'ont aidé pour être un jour un Master. A tous ceux qui m'ont aidé de près ou loin pour la réalisation de ce travail.

Remerciement

Tout d'abord, nous remercions dieu de nous avoir accordé toute le courage, la volonté, la patience et la motivation qui nous ont permis de terminer ce travail.

*Nous remerciment beaucoup notre encadreur **Mr. Mohamed Radouan KAFI** pour ses conseils et ses dirigés du début jusqu'à la fin de ce travail, et **Mr. Debilou Abd Razak** pour le soutien et sa grande confiance.*

*Nous sommes conscientes de l'honneur que nous a fait **Mme. Ouarhlent S.** en étant président du jury et **Mr. Sbaa** d'avoir accepté d'examiner ce travail.*

Nos profonds remerciements vont également à toutes les personnes qui nous ont aidés et soutenue de près ou de loin.

Liste des tableaux

<i>Tableau 1: paramètres physique.....</i>	<i>19</i>
<i>Tableau 4-1 : Paramètres des conséquents du modèle flou TS pour l'angle d'élévation.....</i>	<i>62</i>
<i>Tableau 4-2 : Paramètres des conséquents du modèle flou TS pour l'angle d'azimut.....</i>	<i>64</i>
<i>Tableau 4-3 : Performance numérique de la validation du modèle flou TS avec l'algorithme GK.....</i>	<i>67</i>

Liste des figures

Chapitre 1

Figure 1.1: Catégories des drones. [3].....	7
Figure 1.2: Classification selon le mode de propulsion. [3].....	8
Figure 1.3: L'avion 3D.[4].....	9
Figure 1.4 : bi- rotors [4].....	9
Figure 1.5 : Hélicoptères à trois hélices. Le Vectron (a), l'hélicoptère auto-stable (b) et le Tri-rotor de Compiègne (c). [6]	10
Figure 1.6 : Hélicoptères à quatre hélices: quadrotor de pennsylvanie (a), X19 quadtilt-rotor aircraft (b),le drone du laboratoire IBISC (c) et le drone de la NASA (d)[6].....	11
Figure 1.7 : Drone militaire.[5].....	12
Figure 1.8 : Contrôle des Feux de forêts (a), (b) épandage engrais, (c) Surveillance des lignes électriques [4].....	13
Figure 1.9 : Un gyroscope.....	14
Figure 1.10 : Un accéléromètre MEMS.....	15
Figure 1.11 : Principe de fonctionnement d'un capteur ultrason	15
Figure 1.12 : Mesures obtenues avec des Lidars à balayage.....	16

Chapitre 2

Figure 2.1: Model de TRMS.....	19
Figure 2.2: Forces de gravité agissantes sur le TRMS.....	23
Figure 2.3 : Moment de force de friction et de la force aérodynamique	24
Figure 2.4 : Moments de la force centrifuge.	25
Figure 2.5 : force aérodynamique	28
Figure 2.6 : Schéma bloc du model de TRMS.....	31

Chapitre 3

Figure 3—1 : Variable linguistique.	35
---	----

Figure 3—2 : Formes usuelles des fonctions d'appartenance.....	36
Figure 3—3 : cluster et matrice de partition	44
Figure 3—4: (a) Classe sphérique détectable par les algorithmes FCM et GK, (b) Classe Elliptique détectable seulement par l'algorithme GK	49
En illustre le mécanisme de projection d'un ensemble flou A_1 de dimension 2, sur les deux axes des antécédents x_1 et x_2 sur La figure(Figure 3—5).....	50

Figure 3—5 : Illustration du mécanisme de projection

Chapitre 4

Figure 4—1 : le signal d'entrée de l'angle d'élévation.....	56
Figure 4—2 : le signald'entrée de l'angle d'azimut.....	56
Figure 4—3 :model dynamique avec aléatoire input.....	57
Figure 4—4 : model dynamique (angle d'élévation)	57
Figure 4—5 : model dynamique (angle d'azimut)	58
Figure 4—6 :extraction des expérimentales résultats.....	58
Figure 4—7 :l' angle d'élévation expérimentale.	59
Figure 4—8 : l' angle d'azimut expérimentale.....	59
Figure 4—9 :Répartition des données dans l'espace des sorties du TRMS	60
Figure 4—10 : les fonction d'appartenance de sous système d'élévation	64
Figure 4—11 : les fonction d'appartenance de sous système d'azimut	66
Figure 4—12 : sortie de sous système d'élévation	67
Figure 4—13 : sortie de sous système d'azimut	67
Figure 4—14 : comparaison des résultats d'élévation (expérimental et flou).....	68
Figure 4—15 : comparaison des résultats d'azimut (expérimental et flou)	68

Liste des abréviations

MIMO	Multi entres Multi sortie
TRMS	Twin Rotor MIMO Système
T-S	TAKAGI-SUGUNO
G-K	GOSTAFSON-KESSEL
NARX	NON LINIERE AUTOREGRESSIVE EXOGENES
fcm	<i>Fuzzy c-means</i>



Sommaire

Dédicaces	
Remerciements	
Liste des Tableaux	
Liste des Figures	
Liste des abréviations	
Résumés	
Introduction générale.....	1
CHAPITRE 1 :	4
ETAT DE L'ART.....	4
1.1 Introduction :.....	5
1.2 Les drones :.....	5
1.3 Classification des drones :.....	5
1.3.1 Classification selon la taille :.....	6
1.3.2 Classification selon le mode de propulsion :.....	7
1.4 Applications et utilisation :.....	11
1.5 Applications militaires	11
1.6 Les capteurs disponibles sur les drones:	13
1.6.1 Les capteurs utiles pour mesurer l'attitude d'un drone:.....	13
1.6.1.1 Gyroscope/Gyromètres :	13
1.6.1.2 Accéléromètres :.....	14
1.6.1.3 Magnétomètres :.....	15
1.6.2 Les capteurs utilisées :	15
1.6.2.1 Capteurs ultrason :.....	15
1.6.2.2 Caméras :.....	15
1.6.2.3 Télémètres laser	15
1.7 Conclusion :	16
CHAPITRE 2 :	17
MODELISATION DYNAMIQUE DE TRMS.....	17
2 Modélisation dynamique de trms.....	18
2.1 Introduction :.....	18
2.2 Présentation du TRMS :.....	18
2.3 Paramètres physiques du système :	20
2.4 Modèle non linéaire :	21
2.4.1 Modélisation du sous-système d'élévation :	21
2.4.1.1 Moment de la gravitation M_{v1} :.....	22
2.4.1.2 Moment de la force aérodynamique M_{v2} :.....	24
2.4.1.3 Moment des forces centrifuge :.....	25

2.4.1.4	Moment de friction M_{v_4} :.....	26
2.4.1.5	Moment d'inertie J_v :.....	26
2.4.2	Modélisation du sous-système d'azimut :.....	27
2.4.2.1	Moment de la force aérodynamique :.....	27
2.4.2.2	Moment de friction :.....	28
2.4.2.3	Moment d'inertie :.....	28
2.4.3	Modélisation des deux moteurs :.....	30
2.5	Modèle d'état non linéaire :.....	30
2.6	Conclusion :.....	33
CHAPITRE 3 :.....		34
3	Modélisation flouede type Takagi-Sugeno à partir des donnés.....	34
3.1	Introduction :.....	34
3.2	Généralité sur logique floue.....	34
3.2.1	Les Ensembles Flous :.....	34
3.2.2	Variable linguistique :.....	34
3.2.3	Fonction d'appartenance :.....	35
3.2.4	Opérations sur les ensembles flous :.....	36
3.3	Modélisation floue des systèmes :.....	37
3.3.1	Structure générale et différents types de modèles flous :.....	37
3.3.2	Modèle flou Takagi-Sugeno :.....	38
3.4	Identification (construction) d'un système multi entrées multi sorties (MIMO) :.....	40
3.4.1	Structure du modèle flou :.....	41
3.4.2	Construction basée sur des données entrée-sortie [13] :.....	42
3.5	Méthodes de coalescence floue (clustering flou) :.....	43
3.5.1	Matrice de données :.....	44
3.5.2	Les algorithmes :.....	45
3.5.2.1	Groupage c-moyennes floues (algorithme FCM) :.....	45
3.6	Conclusion :.....	53
CHAPITRE 4:.....		54
4	Application sur TRMS.....	55
4.1	Introduction.....	55
4.2	Signal d'excitation.....	55
4.3	Résultat du modèle dynamique (signaux de sortie).....	57
4.4	Résultat expérimental (signaux de sortie).....	58
4.5	Résultat du modèle flou :.....	60
4.5.1	Structure de la model.....	60
4.5.2	Résultats de model.....	67
4.6	Comparaison des résultats :.....	68
4.7	Conclusion :.....	69
Conclusion générale.....		70

Bibliographie

Introduction générale

La connaissance d'un modèle est nécessaire pour la plupart des algorithmes de contrôle actuels. Il est évident que certaines informations sur le système à modéliser est nécessaire pour permettre la conception d'un contrôleur avec des performances satisfaisantes. Cependant, les techniques traditionnelles de modélisation des systèmes tels qu'un hélicoptère (twin rotor) est une tâche très difficile. Ceci est dû à la forte non-linéarité, le couplage croisé entre les entrées et les sorties, l'aérodynamique complexe et à l'inaccessibilité de certaines de ces états et sorties pour les mesures. C'est ce qui nous a poussé à utiliser d'autres techniques pour la modélisation des systèmes telles que les techniques intelligentes non basées sur les paramètres physiques, autrement dit, la modélisation floue.

On distingue trois approches pour la modélisation des systèmes. L'approche traditionnelle est nommée « boîte planche » ou modèles de connaissance qui sont construits à partir d'une analyse (physique, chimique, biologique), en appliquant les lois générales. La deuxième approche, nommée « boîte noire », est différente. Elle est basée essentiellement sur la mesure effectuée sur les entrées et les sorties des systèmes à modéliser. La dernière technique qui combine les avantages des deux premières approches (boîte noire et boîte blanche), et appelée méthode intelligente ou « boîte grise » [9]. Parmi c'est méthodes on distingue la modélisation floue qui utilise les hypothèses de la logique floue et les réseaux neuronaux artificiels.

Les techniques de modélisation, basées sur la logique floue, qui reposent sur la théorie mathématique des ensembles flous qui a été initiée dans les années soixante par Lotfi Zadaeh à l'université de Berkeley. L'intérêt principal de la logique floue est de permettre la représentation et le traitement des connaissances imprécises. Elle est utilisée dans des domaines aussi variés que les systèmes-experts, la classification des données, le traitement du signal, la gestion des bases de données, la modélisation ainsi que la commande des systèmes automatiques. Cette logique tente de combiner le traitement numérique et symbolique en un seul cadre. D'une part, les systèmes flous sont des systèmes fondés sur la connaissance, ils sont constitué de règles linguistiques si-alors qui peuvent être construites en utilisant les connaissances d'experts dans le domaine d'intérêt donné. D'un autre côté, les systèmes flous sont aussi des approximateurs universels, qui peuvent réaliser des applications non-linéaires. Cette dualité permet de combiner des connaissances qualitatives avec des

données quantitatives de manière complémentaire. Par rapport à d'autres techniques d'approximation non-linéaire, les systèmes flous fournissent une représentation plus transparente du système non-linéaire étudié, et peuvent également recevoir une interprétation linguistique sous la forme de règles.

Le système adopté dans le cadre de ce mémoire est le twin rotor MIMO système développé par Feedback Instruments Ltd.

Le besoin du modèle fiable pour la synthèse de loi de commande, nous a encouragé à fournir un modèle pour le système envisagé. Car, un modèle qui représente bien le plant réel, peut considérablement réduire le temps de test des différentes approches de contrôle. Ensuite, seules des stratégies de contrôle prometteuses sont appliquées et vérifiées sur les systèmes des vols réels. L'objectif est d'identifier et modéliser la dynamique de ce système avec l'utilisation de la logique floue [13]. En générale, il y'a deux approches pour obtenir le modèle flou. L'une consiste à dériver le modèle en utilisant les équations non-linéaires de système et l'autre basé sur les données expérimentales d'entrée/sortie [28]. Dans le deuxième cas, on intègre les imprécisions du raisonnement humain sous forme des règles et des variables linguistiques. Cette représentation traduit le fonctionnement d'un twin rotor à travers des relations mathématiques liant les différentes variables du système à l'utilisation de la technique de classification floue.

Dans le premier chapitre, nous avons introduit une description générale des appareils à vol vertical (drones) ; à savoir les avantages de ces derniers, leur classification, ainsi que les domaines d'intérêt civil et militaire.

Le second chapitre est consacré à la modélisation dynamique du twin rotor mimo système de la société feedback, modélisant un hélicoptère à deux degrés de liberté.

Dans le troisième chapitre, nous nous intéressons à l'idée générale sur la logique floue et son importance dans le domaine de modélisation des systèmes complexes et non-linéaires. Ainsi, la modélisation floue des systèmes non linéaires en utilisant le modèle de Takagi-Sugeno et les algorithmes de classification floue. Nous avons choisi l'algorithme de GK (Gustafson-Kessel).

Dans le quatrième chapitre, nous intégrons des outils de classification floue définis dans le troisième chapitre pour déterminer des modèles robustes pour le TRMS. À partir d'une base de données et de l'historique d'exploitation, en appliquant les techniques de Takagi-Sugeno, pour modéliser la dynamique de ce système, avec des linéarisations des régions floues dans l'espace d'état, afin de déterminer les fonctions d'appartenance des règles et d'estimer les paramètres de ces fonctions basées sur les techniques de classification floue (clustering flou) avec la minimisation d'une fonction objective. Dans ce cadre, l'algorithme Gustafson-Kessel (GK) sera utilisé pour la modélisation floue.

Chapitre I
État de l'art

1 État de l'art

1.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter la définition d'un drone et ses principales utilisations, puis nous allons décrire les différentes familles des drones et ses applications. Ensuite, nous présenterons les capteurs présents sur les drones, qui leur permettent de connaître leur état propre (orientation, position). [1]

1.2 Les drones

Un drone est un véhicule aérien, sans pilote à bord, qui vole de façon autonome, ou télécommandé par une personne au sol. De manière générale, le mot drone ou *Unmanned Aerial Vehicle* (UAV) décrit à tort le système complet auquel il appartient au lieu de l'appareil volant seul. Pour décrire le système complet, on parle plutôt de "systèmes de drones" ou *Unmanned Aircraft System* (UAS). Ce système inclut une station de commande au sol, le lien de communication entre le drone et la station au sol, un pilote ou superviseur humain ainsi que les systèmes de supports supplémentaire. Il peut y avoir des drones terrestres, marins, sous-marins et aériens. On voit donc que la définition s'étend progressivement et englobe les nombreux systèmes autonomes. Si on se restreint aux drones aériens, on peut les classer en différentes catégories en fonction de leurs tailles aujourd'hui très variées : de quelques centimètres à plusieurs mètres. Leurs formes également, tout comme leurs types de propulsion : certains sont équipés de réacteurs, d'autres d'hélices, d'autres encore utilisent des rotors, à l'instar des drones hélicoptères par exemple.

1.3 Classification des drones

Il existe plusieurs façons de classer les drones. Les critères de classifications sont souvent : [2]

- Autonomie,
- Portée,
- Altitude,
- Mission,
- Système de control ...etc.

1.3.1 Classification selon la taille

On peut distinguer les catégories suivantes :

- **HALE** (Haute Altitude Longue Endurance) :

Ce sont des drones, le plus souvent à voilure fixe, capables de rester très longtemps en vol et de collecter des informations sur de très longues périodes (entre 12 et 48 heures) [2]

- **MALE** (Moyenne Altitude Longue Endurance) :

Ayant une grande autonomie, ils sont utilisés pour des vols de longue durée à une moyenne altitude opérationnelle. Ces drones font partie de la classe de grande taille. Ils peuvent embarquer des armes, ce qui nécessite généralement d'avoir un humain dans la boucle, ce dernier doit garder la décision de tir et pouvoir à tout moment annuler la mission.

- **Micro drones**

Ce sont des drones ayant des tailles variant du centimètre à quelques dizaines de centimètres et caractérisés par une faible charge. Généralement, propulsés électriquement, ils permettent ainsi de faire des vols en intérieur. [2]

- **Mini drones**

Ce sont des drones plutôt légers et de taille réduite (jusqu' à quelques kilogrammes et d'une envergure jusqu'à 1 à 2 mètre) facilitant la mise en œuvre d'une autonomie relativement faible (de 10 à 30 minutes). Ils sont, en général, utilisés pour l'observation de zones à accès difficiles. La figure I.1 présente les différentes catégories des drones. [2]

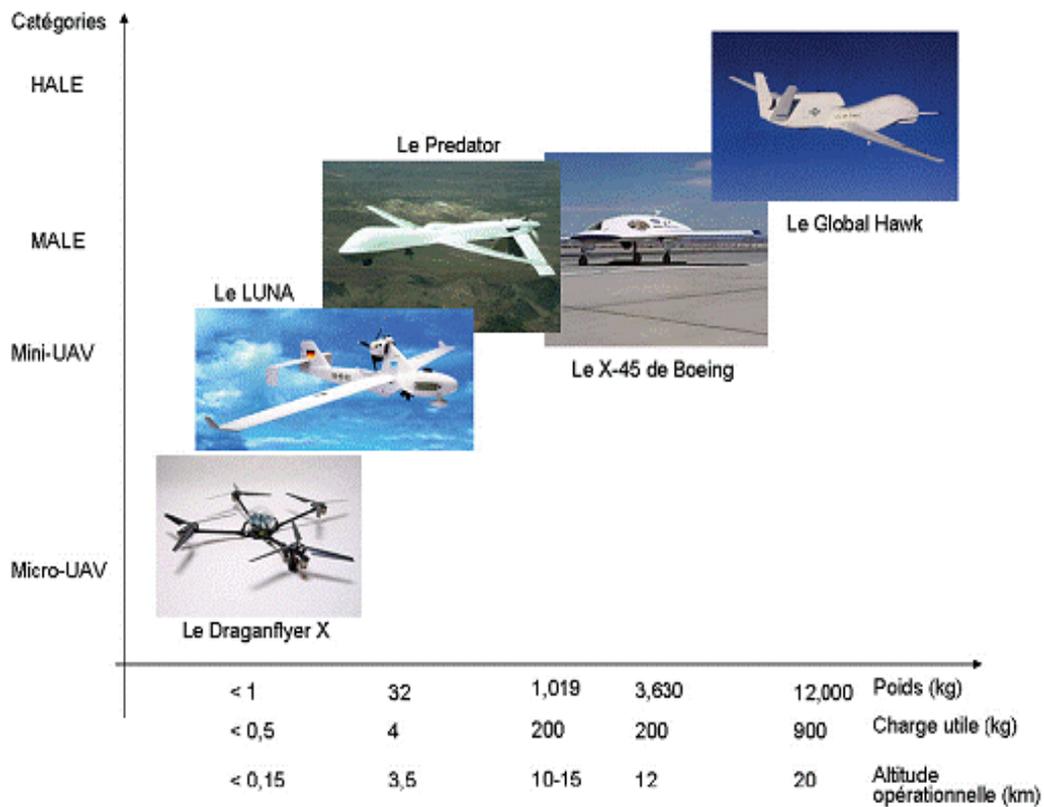


Figure 1-1: Catégories des drones. [3]

1.3.2 Classification selon le mode de propulsion

Le fonctionnement aérodynamique fournit une autre possibilité de classification. Ainsi, les drones peuvent être structurés principalement en trois familles :

- **Drones à voilures fixes** : utilisent des ailes fixes dans leur mode de déplacement.
- **Drones à ailes battantes** : utilisent des ailes comme celles des oiseaux ou de certain insecte.
- **Drones à voilures tournantes** : utilisent le même organe (rotors) pour la propulsion et la sustentation. Ce type de drones est capable d'atterrissage et de décollage verticaux, ainsi que de vol stationnaire à basse et à faible altitude.

La figure I.2 montre quelques exemples des drones à voilures fixes, voilure tournantes et ailes battantes.



Voilures fixes

Voilures tournantes

Ailes battantes (ornithoptères)

Figure 1-2: Classification selon le mode de propulsion. [3]

Les drones à voilure tournante se subdivisent, quant à eux, en quatre sous-classes qui sont comme suit :

- **Mono rotor :**

Dans cette configuration, nous trouvons essentiellement les avions appelés 3D. Ces avions ont un moteur suffisamment puissant pour décoller verticalement et des ailerons d'une grande surface pour assurer des couples de commande suffisamment grands afin que l'appareil soit facile à piloter. Ils se développent de plus en plus et ils ont l'avantage de pouvoir voler comme un avion normal, ce qui donne la possibilité de se déplacer rapidement et de manière très économique en termes d'énergie.



Figure 1-3: L'avion 3D.[4]

- **Bi- rotors :**

Il existe plusieurs types de configurations à deux rotors tels que l'hélicoptère classique composé d'un rotor principal et d'un rotor en queue. Les appareils sans plateaux cycliques (autre que les hélicoptères notamment) utilisent des ailerons pour faire pivoter les rotors. Il existe aussi des appareils possédant deux rotors sur le même axe tournant dans des sens opposés et des ailerons qui baignent dans le flux d'air de ces rotors (figure I.4).



Figure 1-4 :bi- rotors [4]

- **Les trirotors :**

Moins performant en vol que les quadrotors, le trirotor (Figure I.5) est constitué de deux rotors à l'avant qui tournent dans des sens opposés pour modifier le tangage et d'un rotor en arrière pour régler le roulis.

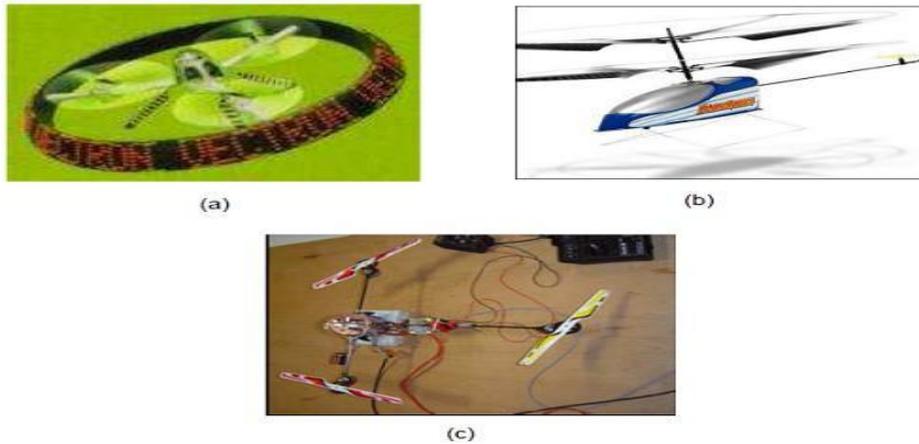


Figure I-5 : Hélicoptères à trois hélices. Le Vectron (a), l'hélicoptère auto-stable (b) et le Tri-rotor de Compiègne (c). [6]

- **Les Quadrotors:**

Un quadrotor est un engin volant doté de quatre rotors placés aux extrémités d'une armature en croix (Figure I.6). Ces quatre rotors lui fournissent la force verticale (portance) qui lui permet de décoller. Son principe de fonctionnement est comme suie : deux rotors de même axe tournent dans le sens horaire tandis que les deux autres tournent dans le sens inverse. Ses mouvements possibles sont le Gaz (montée ou descente verticale), le Roulis ou Tangage qui est une orientation que prend le quadrotor, et le Lacet qui est une rotation du quadrotor autour de lui-même.



Figure 1-6 : Hélicoptères à quatre hélices: quadrotor de pennsylvanie (a), X19 quadtilt-rotor aircraft (b), le drone du laboratoire IBISC (c) et le drone de la NASA (d)[6].

1.4 Applications et utilisation

Les drones sont développés à l'origine pour remplacer l'homme dans des environnements ou des situations dangereuses. Ces engins sans pilote présentent de nombreux avantages tels que:

- ✓ La diminution des contraintes liées à la sécurité,
- ✓ L'accomplissement des missions à haut risque ou dans des zones inaccessibles à l'homme,
- ✓ La réduction des coûts.

Le domaine d'application des drones, qui ne cesse de s'élargir, relève tant du domaine militaire que civil. Principalement, on peut distinguer les applications militaires et les applications civiles.

1.4.1 Applications militaires

Les drones jouent un rôle toujours plus important dans les considérations militaires, talque :

- ✓ La surveillance et le renseignement,
- ✓ Le support au combat,
- ✓ Le combat proprement dit.



Figure 1-7 :Drone militaire.[5]

I.4.2. Applications civiles

Tous les avantages reconnus des drones pour les applications militaires sont transposables aux applications civiles. On peut citer :

- Dans le domaine de la sécurité: surveillance de l'espace aérien, du trafic urbain et interurbain,
- Dans la gestion des risques naturels: surveillance de l'activité des volcans;
- La protection de l'environnement: mesure de la pollution de l'air, surveillance des forêts,
- La gestion des grandes infrastructures: barrages, lignes à haute tension, pipelines,
- L'agriculture: détection et traitement des cultures,
- La prise de vue aérienne dans la production des films,



Figure 1-8 : *Contrôle des Feux de forêts (a), (b) épandage engrais, (c) Surveillance des lignes électriques [4]*

1.5 Les capteurs disponibles sur les drones

L'intérêt d'un drone va croître avec son degré d'autonomie. Pour que le drone puisse prendre des décisions, il doit disposer d'informations sur son état et sur son environnement. Ces informations sont acquises par différents capteurs. Au cours de cette section, nous allons décrire le fonctionnement des différents capteurs qui peuvent être embarqués sur des minis drones. Nous avons séparé ces capteurs en trois groupes, en premier lieu, les capteurs utiles pour mesurer l'attitude d'un drone, puis les capteurs utilisés pour mesurer la vitesse ou la position, et enfin les capteurs permettant d'obtenir des informations sur l'environnement autour du drone. Certains capteurs pourraient être classés dans plusieurs groupes, nous les avons listés dans le groupe correspondant à son usage principal. [2]

1.5.1 Les capteurs utiles pour mesurer l'attitude d'un drone

1.5.1.1 Gyroscope/Gyromètres :

Un gyroscope est un capteur de position angulaire (Figure. 1.9) et un gyromètre un capteur de vitesse angulaire. Un gyroscope est un appareil qui exploite le principe de la conservation du moment angulaire en physique (ou encore stabilité gyroscopique ou effet gyroscopique). Cette loi fondamentale de la mécanique veut qu'en l'absence de couple appliqué à un solide en rotation, celui-ci conserve son axe de rotation invariable. Lorsqu'un couple est appliqué à l'appareil, il provoque une précession ou une nutation du solide en rotation. Le gyroscope donne la position angulaire (selon un, deux ou les trois axes) de son référentiel par rapport à un référentiel inertiel (ou galiléen). Les gyroscopes utilisés dans les drones sont généralement à base de Microsystème électromécanique (MEMS) dû à leur faible

coût de fabrication et à leur petite taille (Figure 1.29). Mais cela entraîne une baisse des performances par exemple par rapport à des gyroscopes optiques qui sont beaucoup plus précis, mais ont un coût très important. [2]

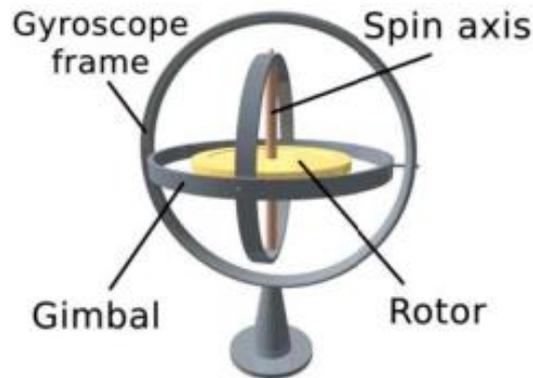


Figure 1-9 : Un gyroscope.

1.5.1.2 Accéléromètres :

Les accéléromètres sont des capteurs qui permettent de mesurer les accélérations subies par le capteur lui-même.

Le principe des accéléromètres est basé sur la loi fondamentale de la dynamique $F = M \cdot a$ (F : la force subie par la partie mobile du capteur, M : la masse de la partie mobile du capteur, a : l'accélération de la partie mobile du capteur). Plus précisément, il consiste en l'égalité entre la force d'inertie de la masse sismique du capteur et une force de rappel appliquée à cette masse

Nous distinguons deux grandes familles d'accéléromètres : les accéléromètres non asservis et les accéléromètres à asservissement.

Le principe des premiers est de mesurer le déplacement de la partie mobile du capteur (masse liée à un ressort) pour en déduire la force subie par cette partie mobile, puis d'appliquer la formule précédente pour trouver l'accélération $a = F/M$.

Les accéléromètres à asservissement, quant à eux, mesurent la force nécessaire à un actionneur pour maintenir la partie mobile du capteur à sa position de référence, puis de la même façon, ils déterminent l'accélération. [2]

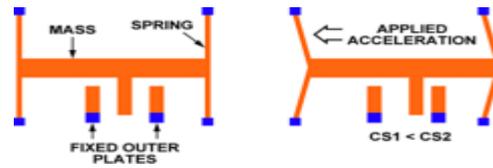


Figure 1-10 :Un accéléromètre MEMS.

1.5.1.3 Magnétomètres

Les magnétomètres sont des capteurs qui mesurent les champs magnétiques, en particulier le champ magnétique terrestre qui indique le nord magnétique.

Il repose sur un élément sensible au champ magnétique qui, associé à un dispositif électronique, permet d'extraire la mesure du champ magnétique.

1.5.2 Les capteurs utiles pour obtenir des informations sur l'environnement autour d'un drone

1.5.2.1 Capteurs ultrason

Les capteurs ultrason permettent de mesurer la distance entre l'émetteur et le premier obstacle qui réfléchit les ultrasons (Figure 1.11). Ce dispositif fonctionne bien lorsque la surface de l'obstacle est orthogonale à la trajectoire des ultrasons.

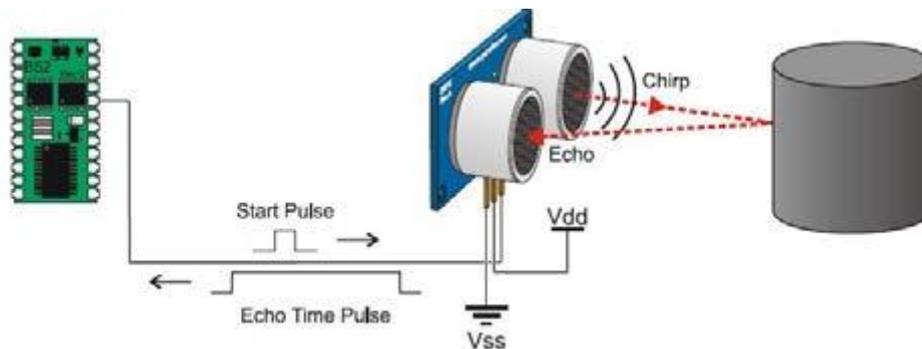


Figure 1-11 :Principe de fonctionnement d'un capteur ultrason

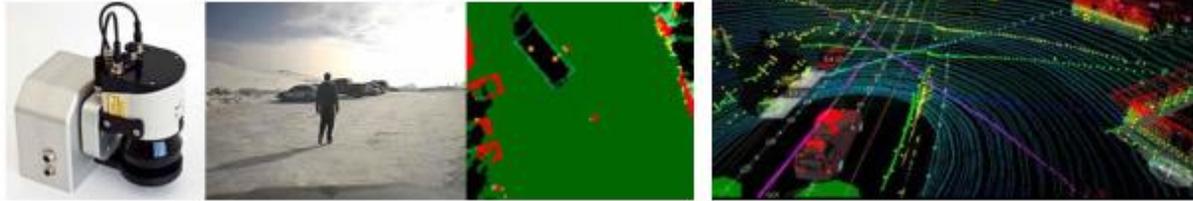
1.5.2.2 Caméras

Les caméras sont amplement utilisées à bord des drones pour observer un site d'intérêt, pour détecter des obstacles, pour reconstruire en 3D l'environnement, etc.

1.5.2.3 Télémètres laser

Les télémètres laser, ou Light Detection And Range (LIDAR), permettent de mesurer des distances entre le drone et son environnement (Fig. 1.12). Un balayage à 360 ° permet

d'estimer l'environnement autour du drone. Leurs inconvénients peuvent être leur poids et leur consommation d'énergie.



(a) Lidar Sick

(b) Lidar Velodyne

Figure 1-12 : Mesures obtenues avec des Lidars à balayage.

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné une présentation générale et les définitions essentielles pour la compréhension des drones et leurs utilisations, par la suite, nous avons exposé les différents capteurs des drones.

Dans le chapitre suivant on va présenter le modèle dynamique de TRMS (TWIN ROTOR MIMO system) de la société feedback.

CHAPITRE 2 :
MODELISATION
DYNAMIQUE DE TRMS

2 Modélisation dynamique de trms

2.1 Introduction

L'objectif principal de ce chapitre est d'obtenir un modèle mathématique du notre système(TRMS), avec l'analyse du comportement dynamique de système passe par la recherche de l'ensemble des relations entre les grandeurs d'entrée et de sortie de celui-ci qui constitue un modèle mathématique exprimant la dynamique du TRMS sous forme d'équations différentielles ordinaires, à équations aux différences, ou dérivées partielles.

En applique des lois usuelles de la physique pour la construction de set modèle mathématique, ce modèle est alors dit « modèle de connaissance ». Cependant, s'il existe un manque d'informations disponibles sur le système, on se contente de construire le comportement entrée/sortie du système à partir de données expérimentales en considérant ce dernier comme une boîte noire. On parle alors d'identification des systèmes.

En utilisant le formalisme de Newton, nous présentons, dans ce chapitre, la description et la modélisation dynamique d'un hélicoptère à deux degrés de liberté.

2.2 Présentation du TRMS

La maquette étudiée (voir figure) au nom du Twin Rotor Mimo System(TRMS) est un système électromécanique non linéaire à deux entrées et deux sortie modélisant un hélicoptère. Elle est fabriqué par la société Feedback spécialisée dans la conception d'équipements d'ingénierie. À l'origine, la maquette est contrôlée par un logiciel fourni avec le matériel fonctionnant sous Matlab. Elle est constituée les éléments suivants :

- Un axe mobile qui peut pivoter sur sa base qui nom bâti (base + mât) de telle manière qu'elle puisse tourner librement dans le plan vertical et horizontal.
- Deux rotors (rotor principal et rotor de queue) fixés aux deux extrémités de la poutre. Ils sont formés d'un moteur à courant continu, d'une hélice et d'un bouclier de sécurité;
- Un contrepoids fixé sur une tige collée au niveau du pivot de la poutre, son rôle est pour diminuer les oscillations (vibrations) de la poutre;
- Une base contient des circuits électroniques pour l'adaptation des signaux entrants et sortants en plus la synchronisation et le filtrage de cette dernière.
- Boîtier de marche/arrêt des moteurs.

- Deux encodeurs optiques : Ces capteurs servant à la mesure des angles d'azimut et d'élévation se situent à l'intérieur du pivot sphérique de la poutre.

Les moteurs électriques sont commandés par une tension avec une plage prés définie et la rotation des hélices modifie l'orientation de l'engin dans l'espace. Cette orientation est représentée à l'aide de deux angles :

- α_v Correspondant au mouvement de tangage nomme l'angle d'assiette (l'angle d'élévation);
- α_h Correspondant au mouvement de lacet nomme l'angle de cap (l'angle d'azimut).

Cette maquette est commercialisée par la société FEEDBACK afin de mettre en œuvre différents principes d'Automatique dans le cadre de Travaux Pratiques :

- modélisation multivariable
- identification
- commande

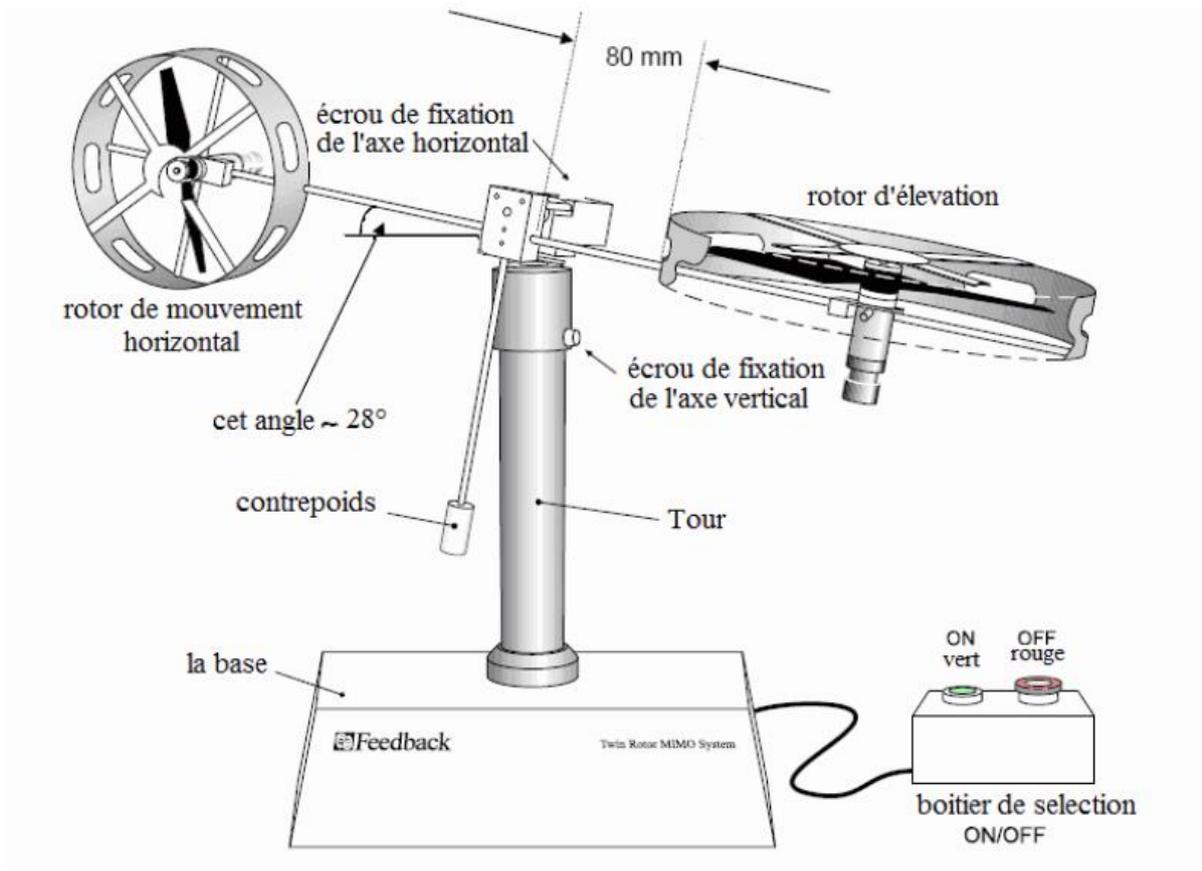


Figure 2.1: Model de TRMS.

Il existe un fort couplage entre les actions des rotors, chaque rotor influence les deux angles.

L'articulation sphérique permet à la poutre de pivoter simultanément dans le plan horizontal et vertical. C'est un système à deux degrés de liberté, mais on peut restreindre le mouvement à un degré de liberté à l'aide de 2 vis.

Dans le TRMS, la force aérodynamique est commandée par changement de la vitesse des rotors à l'utilise des tensions appliquées aux moteurs comme variable de commande varie entre +2.5 volt et -2.5 volt et le signe de la tension indique le sens de rotation.

2.3 Paramètres physiques du système

Pour simuler ce modèle, on doit déterminer leurs paramètres, ces derniers se devisent en trois groupes qui sont :

- Paramètres physiques de système.
- Caractéristiques non linéaires de système.
- Les constantes de temps et les gains statiques.

paramètre	Description	Valeur numérique
m_{tr}	masse du rotor secondaire	0.206 [kg]
m_{mr}	masse du rotor principal	0.228[kg]
m_{cb}	masse du contrepoids	0.068 [kg]
m_b	masse de la tige du contrepoids	0.022 [kg]
m_t	masse de la partie secondaire de la tige	0.0155 [kg]
m_m	masse de la partie principale de la tige	0.0145 [kg]
m_{ts}	masse de l'hélice secondaire	0.165 [kg]
m_{ms}	masse de l'hélice principale	0.225[kg]
l_{cb}	distance entre le contrepoids et l'articulation	0.13 [m]
l_b	longueur de la tige du contrepoids	0.26 [m]
l_t	longueur de la partie secondaire de la tige	0.25 [m]
l_m	longueur de la partie principale de la tige	0.25 [m]
r_{ts}	rayon de l'hélice secondaire	0.10 [m]

r_{ms}	rayon de l'hélice principale	0.155 [m]
----------	------------------------------	-----------

Tableau 1: paramètres physique

2.4 Modèle non linéaire

Le modèle mathématique est développé sous certaines hypothèses simplificatrices. Premièrement, on suppose que la dynamique du sous-système d'hélice peut être décrite par des équations différentielles de premier ordre. En plus, on suppose que le frottement dans le système est du type visqueux. On suppose également que le sous-système hélice-air pourrait être décrit par les lois d'écoulement aérodynamiques [8].

2.4.1 Modélisation du sous-système d'élévation

Maintenant, Considérons le mouvement de la poutre seulement dans le plan vertical (rotation autour de l'axe horizontal), l'application de la deuxième loi de Newton donne :

$$M_v = J_v \frac{d^2 \alpha_v}{dt^2} \quad (2.1)$$

Avec :

$$M_v = \sum_{i=1}^4 M_{vi} \quad (2.2)$$

$$J_v = \sum_{i=1}^8 J_{vi} \quad (2.3)$$

En peut écrire l'équation (1.1) sous la forme :

$$J_v \ddot{\alpha}_v = M_{v1} + M_{v2} + M_{v3} + M_{v4} \quad (2.4)$$

Où :

M_v : La sommation des moments dans le plan vertical.

J_v : La sommation des moments d'inertie (par rapport à l'axe horizontal).

α_v : définie L'angle d'élévation (de la poutre).

M_{v1} : Moment de la gravite.

M_{v2} : Moment de la force aérodynamique.

M_{v3} : Moment de la force centrifuge

M_{v4} : Moment de friction

Les équations des différents moments sont obtenues comme suit :

2.4.1.1 Moment de la gravitation M_{v1}

La situation illustrée dans la figure (2.2) montre l'ensemble des forces de gravité qui agissent sur le sous-système d'élévation, et la somme des moments de chaque force donne le moment gravitationnel résultant.

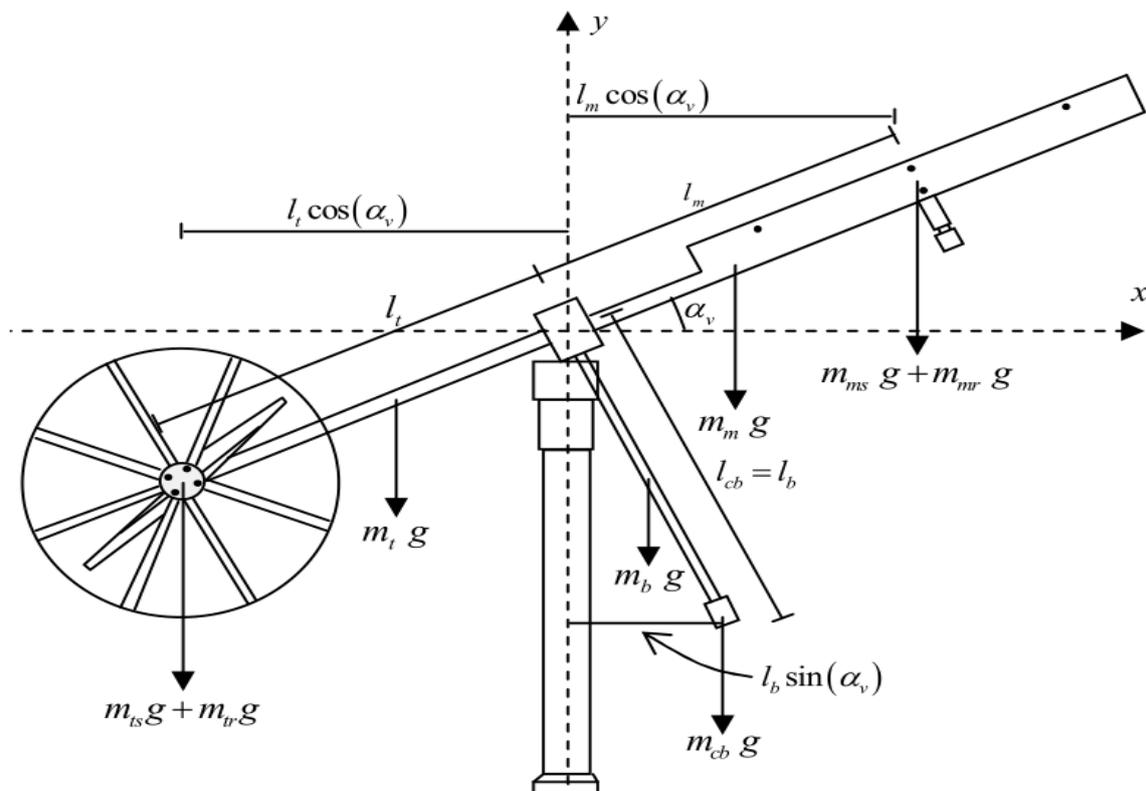


Figure 2.2: Forces de gravité agissantes sur le TRMS.

$$M_{v1} = g \left\{ \left[\left(\frac{m_t}{2} + m_{tr} + m_{ts} \right) \cdot I_t - \left(\frac{m_m}{2} + m_{mr} + m_{ms} \right) \cdot I_m \right] \cos \alpha_v - \left(\frac{m_b}{2} I_b + m_{cb} I_{cb} \right) \sin \alpha_v \right\} \quad (2.5)$$

Ou, d'une façon minimisée :

$$M_{v1} = g \{ [A - B] \cos \alpha_v - C \sin \alpha_v \}$$

$$\text{Avec } \begin{cases} A = \left(\frac{m_t}{2} + m_{tr} + m_{ts} \right) \cdot I_t \\ B = \left(\frac{m_m}{2} + m_{mr} + m_{ms} \right) \cdot I_m \\ C = \left(\frac{m_b}{2} I_b + m_{cb} I_{cb} \right) \end{cases}$$

Le remplacement de ces paramètres par leurs valeurs numériques donne :

$$M_{v1} = 9.81 \{ -0.0139315 \cos \alpha_v + 0.0117016065 \sin \alpha_v \}$$

2.4.1.2 Moment de la force aérodynamique M_{v2} :

La situation illustrée dans la figure (2.3) montre la force aérodynamique dans le plan vertical. Elle dépend de la vitesse angulaire du rotor principal dont la relation est déterminée expérimentalement.

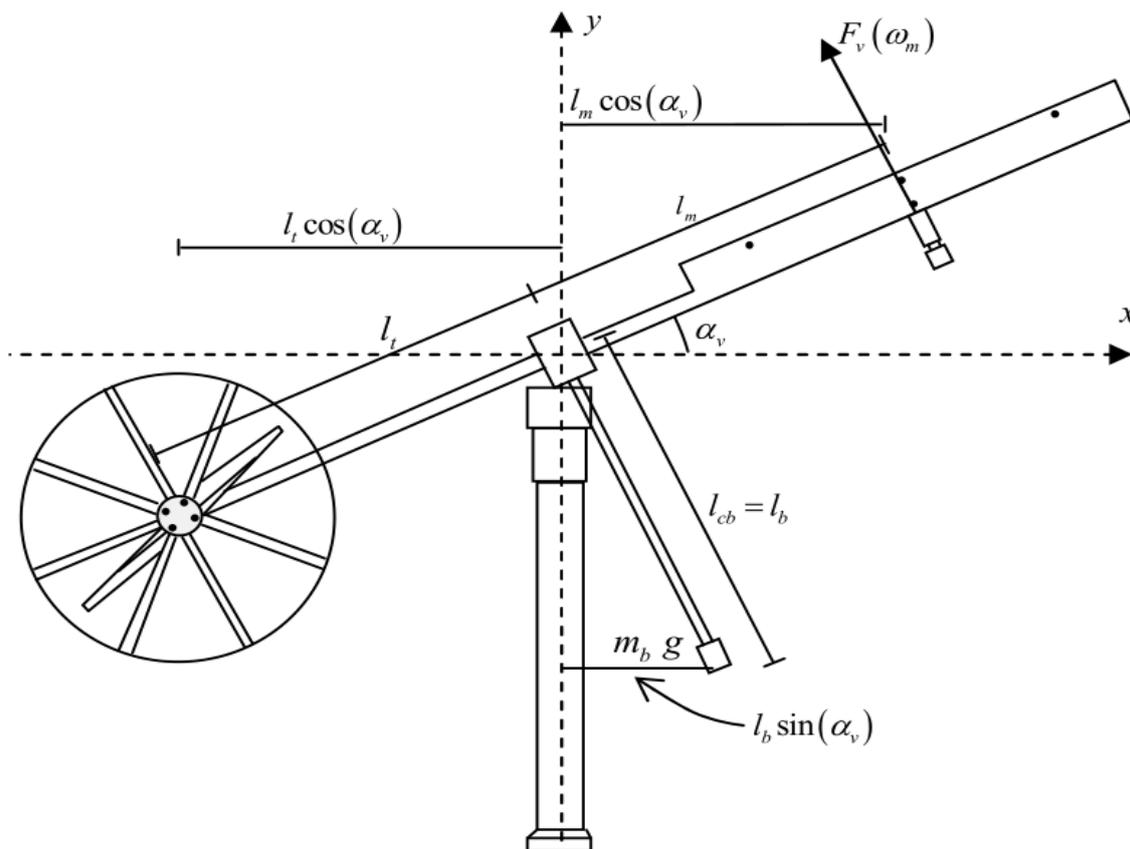


Figure 2.3 : Moment de force de friction et de la force aérodynamique

$$M_{v2} = l_m F_v(\omega_v) \tag{2.6}$$

Où

M_{v2} représente le moment de la force aérodynamique développé par le rotor principal ,et ω_v représente La vitesse angulaire du rotor principal ,et $F_v(\omega_v)$ Exprime la dépendance de la force aérodynamique de la vitesse angulaire du moteur.

2.4.1.3 Moment des forces centrifuge

La masse de la poutre génère une force orthogonale à la sens de rotation lorsqu'elle effectue un mouvement de rotation dans le plan horizontal. Elle est proportionnelle au carré de la vitesse angulaire de la poutre dans le plan horizontal, cette force est :

- nulle lorsque la poutre est élevée à $\frac{\pi}{2}$ rad,

- négative lorsque l'angle d'élévation est supérieur à $\frac{\pi}{2}$ rad,
- positive lorsqu'il est inférieur à $\frac{\pi}{2}$ rad,

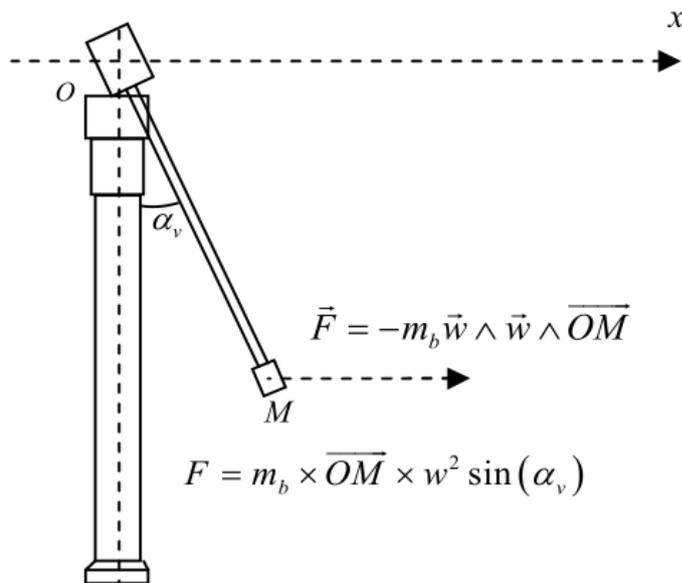


Figure 2.4 :Moments de la force centrifuge.

L'expression mathématique de cette force est :

$$M_{v3} = -\Omega_h^2 (A+B+C) \sin \alpha_v \cos \alpha_v \tag{2.7}$$

$$\text{Avec } \begin{cases} A = \frac{m_t}{2} + m_{tr} + m_{ts} \\ B = \frac{m_m}{2} + m_{mr} + m_{ms} \\ C = \frac{m_b}{2} l_b + m_{cb} l_{cb} \end{cases} \quad \text{et } \Omega_h = \frac{d\alpha_h}{dt}$$

α_h exprime l'angle d'azimute de la poutre ,et Ω_h est la Vitesse angulaire de la poutre autour de l'axe vertical .

2.4.1.4 Moment de friction M_{v4}

La relation de ce moment est donnée par :

$$M_{v4} = -\Omega_v k_v \quad (2.8)$$

Avec :

$$\Omega_h = \frac{d\alpha_h}{dt}$$

Ω_h : La vitesse angulaire autour de l'axe horizontal

k_v : Constante de friction.

2.4.1.5 Moment d'inertie J_v :

Le moment d'inertie est indépendant de l'angle d'élévation. D'après la figure de TRMS on peut déterminer Ce moment par rapport à l'axe horizontal.

$$J_v = \sum_{i=1}^8 J_{vi} \quad (2.9)$$

$$J_{v1} = m_{mr} l_t^2$$

$$J_{v2} = m_m \frac{l_m^2}{3}$$

$$J_{v3} = m_{cb} l_{cb}^2$$

$$J_{v4} = m_b \frac{l_b^2}{3}$$

$$J_{v5} = m_{tr} l_t^2$$

$$J_{v6} = m_t \frac{l_t^2}{3}$$

$$J_{v7} = \frac{m_{ms}}{2} r_{ms}^2 + m_{ms} l_m^2$$

$$J_{v8} = m_{ts} r_{ts}^2 + m_{ts} l_t^2$$

(2.10)

Avec :

r_{ms} : le rayon de l'hélice principale.

r_{ts} : le rayon de l'hélice secondaire.

La somme de tous les termes donne :

$$J_v = 0.055846 \text{ [kg } m^2 \text{]}$$

2.4.2 Modélisation du sous-système d'azimut

De la même façon de sous-système d'élévation, on peut décrire le mouvement horizontal comme étant un mouvement de rotation d'un solide à l'utilisation de la deuxième loi de Newton :

$$M_h = J_h \frac{d^2 \alpha_h}{dt^2} \quad (2.11)$$

Avec :

M_h : la somme des moments des forces agissantes dans le plan horizontal,

J_h : la somme des moments d'inertie par rapport à l'axe vertical

Ainsi :

$$M_h = M_{h1} + M_{h2}$$

$$J_h = \sum_{i=1}^8 J_{hi}$$

2.4.2.1 Moment de la force aérodynamique

La figure (2.5) ci-dessous montre la direction de la force aérodynamique et Pour déterminer cette force, considérons le cas présenté dans la figure (2.5).

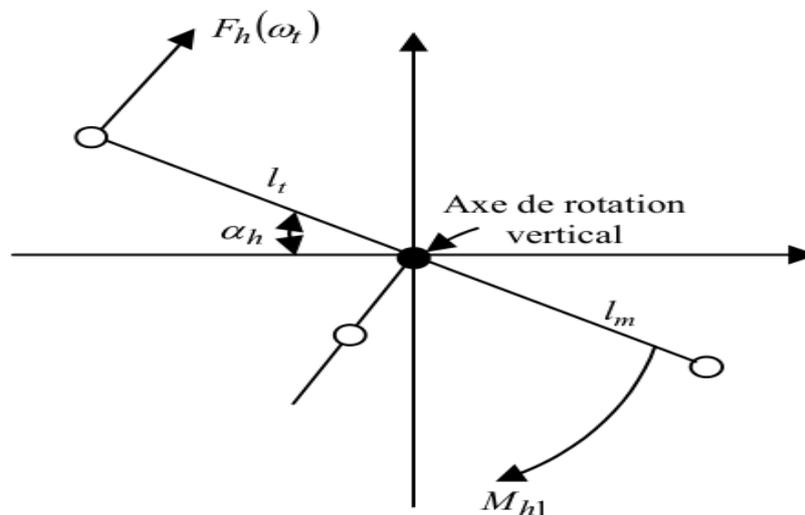


Figure 2.5 : force aérodynamique.

$$M_{h1} = l_t F_h(\omega_t) \cos \alpha_v \quad (2.12)$$

ω_t : La vitesse angulaire du rotor secondaire

$F_h(\omega_t)$: Exprime la dépendance de la force aérodynamique de la vitesse angulaire du rotor secondaire.

2.4.2.2 Moment de friction

Ce moment dépend de la vitesse angulaire de la tige autour de l'axe vertical.

$$M_{h2} = -\Omega_h k_h \quad (2.13)$$

Avec :

k_h Constante de friction à déterminer expérimentalement par l'identification et Ω_h vitesse angulaire autour de l'axe horizontal.

2.4.2.3 Moment d'inertie

Les moments d'inertie par rapport à l'axe vertical est donné par :

$$\begin{aligned}
J_{h1} &= \frac{m_m}{3} (l_m \cos \alpha_v)^2 \\
J_{h2} &= \frac{m_t}{3} (l_t \cos \alpha_v)^2 \\
J_{h3} &= \frac{m_b}{3} (l_b \sin \alpha_v)^2 \\
J_{h4} &= m_{tr} (l_t \cos \alpha_v)^2 \\
J_{h5} &= m_{mr} (l_m \cos \alpha_v)^2 \\
J_{h6} &= m_{cb} (l_b \sin \alpha_v)^2 \\
J_{h7} &= \frac{m_{ts}}{2} r_{ts}^2 + m_{ts} (l_t \cos \alpha_v)^2 \\
J_{h8} &= m_{ms} r_{ms}^2 + m_{ms} (l_m \cos \alpha_v)^2
\end{aligned} \tag{2.14}$$

Ou sous autre forme :

$$J_h(a_v) = D \cos^2 \alpha_v + E \sin^2 \alpha_v + F \tag{2.15}$$

Avec :

$$\left\{ \begin{aligned}
D &= \left(\frac{m_m}{3} + m_{mr} + m_{ms} \right) l_m^2 + \left(\frac{m_t}{3} + m_{tr} + m_{ts} \right) l_t^2 \\
E &= \frac{m_b}{3} l_b^2 + m_{cb} l_{cb}^2 \\
F &= m_{ms} r_{ms}^2 + \frac{m_{ts}}{2} r_{ts}^2
\end{aligned} \right.$$

2.4.3 Modélisation des deux moteurs

Le modèle du moteur est un système linéaire d'ordre un. Les paramètres à déterminer sont la constante de temps du moteur (τ) et le gain (K).

Moteur principale :

$$\frac{\omega_m}{u_v} = \frac{K_1}{\tau_m s + 1} = K_1 K_m \frac{1}{s + K_m} \tag{2.16}$$

Moteur de queue :

$$\frac{\omega_t}{u_h} = \frac{K_2}{\tau_t s + 1} = K_2 K_c \frac{1}{s + K_t} \quad (2.17)$$

2.5 Modèle d'état non linéaire

À l'utilisation des relations mathématiques développées précédemment, on peut réécrire les équations régissant le mouvement du système suivant :

$$\frac{dS_v}{dt} = \frac{I_m F_v(\omega_m) - \Omega_v k_v + g((A-B)\cos\alpha_v - C\sin\alpha_v) - \frac{1}{2}\Omega_h^2 H \sin 2\alpha_v}{J_v} ,$$

$$\frac{d\alpha_v}{dt} = \Omega_v ,$$

$$\Omega_v = S_v + \frac{J_{tr}\omega_t}{J_v} , \quad (2.18)$$

$$\frac{dS_h}{dt} = \frac{I_t F_h(\omega_t)\cos\alpha_v - \Omega_h k_h}{J_h(\alpha_v)} ,$$

$$\frac{d\alpha_h}{dt} = \Omega_h ,$$

$$\Omega_h = S_h + \frac{J_{mr}\omega_m \cos\alpha_v}{J_h(\alpha_v)} .$$

Avec :

S_v : Le moment angulaire dans le plan vertical,

S_h : Le moment angulaire dans le plan horizontal.

En posant comme :

- Entrée : $U = [u_v \ u_h]^T$

- Vecteur d'état : $X=[\alpha_v \ S_v \ u_v \ \alpha_h \ S_h \ u_h]^T$
- Sortie : $Y=[\alpha_v \ \alpha_h]^T$

On obtient le modèle d'état suivant :

$$\left\{ \begin{aligned}
 \dot{x}_1 &= x_2 + \frac{J_{tr}}{J_v} P_h(x_6) \\
 \dot{x}_2 &= \frac{I_m S_f F_v (P_v(x_3))}{J_v} - \frac{K_v}{J_v} \left(x_2 + \frac{J_{tr}}{J_v} P_h(x_6) \right) + \frac{g}{J_v} \left((A-B) \cos x_1 - C \sin x_1 \right) - \\
 &\quad \frac{1}{J_v} \left(x_5 + \frac{J_{mr} P_v(x_3) \cos x_1}{D \cos^2 x_1 + E \sin^2 x_1 + F} \right) (H) \sin x_1 \cos x_1 \\
 \dot{x}_3 &= \frac{1}{T_{mr}} (-x_3 + K_{mr} u_v) \\
 \dot{x}_4 &= x_5 + \frac{J_{mr} P_v(x_3) \cos x_1}{D \cos^2 x_1 + E \sin^2 x_1 + F} \\
 \dot{x}_5 &= \frac{1}{D \cos^2 x_1 + E \sin^2 x_1 + F} \left\{ I_t S_f F_h (P_h(x_6)) \cos x_1 - K_h \left(x_5 + \frac{J_{mr} P_v(x_3) \cos x_1}{D \cos^2 x_1 + E \sin^2 x_1 + F} \right) \right\} \\
 \dot{x}_6 &= \frac{1}{T_{tr}} (-x_6 + K_{tr} u_h)
 \end{aligned} \right. \tag{2.19}$$

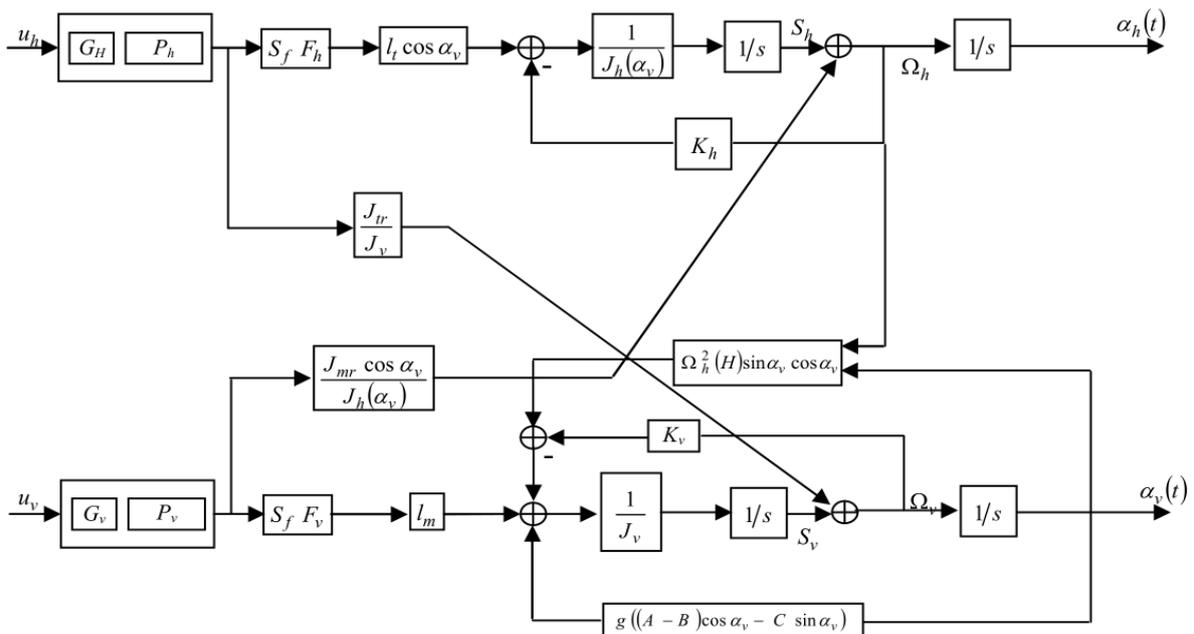


Figure 2.6 : Schéma bloc du model de TRMS.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, on a établi un modèle mathématique du simulateur de vol hélicoptère (TRMS), l'analyse du modèle nous montre qu'il s'agit d'un modèle multivariable, non-linéaire et couplé. Cette modélisation nous permettra par la suite de comparer les résultats avec le modèle flou.

Dans le prochain chapitre on utilise des outils de classification flou pour déterminer un modèle flou par l'utilisation des techniques de Takagi-Sugeno (modèle de Takagi-Sugeno).

Chapitre 3 :
Modélisation floue de type
Takagi-Sugeno à partir des
données.

3 Modélisation floues de type Takagi-Sugeno à partir des données

3.1 Introduction

Actuellement, le développement des modèles des systèmes est un sujet central dans plusieurs disciplines des sciences et de l'ingénierie. Traditionnellement, la modélisation est vue comme la double conjonction entre la compréhension de la nature et le comportement d'un système ainsi que le traitement mathématique approprié qui conduise à l'obtention d'un modèle utilisable. Le besoin d'une forte compréhension des phénomènes physiques dans les systèmes industriels, les systèmes de vol, constitue une grande restriction au niveau pratique, quand on est confronté aux systèmes complexes non-linéaires. Le développement d'un modèle flou qui représente adéquatement la réalité est une tâche importante. Si le modèle n'est pas assez précis, les étapes suivantes d'analyse, de prédiction, de synthèse du contrôleur, etc., ne peuvent pas réussir.

3.2 Généralité sur logique flou

3.2.1 Les Ensembles Flous

La notion d'ensemble flou introduit un caractère graduel de l'appartenance d'un élément à un ensemble donné. Cela permet une meilleure représentation des termes et des connaissances vagues que nous, les humains, manipulons au quotidien. Mathématiquement, un ensemble flou A d'un univers de discours U , est caractérisé par une fonction d'appartenance, notée μ_A , à valeur dans l'intervalle $[0,1]$ et qui associe à chaque élément x de U un degré d'appartenance $\mu_A(x)$ indiquant le niveau d'appartenance de x à A . $\mu_A(x) = 0$ et $\mu_A(x) = 1$ correspondent respectivement à l'appartenance et la non-appartenance.

3.2.2 Variable linguistique

La notion de variable linguistique permet de modéliser les connaissances imprécises ou vagues sur une variable dont la valeur précise est inconnue. Une variable linguistique, ou variable floue, est donc une variable dont les valeurs floues appartiennent à des ensembles flous pouvant représenter des mots du langage naturel. Ainsi, une variable floue peut prendre simultanément plusieurs valeurs linguistiques [26]. Le domaine sur lequel ces termes et ces variables sont définis, constitue l'univers de discours. Le découpage de cet univers de discours par les termes flous est appelé une partition floue. Lorsque l'univers de discours est totalement recouvert par les termes flous, et que pour toutes valeurs, la somme des degrés d'appartenance est égale à 1, on parle alors de partition floue forte.

La variable linguistique peut être représentée par un triplet $(x, T[x], U)$, dans lequel x est le nom de la variable linguistique, $T[x]$ l'ensemble des valeurs linguistiques de x et $U \subseteq \mathbb{R}$ l'univers de discours. La figure 1.1 illustre un exemple de variable linguistique 'vitesse' avec trois termes linguistiques : petite, moyenne et grande.

3.2.3 Fonction d'appartenance

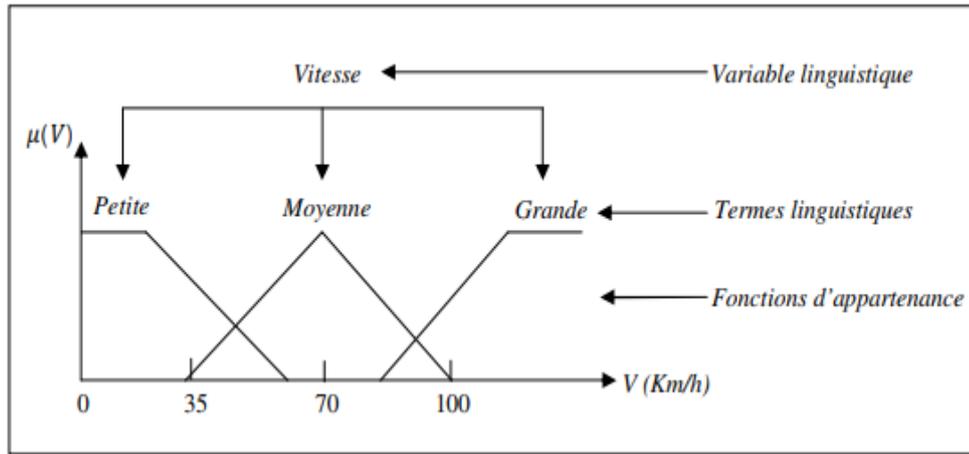


Figure 3—1 : Variable linguistique.

Une fonction d'appartenance d'un ensemble flou A définie sur l'univers de discours X , notée $\mu_A(x)$ tel que $x \in X$, est une courbe qui définit comment chaque point dans l'univers de discours est tracé avec une valeur d'appartenance comprise dans l'intervalle $[0, 1]$ [25][26]:

$$\mu_A(x): \mathbb{R}^p \rightarrow [0,1]$$

$$x \rightarrow \mu_A(x)$$

La valeur $\mu_A(x)$ mesure l'appartenance ou le degré avec lequel un élément x appartient à l'ensemble A . 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 :

- **Fonction triangulaire :** (figure 1.2-a). $\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right)$
- **Fonction trapézoïdale :** (figure 1.2-b). $\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right)$
- **Fonction gaussienne :** (figure 1.2-c). $\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right)$
- **Fonction sigmoïde :** (figure 1.2-d). $\mu(x) = \frac{1}{1+\exp(-a(x-c))}$

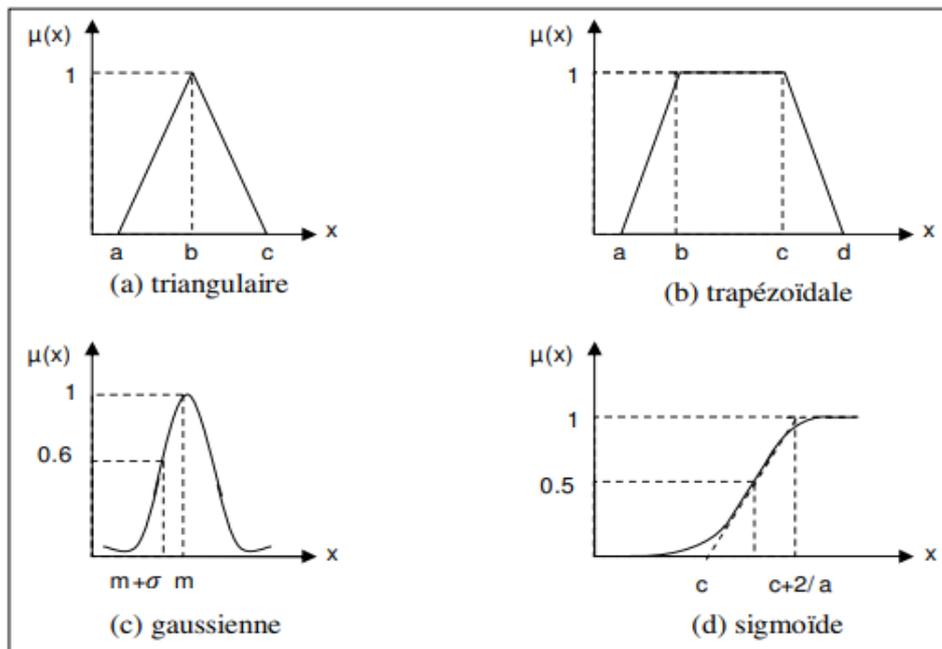


Figure 3—2 : Formes usuelles des fonctions d'appartenance.

3.2.4 Opérations sur les ensembles 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.

- **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.
- **Union :** L'union de deux sous-ensembles flous A et B de E est un sous-ensemble flou $A \cup B$ qui est défini par le plus grand sous-ensemble flou qui contient A et qui contient B .Sa fonction d'appartenance est donnée par :

$$\mu_{A \cup B} = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

- **Intersection** : L'intersection de deux sous-ensembles flous A et B de E est un sous-ensemble $A \cap B$ flou qui est défini par le plus petit sous-ensemble contenu à la fois dans A et dans B .Sa fonction d'appartenance est donnée par :

$$\mu_{A \cap B} = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

Complément : Le complément d'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 :

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

3.3 Modélisation floue des systèmes

Les systèmes peuvent être représentés par des modèles mathématiques de plusieurs formes différentes, telles que les équations algébriques, les équations différentielles, etc. Le cadre de modélisation considéré repose sur des modèles flous basés sur des règles qui décrivent les relations entre variables.

3.3.1 Structure générale et différents types de modèles flous

Les systèmes flous s'appuient sur une représentation de la connaissance sous forme de règles « Si-Alors » qui permettent de représenter les relations entre les variables d'entrée et de sortie dont l'expression générique est de la forme :

Si antécédent **Alors** conséquent

On distingue trois types de modèles flous basés sur des règles [9]:

- Modèle flou linguistique (Zadeh, Mamdani), l'antécédent et le conséquent sont tous les deux des propositions floues qui utilisent des variables linguistiques [10].
- Modèle flou relationnel, le mappage des ensembles flous d'entrée A_i vers les ensembles flous de sortie B_i est représenté par une relation floue [11].
- Modèle flou Takagi-Sugeno (TS), La partie conclusion de ces règles utilise des variables numériques plutôt que variables linguistiques [12].

D'une manière générale, la partie conclusion s'exprime sous la forme d'une constante ou d'une fonction ou d'une équation différentielle dépendant des variables d'entrées.

3.3.2 Modèle flou Takagi-Sugeno [9]

Ce modèle est approprié pour l'approximation d'une classe générale de systèmes non-linéaires est celui proposé par Takagi et Sugeno. Ce type de modèle est construit à partir d'une base de règles "Si...Alors...", dans laquelle si la prémisse est toujours exprimée linguistiquement, le conséquent utilise des variables numériques plutôt que des variables linguistiques. Le conséquent peut s'exprimer par exemple, sous la forme d'une constante, d'un polynôme ou de manière plus générale d'une fonction ou d'une équation différentielle dépendant des variables associées à l'antécédent. D'une manière générale, un modèle de type Takagi-Sugeno (TS) est basé sur une collection des règles R_i du type :

$$R_i : \quad \text{Si } x \text{ est } A_i \quad \text{Alors } y_i = f_i(x), \quad i=1, \dots, r \quad (3.1)$$

Où :

r est le nombre de règles que contient la base de règles et R_i dénote la i ème règle du modèle. $x \in \mathcal{R}^p$ est la variable d'entrée (antécédent) et $y \in \mathcal{R}$ est la variable de sortie (conséquent). A_i est le sous-ensemble flou de l'antécédent de l' i ème règle, définie, dans ce cas, par une fonction d'appartenance (multi variable) de la forme :

$$\mu_{A_i(x)} : \mathcal{R}^p \rightarrow [0,1] \quad (3.2)$$

Comme dans le modèle linguistique, la proposition de l'antécédent " x est A_i " est normalement exprimée comme une combinaison logique de propositions simples avec des sous-ensembles flous unidimensionnels définis pour les composants individuels du vecteur, usuellement dans la forme conjonctive suivante :

$$R_i : \quad x_1 \text{ est } A_{i1} \text{ et } x_2 \text{ est } A_{i2} \text{ et} \dots \text{et } x_p \text{ est } A_{ip} \text{ alors } y_i = f_i(x), \quad i=1, \dots, r$$

Typiquement les fonctions f_i sont choisies comme des fonctions paramétrées appropriées, avec la même structure pour chaque règle où seuls les paramètres varient. Une forme de paramétrisation souvent utilisée est la forme affine :

$$y_i = a_i^T \cdot x + d_i$$

$a_i \in \mathcal{R}^p$ est un vecteur de paramètres et d_i est un scalaire. Les conclusions des règles dans ce modèle sont alors des hyperplans (sous-espaces linéaires p -dimensionnels) dans

l'espace \mathfrak{R}^{p+1} . Ainsi, en modélisation floue des systèmes, l'antécédent de chaque règle définit une région (floue) de validité pour le sous-modèle correspondant du conséquent. Le modèle global est composé par la concaténation des modèles locaux (linéaires) et peut être vue comme une approximation par morceaux d'une surface non linéaire correspondant à la sortie du système.

quand $d_i=0$, le modèle est appelé modèle homogène Takagi-Sugeno, de la forme :

$$R_i : \quad \text{Si } x \text{ est } A_i \quad \text{Alors } y_i = a_i^T x \quad i=1, \dots, r \quad (3.3)$$

quand $a_i=0$ Dans ce cas, les conséquents dans le modèle prennent la forme d'une constante le modèle, appelé singleton, est obtenu par :

$$R_i : \quad \text{Si } x \text{ est } A_i \quad \text{Alors } y_i = d_i \quad i=1, \dots, r \quad (3.4)$$

Avant l'étape d'inférence de la sortie, il faut calculer d'abord le degré d'accomplissement $\beta_i(x)$ de l'antécédent. le degré d'accomplissement est simplement égal au degré d'appartenance de l'entrée multidimensionnelle x ; c'est-à-dire : $\beta_i(x)=\mu_{A_i}(x)$

Quand des relations logiques sont utilisées, le degré d'accomplissement de l'antécédent est calculé comme une combinaison des degrés d'appartenance des propositions individuelles en utilisant les opérateurs de la logique floue.

Dans la modélisation T-S, l'obtention de la sortie du modèle est réalisée à partir d'une combinaison des opérations d'inférence et de défuzzification. La sortie finale se calcule comme la moyenne des sorties correspondants aux règles R, pondérées par le degré d'accomplissement normalisé, selon l'expression [12] :

$$y = \frac{\sum_{i=1}^r \beta_i(x) \cdot y_i}{\sum_{i=1}^r \beta_i(x)} \quad (3.5)$$

En notant μ_i le degré normalisé d'accomplissement conformément à l'expression :

$$\mu_i = \frac{\beta_i(x)}{\sum_{i=1}^r \beta_i(x)} \quad (3.6)$$

Le modèle affine Takagi-Sugeno, avec une structure commune du conséquent, peut être exprimé comme un modèle pseudo-linéaire avec des paramètres dépendants des entrées :

$$y = a^T(x) \cdot x + d \quad (3.7)$$

avec :
$$a^T(x) = \sum_{i=1}^r \mu_i(x) \cdot a_i^T \quad \text{et} \quad d = \sum_{i=1}^r \mu_i(x) \cdot d_i$$

Dans le cas des modèles dynamiques de Takagi-Sugeno en temps discret sous la forme non linéaire Auto-Régressive avec entrée exogène (NARX), l'équation de système est de la forme :

$$y(k+1) = f(y(k) \dots y(k-n_y+1), u(k) \dots u(k-n_u+1)) \quad (3.8)$$

Où k dénote l'instant d'échantillonnage, n_y et n_u sont des entiers liés à l'ordre (structure) du système. Les règles du modèle dynamique de Takagi-Sugeno TS prennent la forme :

Si $y(k)$ est A_{i1} **et** $y(k-1)$ est A_{i2} **et...** **et** $y(k-n_y+1)$ est A_{in_y} **et** $u(k)$ est B_{i1} **et ...et** $u(k-n_u+1)$ est B_{in_y}

Alors :
$$y_i(k+1) = \sum_{j=1}^{n_y} a_{ij} y(k-j+1) + \sum_{j=1}^{n_u} b_{ij} u(k-j+1) + d_i \quad (3.9)$$

La sortie globale du modèle est :

$$y(k+1) = \sum_{j=1}^r \mu_i(k) y_i(k+1) \quad (3.10)$$

Dans laquelle :
$$\sum_{j=1}^r \mu_i(k) = 1$$

En plus de cette représentation entrée-sortie, les modèles flous dynamiques de type Takagi-Sugeno peuvent aussi représenter les systèmes non linéaires sous la forme d'espace d'état.

3.4 Identification (construction) d'un système MIMO

Typiquement, la construction de modèles flous peut se faire à partir de deux approches pour obtenir le modèle flou :

1. Dérivant le modèle à l'utilisation des équations de système non-linéaire : dériver la structure et les paramètres du modèle brouillé en linéarisant l'équation dynamique non linéaire au sujet d'un certain nombre de points d'opération [27].
2. Basées sur les données d'entrée-sortie produites à l'utilisation du système non-linéaire original.

Dans le premier cas, l'identification de modèle flou implique de dériver la structure et les paramètres du modèle en linéarisant l'équation dynamique non-linéaire en certain nombre de points d'opération [27].

Dans le douzième cas, en utilise les données d'entrée-sortie pour l'identification le système. La plupart des méthodes supposent que les variables d'entrées et des sorties du modèle sont connues ou peuvent être déterminées par expérimentation. Alors une structure appropriée est choisie pour représenter la dynamique du processus.

Afin de réduire la complexité des systèmes MIMO (Multi entrées multi sorties), la décomposition de ces derniers en sous-systèmes MISO (Multi entrées mono sorti) est une approche qui permet d'une part d'éviter la lourde charge de l'approche globale et d'autre part la facilité de mise en œuvre des schémas de commande de ces systèmes .Par leur qualité d'approximateur universel, l'identification floue à base de modèles de Takagi-Sugeno, permet de transformer ces systèmes non linéaires en un ensemble de systèmes linéaires Considérons un système MIMO à n entrées et n sorties.

3.4.1 Structure du modèle flou

En modélisation floue des systèmes, la sélection de la structure implique habituellement les choix suivants :

- Les variables d'entrée et de sortie : dans les systèmes plus complexes, il n'est pas facile de déterminer les variables qui devraient être employées comme entrées du modèle. Dans le cas des systèmes dynamiques non-linières, on doit également estimer l'ordre du système. Pour le modèle entrée-sortie NARX cela signifie qu'il faut définir le nombre de retards, d'entrée et de sortie, n_u et n_y , en choisie la structure qui donne une bonne résultat .

- La structure des règles : ce choix implique le type de modèle, en remarque qu'il existe trois types des modèles (linguistique, singleton, TS) et la forme de l'antécédent (fonctions d'appartenance multi variables ou dans la forme composée).
- Le nombre et le type de fonctions d'appartenance pour chacune des variables : ce choix détermine le niveau de détail (granularité) du modèle. De nouveau, le but de la modélisation ainsi que la connaissance disponible vont influencer cette sélection. Des méthodes automatiques basées sur des données peuvent être utilisés pour ajouter ou supprimer des fonctions d'appartenance dans le modèle [13].
- Le type de mécanisme d'inférence et opérateurs logiques et méthode de défuzzification. Ces choix sont restreints par le type de modèle flou choisi (Mamdani ou Takagi-Sugeno), et par les opérateurs flous sélectionnés. Pour faciliter l'optimisation des modèles flous basée sur les données (apprentissage), des opérateurs différentiables (produit, somme) sont souvent préférés aux opérateurs standard min et max [13].

3.4.2 Construction basée sur des données entrée-sortie [13]

- 1) Modélisation basée sur des prototypes (*template-based*), dans laquelle les domaines des variables de l'antécédent sont simplement partitionnés dans un nombre spécifié de fonctions d'appartenance avec la même forme et distribution dans l'espace.
- 2) Modélisation basée sur l'ajout progressif de fonctions d'appartenance, dans laquelle est générée une partition de l'espace avec une base de règles à complexité contrôlée.
- 3) Modélisation basée sur des techniques de coalescence floue (*fuzzy clustering*), dans laquelle les règles du modèle flou peuvent être extraites à partir de la conformation de groupes de données (classes) dans l'espace produit d'entrée-sortie.

3.5 Méthodes de coalescence floue (classification flou) :

Cette méthode est appelée, Lorsque la connaissance de l'expert n'est pas disponible, l'identification d'une structure doit être faite à partir des données d'entrée-sortie. Elle permet de partitionner l'espace des données en plusieurs classes (clusters). Chacune de ces classes ou clusters ou régions floues est caractérisée par un vecteur appelé centre de classe.

L'appartenance des données d'entrée-sortie à un class est basée sur la vérification d'un degré de similitude. Habituellement, il est calculé en utilisant une mesure appropriée de

distance qui quantifie la distance entre les données, représentées comme des points dans l'espace caractéristique et les centres des classes.

L'utilisation de ces algorithmes à l'avantage essentiel de permettre la génération automatique des fonctions d'appartenance à partir des données d'entrée-sortie, et elles sont construites, en minimisant une fonction coût. Parmi les techniques de classification floue les plus utilisées, les méthodes d'apprentissage supervisées et non supervisées. Ces dernières ne demandent aucune connaissance a priori sur la structure des données [9]. Leur principal inconvénient est la nécessité d'initialiser les algorithmes par un nombre de clusters, paramètre d'entrée, qui doit être fixé à priori [14].

3.5.1 Matrice de données

Dans les méthodes de coalescence floue (classification floue), les données sont des mesures (observations) issues d'un certain processus physique. Chaque k-ième observation constitue un vecteur noté par $Z_k=[z_{1k}, z_{2k}, \dots, z_{nk}]$ avec $1 \leq k \leq N$, $z_k \in \mathbb{R}^n$. ou N représente le nombre des observations (mesures) et n correspond au nombre de variables mesurées. Un ensemble de N observations est dénoté par $Z=\{z_k, k = 1,2, \dots, N\}$, et il est représenté comme étant une matrice appelée la matrice de données donnée par :

$$Z = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \dots & z_{1k} \\ z_{21} & z_{22} & \dots & z_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{n1} & z_{n2} & \dots & z_{nk} \end{bmatrix}$$

Les algorithmes de classification floue fait un partitionnement des données en un certain nombre de classes. La notion de partition floue été introduite par Ruspini [15,16,17]. Au sens de Ruspini (partition floue stricte), une c-partition floue d'un ensemble Z peut être obtenue en définissant des c sous-ensembles flous de Z avec la somme des degrés d'appartenance pour chaque observation de Z soit égale à un.

on associe à chaque observation $z_k \in Z$, un vecteur de degrés d'appartenance aux différentes clusters, et la juxtaposition de ces vecteurs pour l'ensemble des N observations de Z amène à la définition d'une matrice d'appartenance U (de dimension $c \times N$) où l'élément μ_{ik} représente le coefficient d'appartenance de l'observation z_k à la classe i, $i=1,2,\dots,c$.

Cette matrice établit une relation d'ordre floue et traduit l'idée d'une partition floue en c classes.

La matrice d'appartenance $U = [\mu_{ik}]$ est également appelée matrice de partition floue et écrit sous la forme :

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \dots & \mu_{1j} & \dots & \mu_{1N} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \dots & \mu_{2j} & \dots & \mu_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mu_{i1} & \mu_{i2} & \dots & \mu_{ij} & \dots & \mu_{iN} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mu_{c1} & \mu_{c2} & \dots & \mu_{cj} & \dots & \mu_{cN} \end{bmatrix}$$

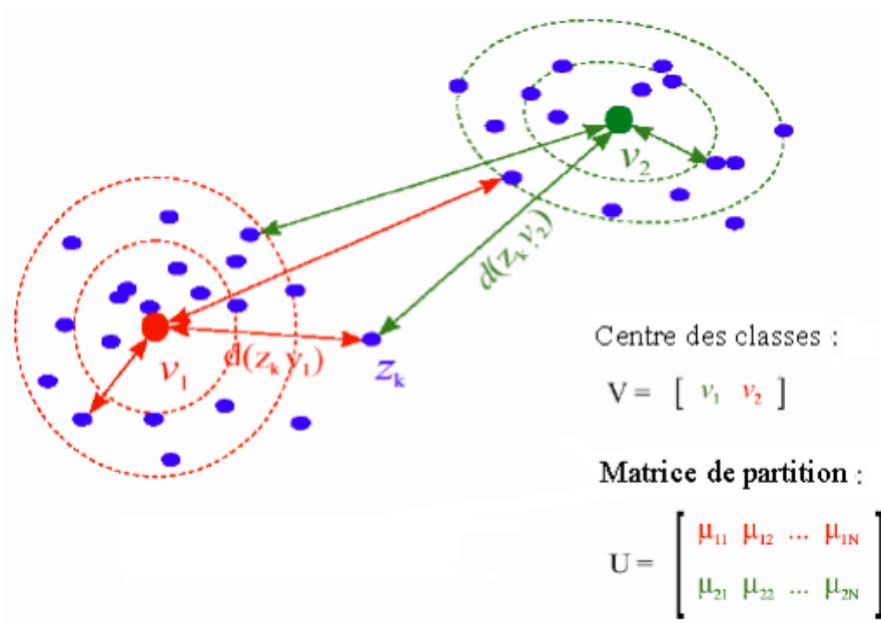


Figure 3—3 : cluster et matrice de partition.

3.5.2 Les algorithmes

Les algorithmes de classification floue (*clustering*) ont comme paramètre d'entrée le nombre de classes (nombre de clusters). Ils partagent l'ensemble de N objets en K groupes, la similarité est faible entre les différentes classes, mais élevée à l'intérieur d'un même groupe. Pour ce faire, ces algorithmes itèrent en deux étapes : [17,18,19]

- Calculent les centres des groupes,
- Assignent chaque objet au centre le plus proche.

Chaque classe est caractérisée par le centre (prototype) et par ses éléments. Le prototype des classes est la position dans l'espace de dimension d, où la somme des distances à tous les objets d'un même groupe est minimale.

La similarité est analysée au travers de la minimisation d'une fonction objectif qui est définie en fonction de la distance de chaque objet à l'élément prototype de chaque classe. La forme des groupes dépend du type de distance utilisée (euclidienne, Mahalanobis). Ces algorithmes fournissent une représentation géométrique des classes [20]. Parmi les différentes méthodes basées sur la calcul de distance, K-Means est sans nul doute. Il effectue une séparation stricte de l'espace des données (c'est-à-dire chaque objet n'est associé qu'à une seule classe pas floue) et C-Means dans cet algorithme un objet peut associer de plusieurs classes.

Dans cette sous-section, nous allons présenter les deux méthodes(algorithmes) les plus utilisées dans le domaine de l'identification des systèmes : les FCM (*fuzzy c-means*) classiques développés par Bezdek [22,21,23] et l'algorithme GK proposé par Gustafson-Kessel [15]. La première méthode Utilisée la distance euclidienne et permet la détection de classes hyper sphériques, tandis que la deuxième utilisée la distance Mahalanobis et détecte des classes hyper ellipsoïdales, typiquement mieux adaptées à la géométrie des observations.

3.5.2.1 Groupage c-moyennes floues (algorithme FCM) :

L'algorithme FCM (c-moyennes floues), travaux de Dunn [24], vue comme une référence des différentes méthodes de coalescence floue, elle basée sur la minimisation de la fonction objectif c-means, de la forme suivant :

$$J_{FCM}(Z, U, c_1, c_2, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (3.11)$$

Où

Z est l'ensemble des données,

$U = [\mu_{ij}]$ est la matrice de partition floue (de dimension $c \times N$),

$[c_1, \dots, c_c]$ est le vecteur de centre de classes qui doit être déterminé,

$d_{ij}^2 = (z_k - c_i)^T A(z_k - c_i)$ est une norme de distance quadratique dans l'espace considéré, qui définit la mesure de distance entre l'observation z_k et le centre c_i , A est l'identité

$m \in [1, \infty]$ est un facteur qui désigne le degré de flou de la partition.

Dans l'équation (1.5), la mesure de non-similarité exprimée par le terme $J_{FCM}(Z, U, c_1, c_2, \dots, c_c)$ est la somme des carrés des distances entre chaque vecteur de données z_k et le centre c_i de la classe correspondante. L'effet de cette distance est pondéré par le degré d'activation u_{ij}^m correspondant au vecteur de données z_k .

La valeur de la fonction coût $J_{FCM}(Z, U, c_1, c_2, \dots, c_c)$ peut être vue comme une mesure de la variance totale de z_k par rapport aux centres c_i .

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \forall j = 1, \dots, n$$

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (3.12)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{2/(m-1)}} \quad (3.13)$$

L'algorithme est donné par :

Etant donné l'ensemble de données Z , choisir un nombre de classe $1 < c < N$, l'exposant $m > 1$, la tolérance d'arrêt $\varepsilon > 0$ et la matrice de norme A . Initialiser aléatoirement la matrice de partition U : Répéter pour $l = 0, 1, 2, \dots$

Etape 1 : Calculer les centres des classes :

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}$$

Etape 2 : Calculer les distances :

$$d_{ij}^2 = (z_k - c_i)^T A (z_k - c_i)$$

Etape 3 : Mettre à jour la matrice de partition :

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{2/(m-1)}}$$

Jusqu'à :

$$\|U^l - U^{l-1}\| \leq \varepsilon .$$

3.5.2.1.1 Algorithme de Gustafson-Kessel(GK)

Dans l'année 1979, Gustafson et Kessel [15] ont généralisé l'algorithme FCM en employant une norme de distance adaptative (distance Mahalanobis) dans le but de détecter des classes de différentes formes géométriques dans un ensemble de données d'entrée-sortie. Dans ce cas, chaque classe possède sa propre matrice de norme, ce qui entraîne :

$$D_{GK}^2(z_k, c_i) = (z_k - c_i)^T A_i (z_k - c_i) \quad (3.14)$$

On suppose que la matrice A_i vérifie l'hypothèse :

$$|A_i| = \rho_i \quad \rho_i > 0$$

où ρ_i est fixé pour chaque classe.

Dans ce cas, l'optimisation de (1.5) nous donne l'expression suivante pour A_i :

$$A_i = \rho_i \det(F_i)^{1/n} F_i^{-1}$$

où F_i est la matrice de covariance floue de la i ème classe donnée par :

$$F_i = \frac{\sum_{k=1}^N \left(\mu_{ik}^{(l-1)} \right)^m \left(z_k - v_i^{(l)} \right) \left(z_k - v_i^{(l)} \right)^T}{\sum_{k=1}^N \left(\mu_{ik}^{(l-1)} \right)^m} \quad (3.15)$$

Ce qui nous mène à l'algorithme de (GK) suivant :

Etant donné l'ensemble de données Z, choisir un nombre c de classes $1 < c < N$, l'exposant $m > 1$, la tolérance d'arrêt $\varepsilon > 0$ et la matrice de norme A. Initialiser aléatoirement la matrice de partition U :

Répéter pour $l = 1, 2, \dots$

Etape 1 : Calculer les centres des classes:

$$c_i^{(l)} = \frac{\sum_{k=1}^N \left(\mu_{ik}^{(l-1)} \right)^m z_k}{\sum_{k=1}^N \left(\mu_{ik}^{(l-1)} \right)^m}$$

Etape 2 : Calculer les matrices de covariances des classes

$$F_i = \frac{\sum_{k=1}^N \left(\mu_{ik}^{(l-1)} \right)^m \left(z_k - v_i^{(l)} \right) \left(z_k - v_i^{(l)} \right)^T}{\sum_{k=1}^N \left(\mu_{ik}^{(l-1)} \right)^m}$$

Etape 3 : Calculer les distances :

$$D_{GK}^2 = (z_k - v_i^{(l)}) \left[\rho_i \det(F_i)^{1/n} F_i^{-1} \right] (z_k - v_i^{(l)})^T$$

Etape 4 : Mettre à jour la matrice de partition :

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{2/(m-1)}}$$

Jusqu'à :

$$\|U' - U^{l-1}\| \leq \varepsilon$$

L'avantage de l'algorithme de GK par rapport à l'algorithme FCM est sa capacité de détecter des classes possédant des formes et des orientations différentes dans un seul ensemble de données comme le montre la figure (Fig.1.4).

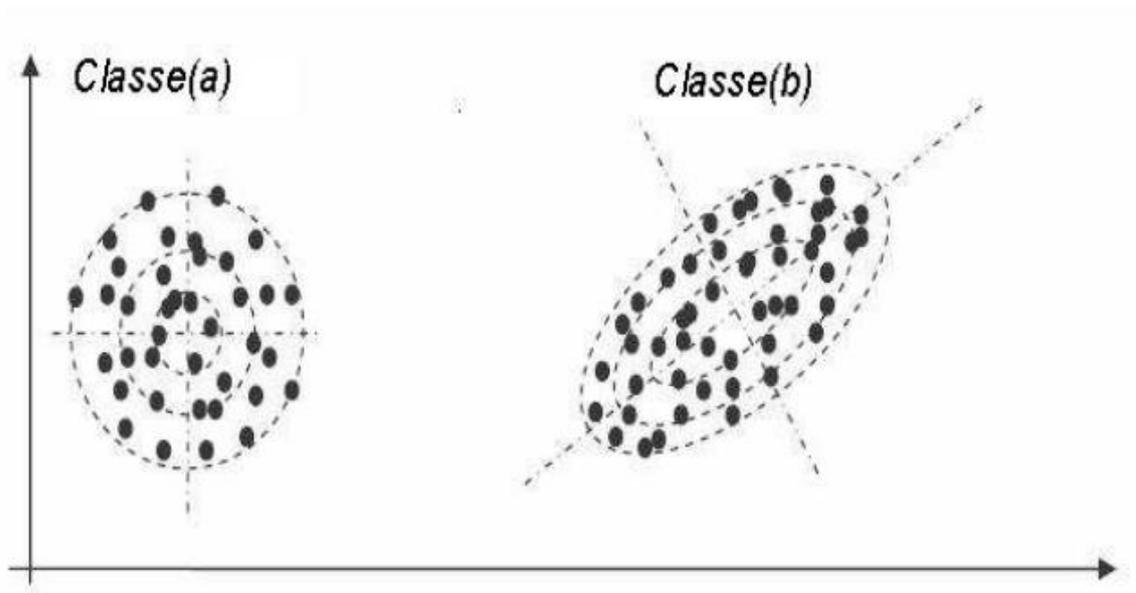


Figure 3—4 : (a) Classe sphérique détectable par les algorithmes FCM et GK, (b) Classe Elliptique détectable seulement par l'algorithme GK.

3.5.3. Construction de modèles TS à partir des données

Dans le contexte de la modélisation floue des systèmes, l'intérêt porte sur l'obtention des modèles TS (Takagi-Sugeno) qui permettent une décomposition d'un système non-linéaire (en un ensemble de sous-systèmes linéaires). Nous abordons ainsi une description d'une méthodologie générale pour la construction des modèles flous du type Takagi-Sugeno, en mettant l'accent sur les besoins communs qui sont :

- La génération des fonctions d'appartenance,
- L'obtention des paramètres des conséquents.

3.5.3.1. Sélection de la structure

Cette étape a un objectif spécifique qui est la détermination des entrées et sorties prépondérantes par rapport au but final de la modélisation. Quand il s'agit de l'identification des systèmes dynamiques, il faut choisir l'ordre et la structure du modèle dynamique. Pour le cas des systèmes dynamiques non-linéaires, cela s'effectuera en deux étapes :

- Une étude hors ligne pour déterminer le modèle linéaire.
- Une étude en ligne pour adapter les paramètres du modèle.

3.5.3.2 Classification des données

La sélection de la structure d'un système conduit à un problème de régression non linéaire statique, qui est alors approximée par une collection de sous modèles linéaires locaux. La localisation et les paramètres des sous modèles sont créés en partitionnant les données disponibles en classes (clusters). Chacune de ces classes définit une région floue, dans laquelle le système peut être approximé localement par un sous modèle linéaire. Dans le cas des algorithmes FCM (C-moyennes floues), l'estimation des paramètres des sous modèles linéaires affines fait partie du processus de classification. Par contre, dans le cas de l'algorithme de GK (Gustafson-Kessel), l'obtention des paramètres des conséquents du modèle TS (Takagi-Sugeno) correspondant est faite lors d'une étape postérieure au processus de la classification, et l'utilisateur doit définir à l'avance le nombre c de classe. Il reste constant pendant toute la durée d'exécution de l'algorithme.

3.5.3.3. Génération des fonctions d'appartenance des antécédents

Les fonctions d'appartenance des antécédents peuvent être obtenues à partir le calcul des degrés d'appartenance directement dans l'espace produit des variables de l'antécédent ou à partir de la matrice de partition floue U en appliquant le mécanisme de projection sur ces variables.

- **Génération par projection :**

Le principe de cette méthode est de projeter la matrice de partition floue sur chacun des axes des variables. On projette donc pour chaque règle, les ensembles flous définis point par point dans la matrice de partition floue U sur les variables individuelles des antécédents.

En illustre le mécanisme de projection d'un ensemble flou A_1 de dimension 2, sur les deux axes des antécédents x_1 et x_2 sur La figure(*Figure 3—5*).

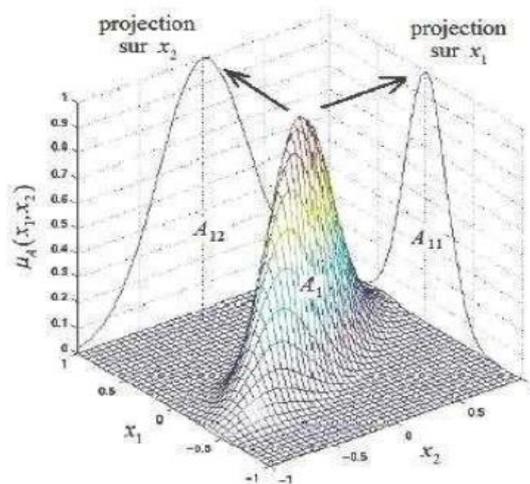


Figure 3—6 : Illustration du mécanisme de projection.

3.5.4. Obtention des paramètres des conséquents

Les paramètres des conséquents peuvent être établis à l'utilisation de la technique des moindres carrés, en utilisant comme facteurs de pondération des données les degrés d'appartenance de la matrice de partition floue U issus du processus de classification. Cette approche conduit à une formulation de c problèmes indépendants de type moindres carrés pondérés dans laquelle les degrés d'appartenance expriment l'importance de la paire de

données (x_k, y_k) par rapport à chaque ième sous modèle linéaire local $y_i = a_i x_i + d_i$, avec $1 \leq i \leq c$.

Les données d'identification entrée-sortie $Z_k = [z_k^T, y_k]^T$, avec $1 \leq k \leq N$, et les degrés d'appartenance μ_{ik} de la matrice de partition floue sont regroupés dans les matrices suivantes :

$$X = \begin{bmatrix} x_1^T \\ x_2^T \\ \vdots \\ x_N^T \end{bmatrix} \quad y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} \quad W_i = \begin{bmatrix} \mu_{i1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mu_{i2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \mu_{iN} \end{bmatrix}$$

Les paramètres des conséquents a_i et d_i appartenant à la règle correspondant à la ième classe sont concaténés dans un seul vecteur de paramètres θ_i , donné par :

$$\theta_i = [a_i^T, d_i]^T \quad (3.16)$$

Afin de faciliter le calcul, la matrice de régression X est augmentée en ajoutant un vecteur-colonne unitaire, selon l'expression :

$$X_e = [X, 1] \quad (3.17)$$

Si les colonnes de X_e son linéairement indépendantes et $\mu_{ik} > 0$ pour $1 \leq k \leq N$, alors la solution des moindres carrés de $y = X_e \theta + \varepsilon$, où la k-ème paire de données (x_k, y_k) est pondérée par μ_{ik} , est donnée finalement par l'expression :

$$\theta_i = (X_e^T W_i X_e)^{-1} X_e^T W_i X_e \quad (3.18)$$

3.5.5. Validation numérique du modèle flou

Le critère suivant utilisé pour évaluer la qualité de l'approximation (performance numérique) obtenue par les modèles flous Takagi-Sugeno:

La mesure VAF : Introduit par Babuska [9], c'est le Pourcentage de la variance, elle permet d'évaluer en pourcentage, la qualité d'un modèle en mesurant l'écart normalisé de la variance entre deux signaux. Quand les deux signaux sont égaux Sa valeur est 100% (valeur optimale), plus ils sont différents, plus sa valeur devient faible. Le critère VAF est donné par l'expression suivant :

$$VAF = 100 \left[1 - \frac{\text{var}(y - \hat{y})}{\text{var}(y)} \right]$$

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné une idée générale sur la logique floue et son importance dans le domaine de modélisation des systèmes complexes et non-linéaire. D'abord, nous avons donné les concepts flous en utilisant les différentes opérations dédiées aux sous-ensembles flous. Ainsi, la modélisation floue des systèmes non-linéaires; cette modélisation floue est constituée d'un ensemble de règles contient des variables linguistiques de type Si-Alors.

On utilise le modèle de TS. Qui essaie de résoudre un problème très complexe de modélisation en le décomposant en plusieurs sous-problèmes simples cela signifie qu'il décompose un système complexe non-linéaire en plusieurs systèmes linéaires. La théorie des logique flous offre alors un bon outil pour représenter l'incertitude associée à la tâche de décomposition. À ce propos, nous avons considéré des méthodes de clustering (coalescence floue) qui basées sur la minimisation itérative d'une fonction objectif (critère de classification), afin de générer automatiquement la décomposition à partir des données d'entrée/sortie de notre système, et nous avons choisi l'algorithme de GK(Gustafson-Kessel). Dans cette approche, le nombre de clusters (nombre pré définie) correspond à celui des sous-modèles linéaires dans le modèle TS.

Chapitre 4 :
Application de la
modélisation floue sur
TRMS

4 Application sur TRMS

4.1 Introduction

L'objectif principal de ce chapitre est d'obtenir un modèle flou du notre système (twin rotor mimo system), basé sur un modèle de Takagi-Sugeno (TS), qu'il s'agit d'un ensemble de règles de type Si-Alors, et chaque règle résulte un modèle localement linéaire, le modèle global est obtenu par agrégation de ces modèles locaux et les conséquences des règles sont des fonctions ordinaires sous la forme d'auto-régression non-linéaire (NARX).les paramètres de système sont extrait a l'application de la technique de classification floue (clustering), exactement l'algorithme GK(Gustafson-Kessel).

4.2 Signal d'excitation

Dans l'identification et la modélisation de systèmes non linéaires dynamiques, le signal d'entrée (le type de signal d'entrée) à utiliser joue un rôle important et a une incidence directe sur la sincérité du modèle identifié. Le signal d'excitation doit avoir deux caractéristiques importantes:

- 1) Le type de signal d'entrée à utiliser doit pouvoir exciter tous les modes d'intérêt dynamiques, c'est-à-dire que le contenu spectral du signal d'entrée doit être riche en fréquence correspondant au système bande passante Un tel signal est appelé excitation persistante.
- 2) Le type de signal d'entrée à utiliser doit être riche en niveau d'amplitude, c'est-à-dire avoir différents niveaux d'amplitudes d'entrée sur toute la plage de fonctionnement.

Nous avons utilisé deux signaux, le premier est un signal aléatoire qui a été utilisé dans [7] sur exciter la dynamique du système et le second pour vérifier la validité du système. Le travail expérimental est réalisé en utilisant un temps d'échantillonnage de $T = 0.4s$ et une durée de 250 secondes.

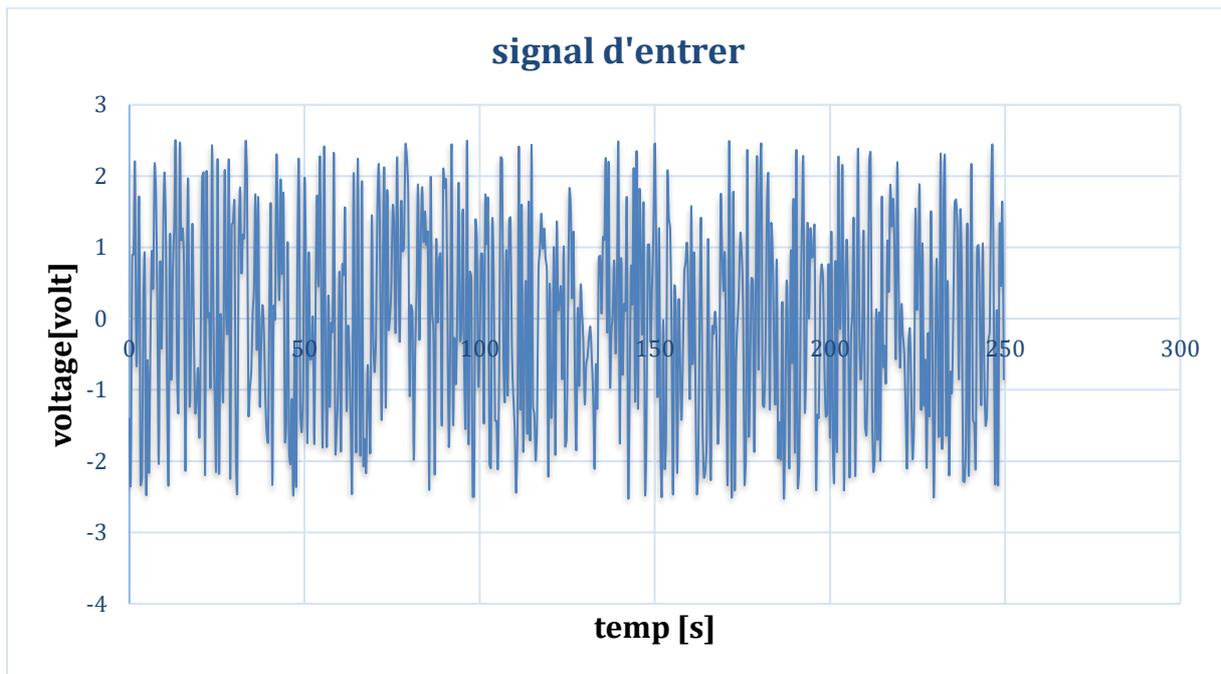


Figure 4—1 : le signal d'entrée de l'angle d'élévation

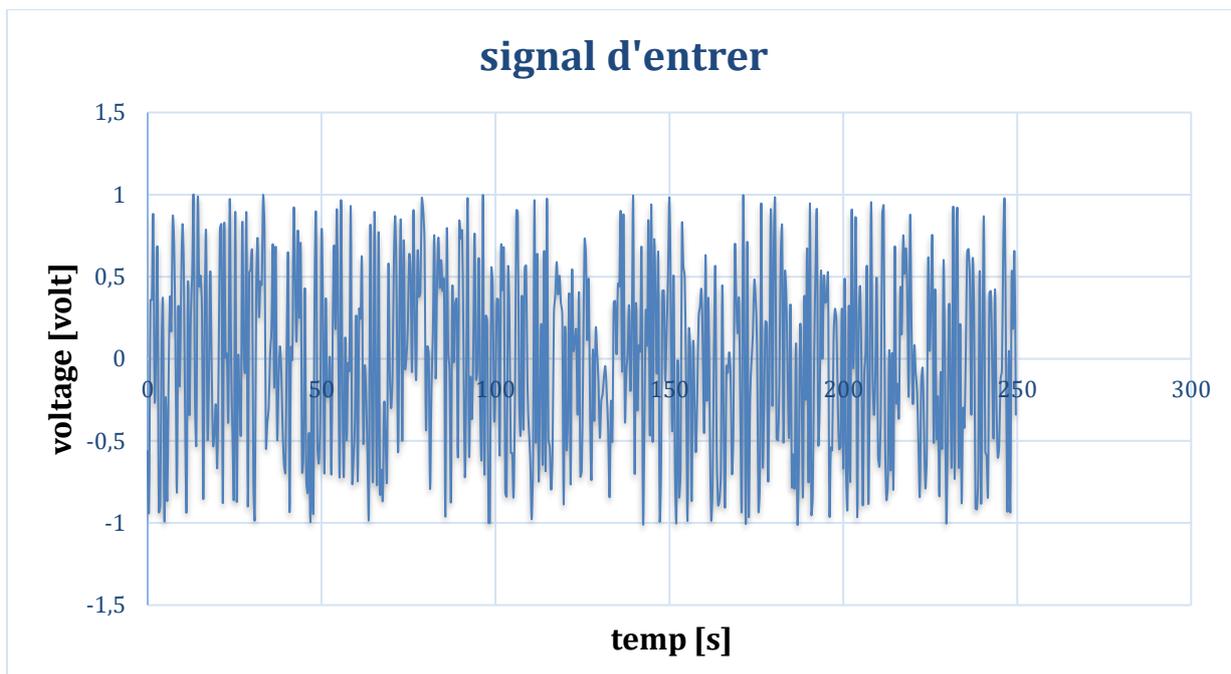


Figure 4—2 : le signal d'entrée de l'angle d'azimut

4.3 Résultat du modèle dynamique (signaux de sortie)

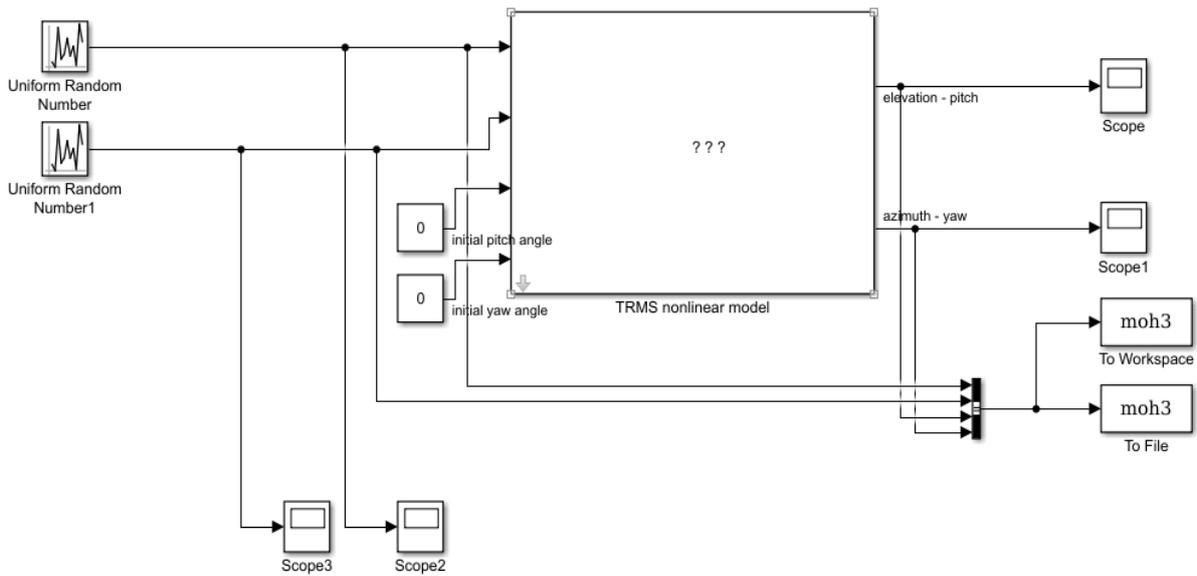


Figure 4—3 :modèle dynamique avec aléatoire input.

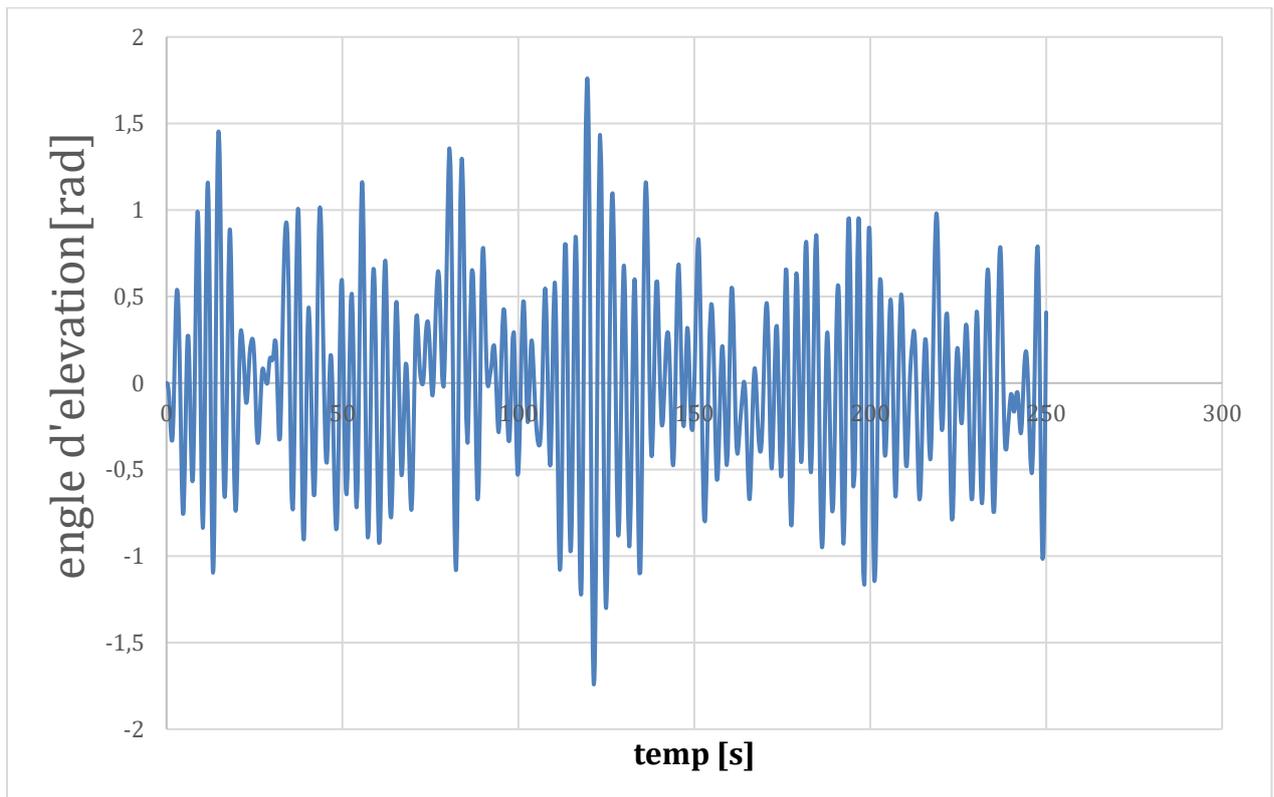


Figure 4—4 : modèle dynamique (angle d'élévation)

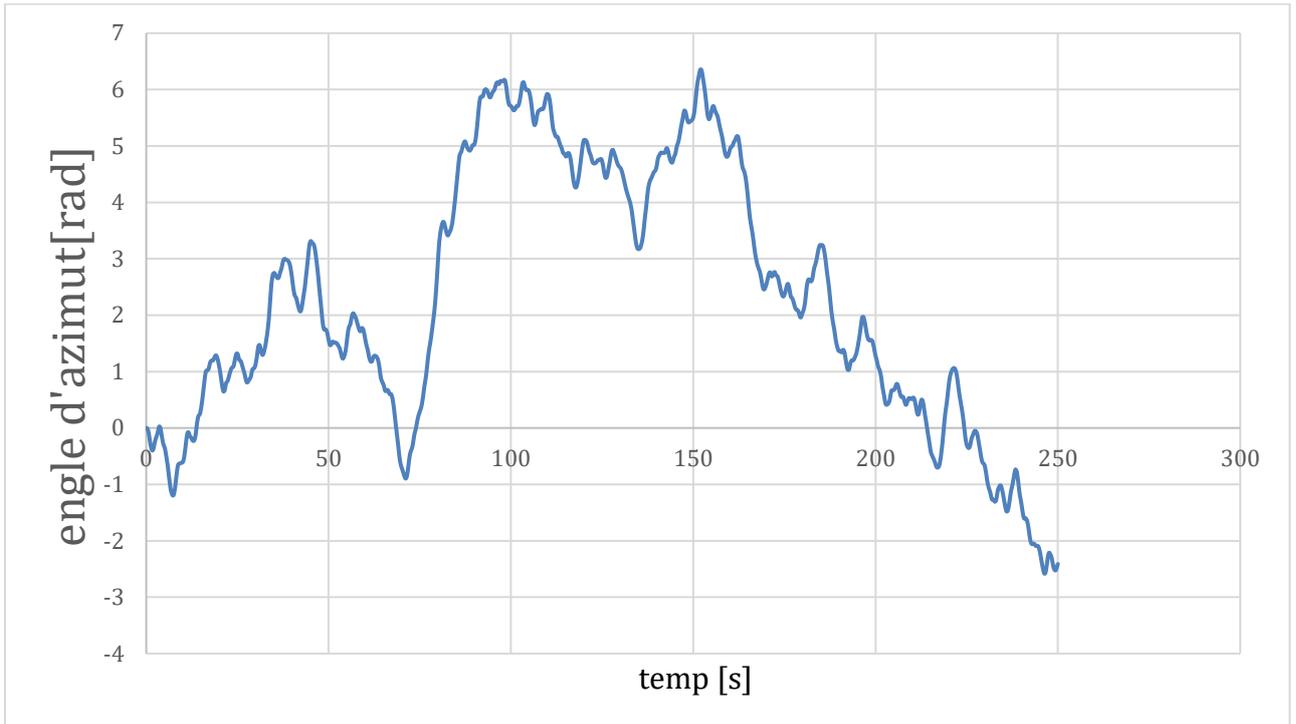


Figure 4—5 : modèle dynamique (angle d'azimut)

4.4 Résultat expérimental (signaux de sortie)

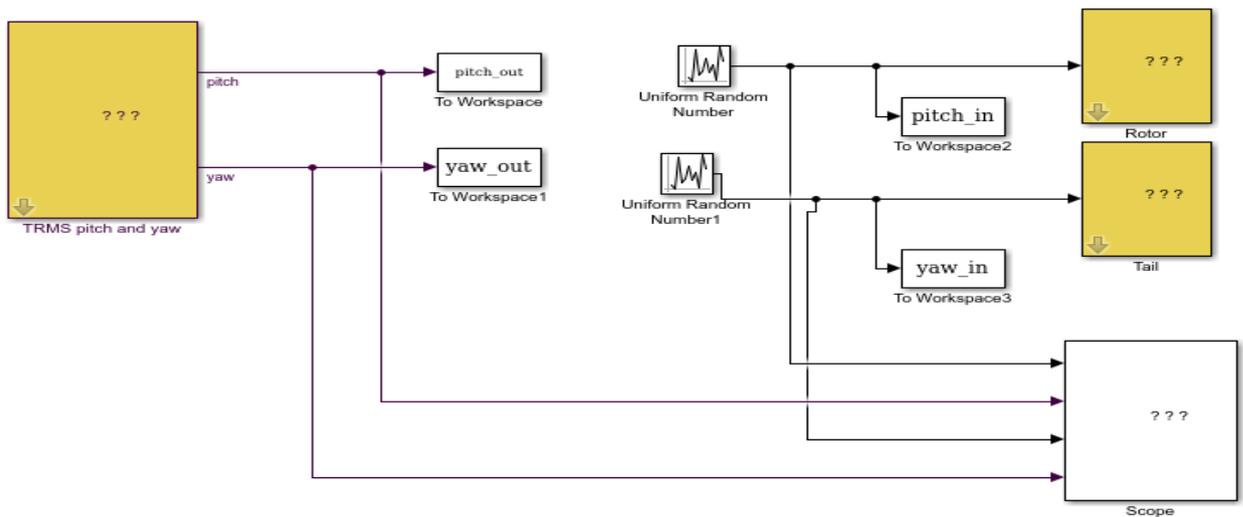


Figure 4—6 :extraction des expérimentales résultats

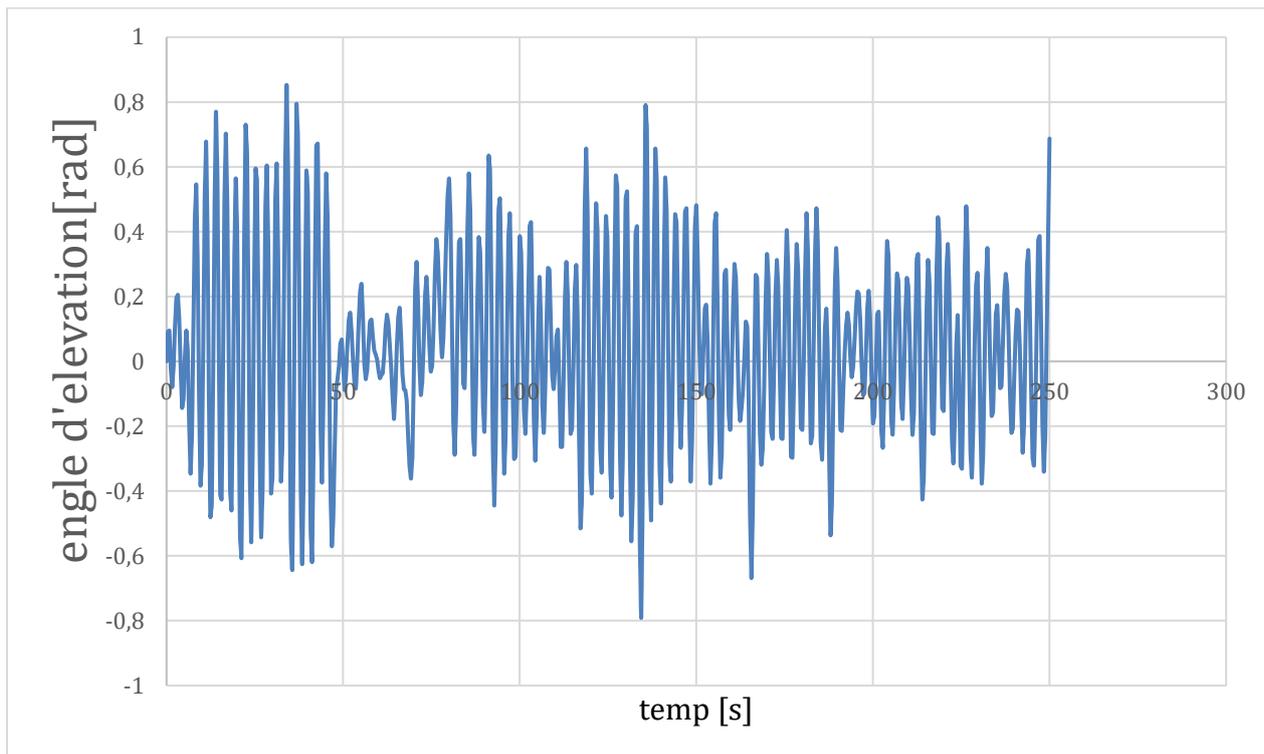


Figure 4—7 : l' angle d'élévation expérimentale.

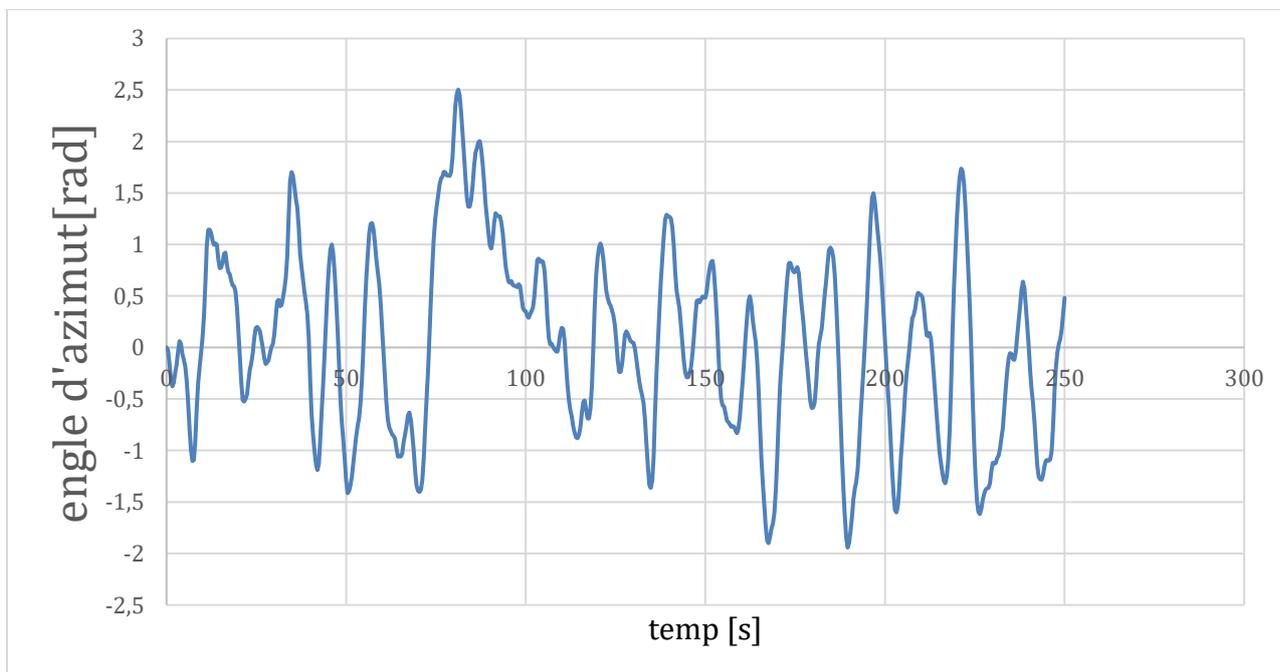


Figure 4—8 : l' angle d'azimut expérimentale.

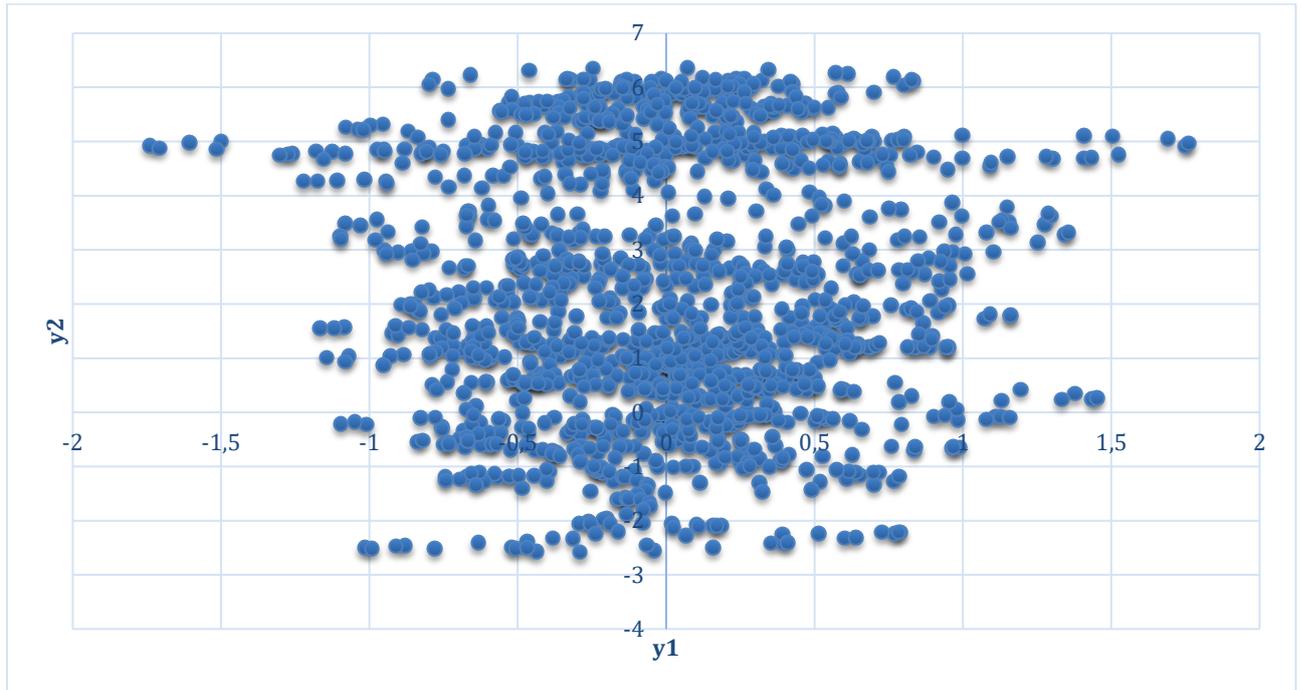


Figure 4—9 :Répartition des données dans l'espace des sorties du TRMS.

Il est important de noter qu'un nombre important des points relativement bien distribués dans l'espace de sortie ce que montrée la bonne excitation du système.

4.5 Résultat du modèle flou

4.5.1 Structure de la model

Le TRMS est un système MIMO à deux entrées ($u_1(k)$, $u_2(k)$), et deux sorties ($y_1(k)$, $y_2(k)$) décomposées en deux modèles MISO flous à Takagi-Sugeno. L'ordre du système, lié à la constante n_y (ordre de sortie), n_u (ordre d'entrée) et n_d (temps pur) exprimé par:

$$n_u = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad n_y = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 3 \end{bmatrix}, \quad n_d = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$$

Les deux modèles flous prennent alors la forme générale suivante :

$$R_i^{y_j^{(k)}} :$$

Si $y_1(k)$ est A_{i_1} et $y_1(k-1)$ est A_{i_2} et $y_1(k-2)$ est A_{i_3} et $u_1(k-1)$ est A_{i_4} et $u_2(k)$ est A_{i_5}

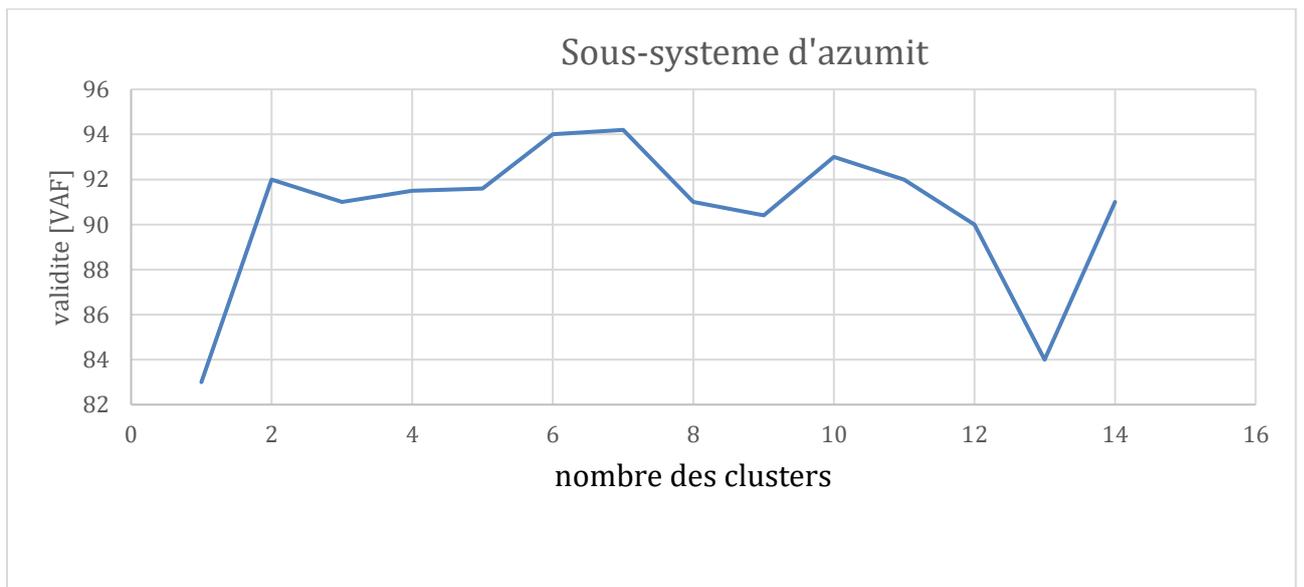
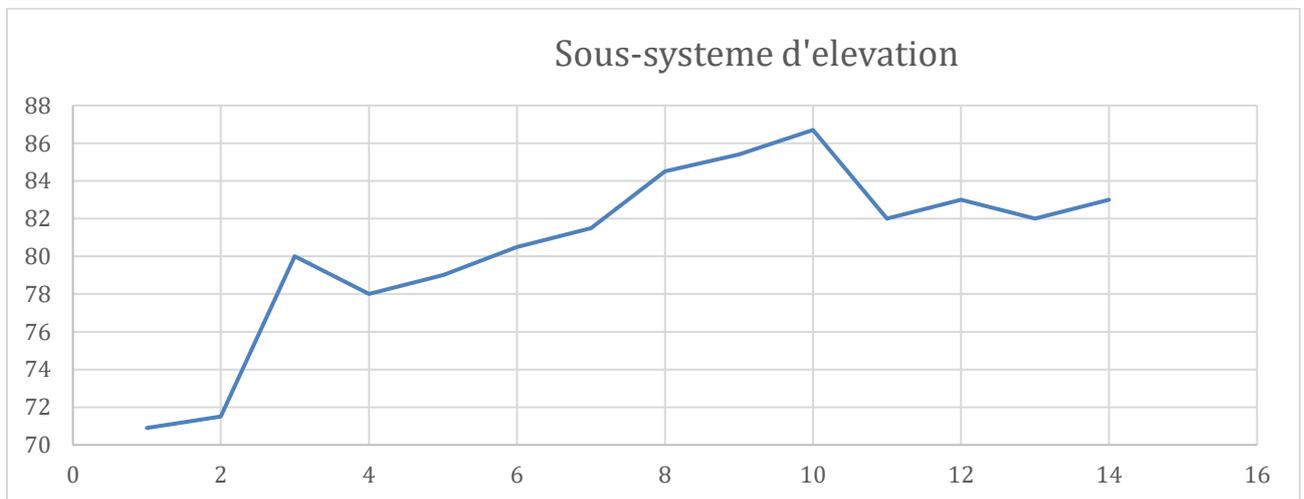
Alors

$$y(k+1) = \alpha_{i_0} + \alpha_{i_1}y_1(k) + \alpha_{i_2}y_1(k-1) + \alpha_{i_3}y_1(k-2) + \alpha_{i_4}u_1(k-1) + \alpha_{i_5}u_2(k)$$

Où $y_j^{(k)}$ représente n'importe laquelle des sorties : $y_1(k)$ ou $y_2(k)$.

Parmi les algorithmes présentés au Chapitre trois, on a décidé d'utiliser l'algorithme qui nous on semblé le plus représentatif et le mieux adaptés pour la tâche de modélisation : l'algorithmes GK. Ainsi, le nombre de règles dans le modèle flou de type Takagi-Sugeno correspond au nombre de clusters défini à l'algorithmes GK.

Le nombre optimal des clusters est obtenu à l'utilisation de la critère VAF



Le nombre optimal des clusters.

Alors :

L'espace de représentation est divisé en 10 clusters pour le sous-système d'élévation et 7 clusters pour le sous-système d'azimut ($c = [10 \ 7]$). Le paramètre flou de la partition m est pris égal à 1,7, et en utilisant le mécanisme de projection pour obtenir des fonctions d'appartenance.

Nous avons généré deux jeux de $N=625$ données de validation (625 données pour chacune des sous-systèmes) et en test la validité de système à l'utilisation de la fonction VAF.

Maintenant nous allons présenter les règles obtenues pour chacune des deux sorties des modèles flous TS.

La forme des règles pour la sortie angle d'élévation $y_1(k)$ tant en utilisant l'algorithme GK est donnée par les expressions suivantes :

$R_1^{y_1(k)}$:

Si $y_1(k-1)$ est A_{11} et $y_1(k-2)$ est A_{12} et $y_1(k-3)$ est A_{13} et $u_1(k-2)$ est A_{14} et $u_2(k-1)$ est A_{15}

Alors

$$y_1(k) = \alpha_{10} + \alpha_{11}y_1(k-1) + \alpha_{12}y_1(k-2) + \alpha_{13}y_1(k-3) + \alpha_{14}u_1(k-2) + \alpha_{15}u_2(k-1)$$

$R_2^{y_1(k)}$:

Si $y_1(k-1)$ est A_{21} et $y_1(k-2)$ est A_{22} et $y_1(k-3)$ est A_{23} et $u_1(k-2)$ est A_{24} et $u_2(k-1)$ est A_{25}

Alors

$$y_1(k) = \alpha_{20} + \alpha_{21}y_1(k-1) + \alpha_{22}y_1(k-2) + \alpha_{23}y_1(k-3) + \alpha_{24}u_1(k-2) + \alpha_{25}u_2(k-1)$$

$R_3^{y_1(k)}$:

⋮

⋮

⋮

$R_{10}^{y_1(k)}$:

Si $y_1(k-1)$ est A_{101} et $y_1(k-2)$ est A_{102} et $y_1(k-3)$ est A_{103} et $u_1(k-2)$ est A_{134} et $u_2(k-1)$ est A_{105}

Alors

$$y_1(k) = \alpha_{100} + \alpha_{101}y_1(k-1) + \alpha_{102}y_1(k-2) + \alpha_{103}y_1(k-3) + \alpha_{104}u_1(k-2) + \alpha_{105}u_2(k-1)$$

Les coefficients respectifs α_{ik} du modèle de régression, avec $i=\{1,\dots,13\}$ et $k=\{0,\dots,5\}$ sont regroupés dans le Tableau suivant:

Règle	$y_1(k-1)$	$y_1(k-2)$	$y_1(k-3)$	$u_1(k-2)$	$u_2(k-1)$	Biais
1	$2.1 \cdot 10^{e+}$	$-2.0 \cdot 10^{e+}$	$8.1 \cdot 10^{e-1}$	$1.4 \cdot 10^{e-2}$	$1.8 \cdot 10^{e-2}$	$1.6 \cdot 10^{e-2}$
2	$1.7 \cdot 10^{e+}$	$-1.5 \cdot 10^{e+}$	$5.1 \cdot 10^{e-1}$	$15 \cdot 10^{e-2}$	$2.7 \cdot 10^{e-2}$	$9.5 \cdot 10^{e-2}$
3	$2.0 \cdot 10^{e+}$	$-1.7 \cdot 10^{e+}$	$6.1 \cdot 10^{e-1}$	$6.5 \cdot 10^{e-2}$	$2.4 \cdot 10^{e-2}$	$1.0 \cdot 10^{e-2}$
4	$1.7 \cdot 10^{e+}$	$-1.5 \cdot 10^{e+}$	$4.3 \cdot 10^{e-1}$	$2.3 \cdot 10^{e-2}$	$2.3 \cdot 10^{e-2}$	$9.0 \cdot 10^{e-2}$
5	$2.5 \cdot 10^{e+}$	$-2.6 \cdot 10^{e+}$	$1.3 \cdot 10^{e+}$	$9.9 \cdot 10^{e-2}$	$4.4 \cdot 10^{e-2}$	$-2.2 \cdot 10^{e-2}$
6	$2.8 \cdot 10^{e+}$	$-2.9 \cdot 10^{e+}$	$1.5 \cdot 10^{e+}$	$2.5 \cdot 10^{e-2}$	$1.7 \cdot 10^{e-2}$	$-1.9 \cdot 10^{e-2}$
7	$1.3 \cdot 10^{e+}$	$-1.0 \cdot 10^{e+}$	$-1.4 \cdot 10^{e-1}$	$-5.2 \cdot 10^{e-2}$	$4.9 \cdot 10^{e-2}$	$1.5 \cdot 10^{e-2}$
8	$1.6 \cdot 10^{e+}$	$-1.5 \cdot 10^{e+}$	$5.3 \cdot 10^{e-1}$	$3.6 \cdot 10^{e-2}$	$4.0 \cdot 10^{e-2}$	$-7.7 \cdot 10^{e-2}$
9	$2.3 \cdot 10^{e+}$	$-2.3 \cdot 10^{e+}$	$1.0 \cdot 10^{e+}$	$9.7 \cdot 10^{e-2}$	$1.7 \cdot 10^{e-2}$	$-1.4 \cdot 10^{e-2}$
10	$1.6 \cdot 10^{e+}$	$-1.4 \cdot 10^{e+}$	$4.4 \cdot 10^{e-1}$	$9.9 \cdot 10^{e-2}$	$-1.1 \cdot 10^{e-2}$	$6.0 \cdot 10^{e-2}$

Tableau 4-1 : Paramètres des conséquents du modèle flou TS pour l'angle d'élévation

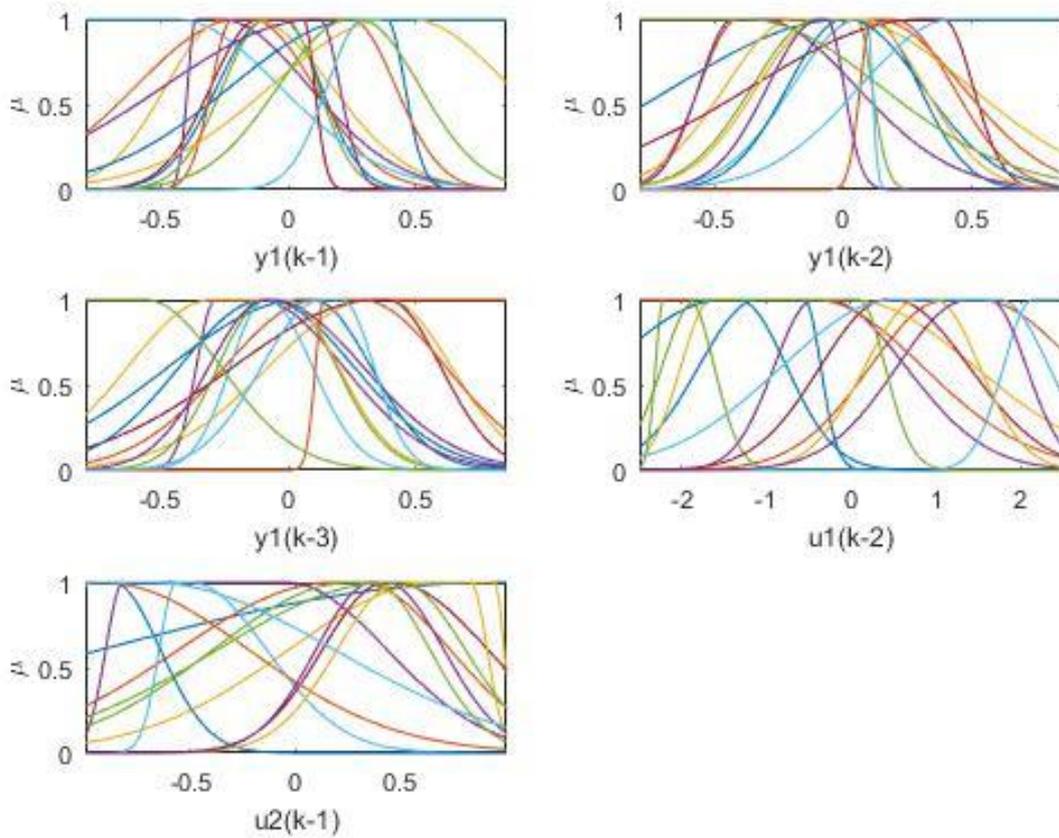


Figure 4—10 : les fonction d'appartenance de sous système d'élévation

La forme des règles pour la sortie angle d'azimut $y_2(k)$ tant en utilisant l'algorithme GK est donnée par les expressions suivantes :

$R_1^{y_2^{(k)}} :$

Si $y_2(k-1)$ est A_{11} et $y_2(k-2)$ est A_{12} et $y_2(k-3)$ est A_{13} et $u_1(k-2)$ est A_{14} et $u_2(k-1)$ est A_{15}

Alors

$$y_2(k) = \alpha_{10} + \alpha_{11}y_2(k-1) + \alpha_{12}y_2(k-2) + \alpha_{13}y_2(k-3) + \alpha_{14}u_1(k-2) + \alpha_{15}u_2(k-1)$$

$R_2^{y_2^{(k)}} :$

Si $y_2(k-1)$ est A_{21} et $y_2(k-2)$ est A_{22} et $y_2(k-3)$ est A_{23} et $u_1(k-2)$ est A_{24} et $u_2(k-1)$ est A_{25}

Alors

$$y_2(k) = \alpha_{20} + \alpha_{21}y_2(k-1) + \alpha_{22}y_2(k-2) + \alpha_{23}y_2(k-3) + \alpha_{24}u_1(k-2) + \alpha_{25}u_2(k-1)$$

$R_3^{y_2^{(k)}} :$

⋮
⋮
⋮

$R_7^{y_2^{(k)}} :$

Si $y_2(k-1)$ est A_{71} et $y_2(k-2)$ est A_{72} et $y_2(k-3)$ est A_{73} et $u_1(k-2)$ est A_{74} et $u_2(k-1)$ est A_{75}

Alors

$$y_2(k) = \alpha_{70} + \alpha_{71}y_2(k-1) + \alpha_{72}y_2(k-2) + \alpha_{73}y_2(k-3) + \alpha_{74}u_1(k-2) + \alpha_{75}u_2(k-1)$$

Les coefficients respectifs α_{ik} du modèle de régression, avec $i=\{1,\dots,7\}$ et $k=\{0,\dots,5\}$ sont regroupés dans le Tableau suivant:

Règle	$y_2(k-1)$	$y_2(k-2)$	$y_2(k-3)$	$u_1(k-2)$	$u_2(k-1)$	biais
1	$1.9 \cdot 10^{e+}$	$-1.1 \cdot 10^{e+}$	$1.5 \cdot 10^{e-1}$	$2.6 \cdot 10^{e-2}$	$6.6 \cdot 10^{e-2}$	$-1.6 \cdot 10^{e-2}$
2	$2.0 \cdot 10^{e+}$	$-1.3 \cdot 10^{e+}$	$2.3 \cdot 10^{e-1}$	$3.7 \cdot 10^{e-2}$	$5.0 \cdot 10^{e-2}$	$4.2 \cdot 10^{e-2}$
3	$1.6 \cdot 10^{e+}$	$-4.1 \cdot 10^{e+}$	$-2.8 \cdot 10^{e-1}$	$3.5 \cdot 10^{e-2}$	$4.6 \cdot 10^{e-2}$	$-3.4 \cdot 10^{e-2}$
4	$2.1 \cdot 10^{e+}$	$-1.2 \cdot 10^{e+}$	$1.4 \cdot 10^{e-1}$	$1.1 \cdot 10^{e-2}$	$4.3 \cdot 10^{e-2}$	$1.4 \cdot 10^{e-2}$
5	$2.2 \cdot 10^{e+}$	$-1.8 \cdot 10^{e+}$	$5.6 \cdot 10^{e-1}$	$2.2 \cdot 10^{e-2}$	$1.0 \cdot 10^{e-2}$	$2.5 \cdot 10^{e-2}$
6	$2.0 \cdot 10^{e+}$	$-1.1 \cdot 10^{e+}$	$1.3 \cdot 10^{e-1}$	$8.6 \cdot 10^{e-3}$	$6.5 \cdot 10^{e-2}$	$-2.8 \cdot 10^{e-2}$
7	$1.9 \cdot 10^{e+}$	$-9.9 \cdot 10^{e+}$	$3.9 \cdot 10^{e-1}$	$2.8 \cdot 10^{e-2}$	$4.1 \cdot 10^{e-2}$	$5.2 \cdot 10^{e-2}$

Tableau 4-2 : Paramètres des conséquents du modèle flou TS pour l'angle d'azimut

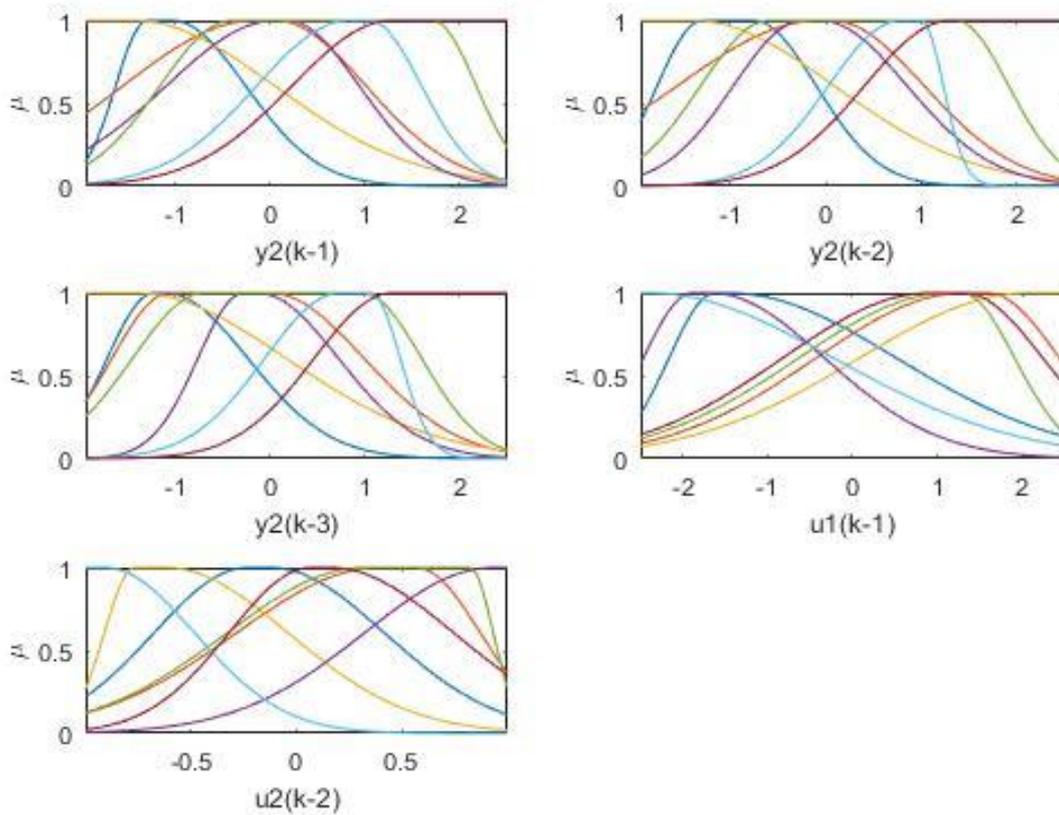


Figure 4—11 : les fonction d'appartenance de sous système d'azimut.

4.5.2 Résultats de model

Les jeux des données que les réponses obtenues sur les sorties du TRMS sont illustrées dans les figures (4_10 et 4_11) :

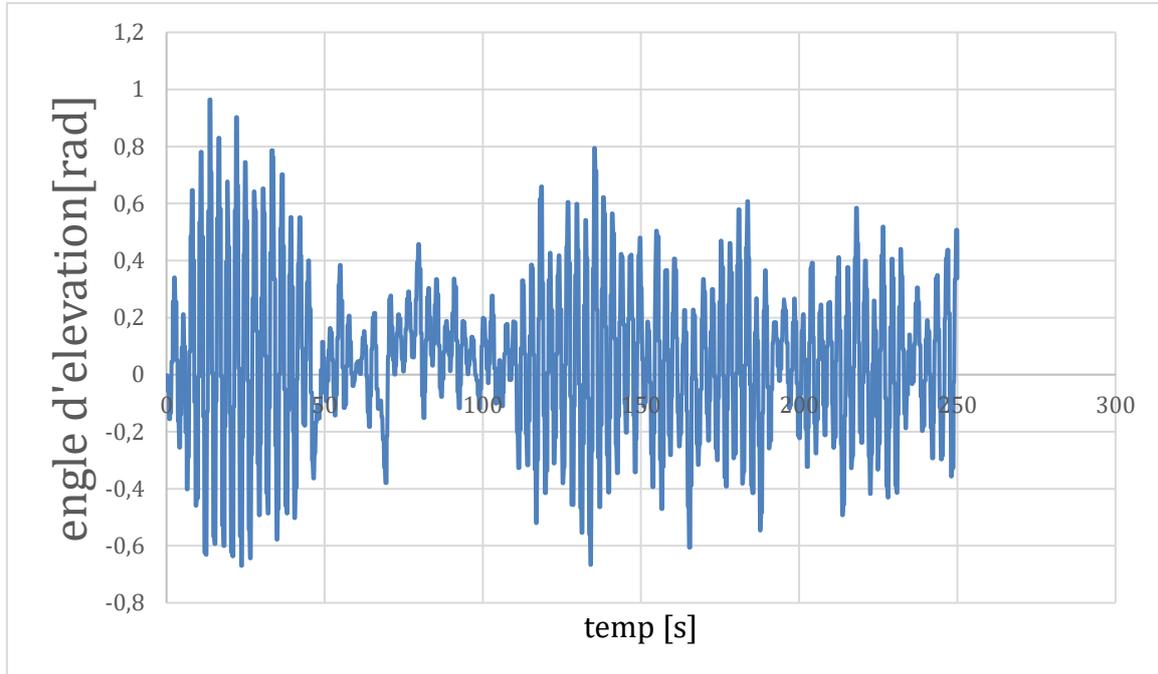


Figure 4—12 : sortie de sous système d'élévation.

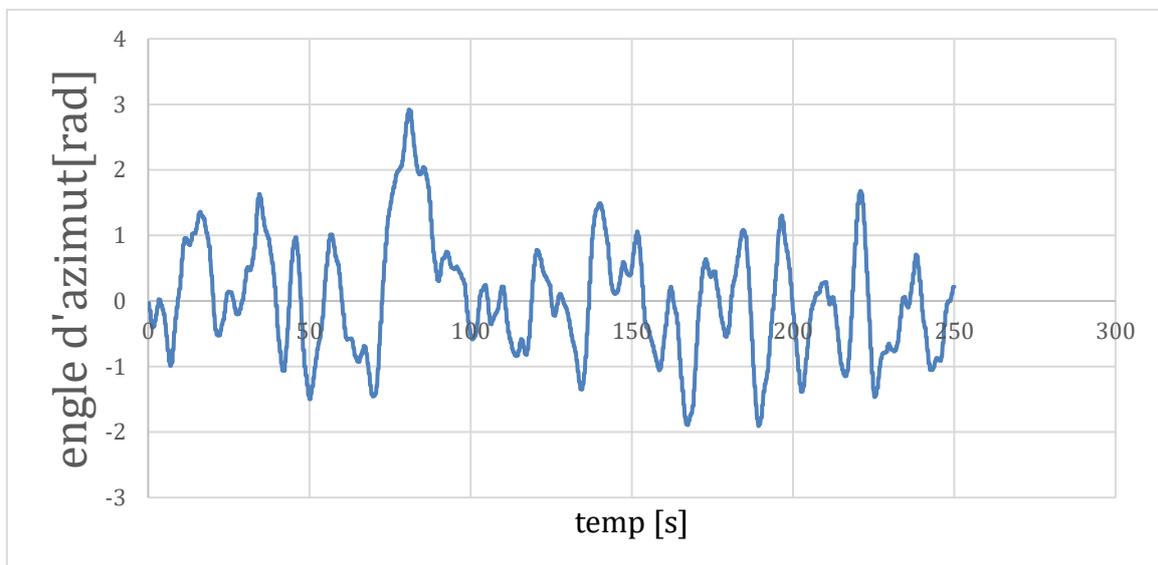


Figure 4—13 : sortie de sous système d'azimut

4.6 Comparaison des résultats

Les résultats de modèle flou TS pour chacune des sorties est comparée avec les résultats expérimental sur les Figure suivants :

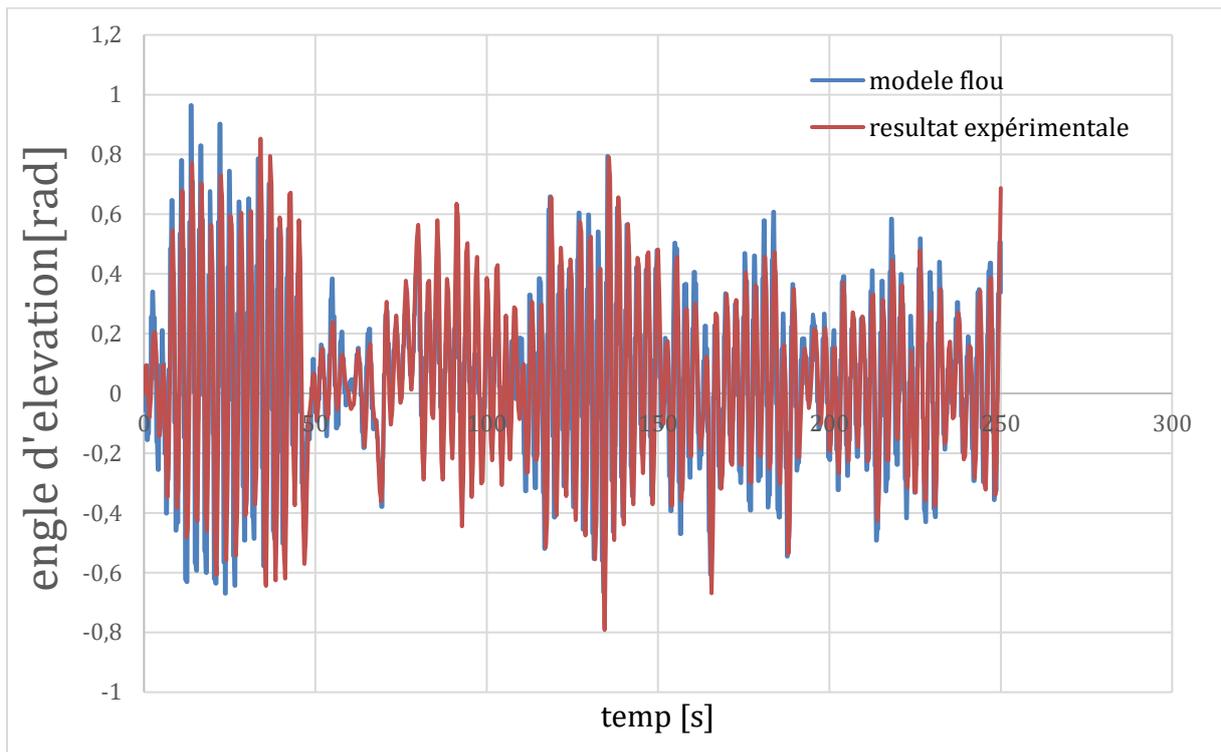


Figure 4—14 : comparaison des résultats d'élévation (expérimentale et flou).

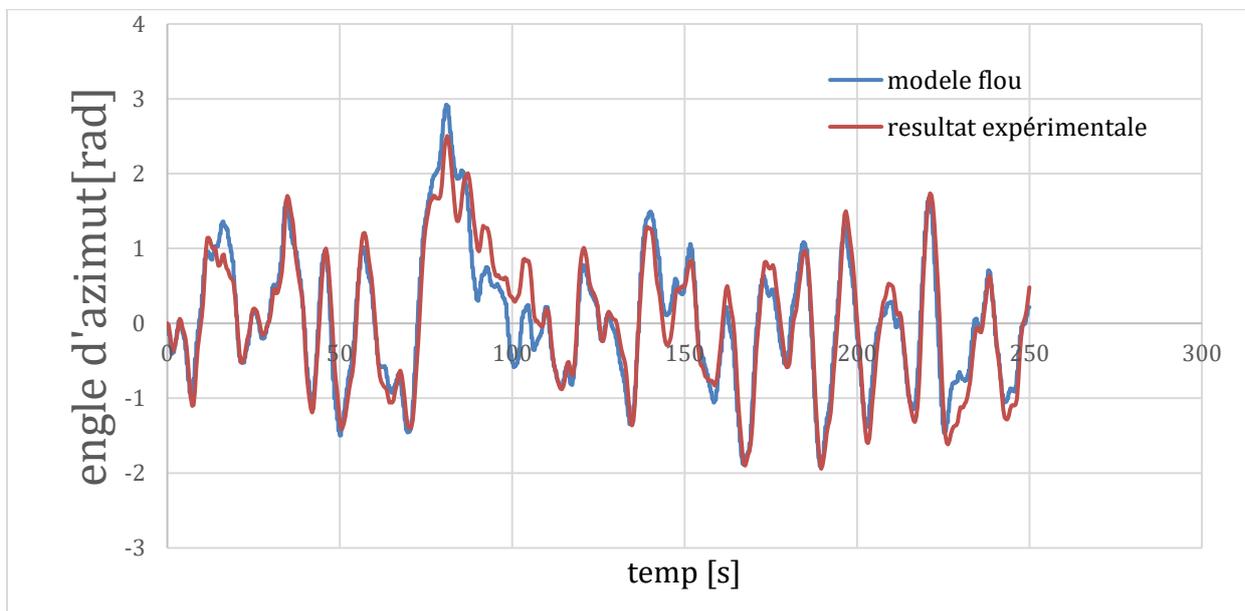


Figure 4—15 : comparaison des résultats d'azimut (expérimentale et flou).

La qualité numérique de l'approximation est mesurée en utilisant les critères VAF décrits dans la section 3.4.4. La valeur idéale pour ce critère est 100%. La performance numérique de model est montré dans le Tableaux ci-dessous :

Variable	VAF
y_1	86.6%
y_2	94.2%

Tableau 4-3 : Performance numérique de la validation du modèle flou TS avec l'algorithme GK

4.7 Conclusion

Cette partie du mémoire est consacrée à l'application des techniques de modélisation floues présentées dans le chapitre trois systèmes expérimentaux couplés d'hélicoptère (TRMS).

Après avoir reprecisé le modèle obtenu à partir des équations mathématiques (chapitre 2), nous avons développé un modèle flou dynamique de type TS (Takagi-Sugeno) basé sur des données expérimentales entrée-sortie en appliquant les techniques de clustering flou abordées dans le Chapitre précédente. En particulier, nous avons utilisé l'algorithme GK qui nous a semblé les plus représentatives et le mieux adapté pour la tâche de modélisation. Nous avons obtenu de bons résultats avec cet algorithme, avec une performance numérique de l'approximation (de l'ordre de 94.2% à l'angle d'azimut et de 86.6% à l'angle d'élévation selon le critère VAF).

Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire s'intéresse principalement à la modélisation floue de notre système qui est le TRMS (multivariable, non-linière et dynamique). Le travail est décomposé en deux parties :

Dans la première partie nous avons donné une présentation générale et les définitions essentielles pour la compréhension des drones et leurs utilisations, par la suite, nous avons exposé les différents capteurs utilisés. Après nous avons présenté le modèle dynamique de TRMS (TWIN ROTOR MIMO system) de feedback et on a obtenu un modèle mathématique du système utilisé pour comparer les résultats obtenus.

Dans la deuxième partie, nous avons présenté la modélisation et de l'identification floue en particulier le modèle de type TAKAGI-SEGUNO à partir des données entrées-sorties. En effet, l'utilisation pratique des systèmes flous a évolué d'une façon graduelle dans laquelle le conséquent des règles utilise des variables numériques sous la forme de fonctions (modèle de type TAKAGI-SEGUNO) plutôt que des variables linguistiques (modèle de type Mamdani). Dans le cas de l'identification floue des systèmes, le formalisme Takagi-Sugeno est mieux adapté à une démarche plus systématique pour la construction de modèles non-linéaires multivariable, à cause de leur bonne capacité d'"apprentissage" à partir de données de système. En utilisant ce formalisme, nous représentons le comportement de notre système par une composition de plusieurs règles du type « Si-Alors », l'assemblage d'un ensemble de sous-modèles localement linéaires sous la forme d'auto-régression non-linéaire (NARX) donne le modèle non-linéaire. Tous les zones d'opération sont définies par les fonctions d'appartenance dans les antécédents et les sous-modèles linéaires sont associés aux conséquents des règles.

On utilise l'algorithme de classification des clusters Hyper ellipsoïdaux (l'algorithme de clustering GK) pour la construction de tels modèles.

Notons que cette méthode est valable aussi bien pour le cas mono variable que celui multivariable. L'extension au cas multivariable est passée par une décomposition du système MIMO (multi entrée multi sortie) en un ensemble de systèmes MISO (multi entrée simple sortie). Cette décomposition dont la réalisation est toujours possible a permis de résoudre

facilement le problème de l'identification paramétrique, du couplage croisé et des non linéarités.

Nous avons appliqué ce technique aux données de la maquette TRMS et ont a obtenu des bons résultats pour ce modèle, avec une performance numérique de l'approximation (de l'ordre de 94.2% à l'angle d'azimut et de 86.6% à l'angle d'élévation selon le critère VAF).

Bibliographique

- [1] W Achour. Estimation à erreurs borées et guidage pilotage des aéronefs autonomes en milieu perturbé. Thèse de Doctorat de l'Ecole doctorale STITS, France, 2011.
- [2] J.M. Pflimlin, " Commande d'un mini drone à hélice carénée : De la stabilisation dans le vent à la navigation autonome ", Thèse de doctorat, Ecole Doctorale Systèmes de Toulouse, France, 2006.
- [3] J.F.G. Castellanos, " Estimation de l'attitude et commande bornée en attitude d'un corps rigide : application a un mini hélicoptère à quatre rotors ", Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier – Grenoble I, France, 2005.
- [4] Y. Ameho, "Du pilotage d'une famille de drones à celui d'un drone hybride via la commande adaptative", Thèse de doctorat, Université de Toulouse, France, 2013.
- [5] G.Belan, 'drone mulitare' air-cosmos.com/actualité/drones-militaires,2015.
- [6] F.Kendoul, "Modélisation et commande de véhicules aériens autonomes, et développement d'un pilote automatique basé sur la vision", Thèse de doctorat, Ecole doctorale de l'Université de Technologie de Compiègne, France, 2007.
- [7] M. H. Shaheed," Feedforward neural network based non-linear dynamic modelling of a TRMS using RPROP algorithm," *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, pp. 77(1):13-22, 2005.
- [8] Manual of the Twin Rotor MIMO System," Control Experiment," manual 33-948_949-1V61 Ed 01 06 2002.
- [9] R. Babuska" Fuzzy Modeling for Control," Springer Netherlands, 1998.

Bibliographique

- [10] E. Mamdani, "Application of fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic systems," *Fuzzy Sets and Systems*, vol.26, pp.1182-1191, 1977.
- [11] S. Yi, M. Chang, "Identification of fuzzy relational model and its application to control," *Fuzzy Sets and Systems*, vol.59, pp.25-33, 1993.
- [12] T. Takagi, M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, vol.15, n1, pp.116-132, 1985.
- [13] V. H. Grisales Palacio. Modélisation et commande floues de type Takagi-Sugeno appliquées à un bioprocédé de traitement des eaux usées. *Automatique / Robotique*. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2007.
- [14] H. Frigui, R. Krishnapuram, "A robust clustering algorithm based on competitive agglomeration and soft rejection of outliers," *Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition-CVPR 96*, pages 550–555.
- [15] D.E. Gustafson, W.C. Kessel "Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix," *Proceedings of IEEE Conference on Decision and Control including the 17th Symposium on Adaptive Processes*, 1978, vol. 17, no. 1, pp. 761-766.
- [16] György Barkó, János Abonyi, József Hlavay, "Application of fuzzy clustering and piezoelectric chemical sensor array for investigation on organic compounds," *Analytica Chimica Acta*, 1999, vol. 398, no. 2–3, pp. 219-226.
- [17] Mohammad Taherdangkoo, Mohammad Hadi Bagheri, "A powerful hybrid clustering method based on modified stem cells and Fuzzy C-means algorithms," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2013, vol. 26, no. 5-6, pp. 1493-1502.
- [18] J. Abonyi, R. Babuska, F. Szeifert, "Modified gath-geva fuzzy clustering for identification of Takagi-Sugeno fuzzy models," *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 2002, part b (Cybernetics), vol. 32, no. 5, pp. 612-621.

Bibliographique

- [19] H. Vernieuwe, B. De Baets, N.E.C Verhoest, "Clustering-based identification of TS-models: comparison on a groundwater model case study," Proceeding of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2004, vol. 3, pp. 1685-1690.
- [20] J. Bezdek , "A convergence theorem for the fuzzy isodata clustering algorithms," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI, 1980, vol.2, n1, pp.1-8.
- [21] J.C. Bezdek, J.C. Dunn, "Optimal fuzzy partitions: A heuristic for estimating the parameters in a mixture of normal distributions," IEEE Transactions on Computers, 1975, vol. C-24, no. 8, pp. 835-838.
- [22] Eric Chen-Kuo Tsao, James C. Bezdek, Nikhil R. Pal, "Fuzzy kohonen clustering networks. Pattern Recognition," 1994, vol. 27, no. 5, pp. 757-764.
- [23] James C. Bezdek, Douglas Harris J., "Convex decompositions of fuzzy partitions. Journal of Mathematical Analysis and Applications," 1979, vol. 67, no. 2, pp. 490-512.
- [24] J. Dunn, "A fuzzy relative to isodata process and its use in detecting compact well separated clusters," Journal of Cybernetics, 1974, pp.32–57.
- [25] J. MENDEL , "Uncertainty, fuzzy logic, and signal processing," Signal processing, 80(6):913–933 , 2000.
- [26] B. MEUNIER , "La logique floue et ses applications, " Addisson ,1995.
- [27] M. C. M. Teixeira and S. H. Zak, "Stabilizing controller design for uncertain nonlinear systems using fuzzy models," IEEE Trans. Fuzzy syst., vol. 7, pp. 133–142, 1999.
- [28] R. Babuska H.B. Verbruggen, "an overview of fuzzy modeling for control," IEEE Trans. Fuzzy syst., May 1996.

Bibliographique
