



**UNIVERSITE SULTAN MOULAY SLIMANE**  
**Faculté des Sciences et Techniques**  
**Béni-Mellal**



*Centre d'Études Doctorales :*  
Mathématiques et Physique Appliquées  
Laboratoire de Développement Durable

## **THÈSE**

Présentée par

**Hicham AISSAOUI**

Pour l'obtention du grade de

**DOCTEUR**

*Spécialité : Génie Industriel*  
*Option : Commande, analyse des signaux*

---

---

## **Contribution à l'analyse vibratoire des engrenages et l'analyse des systèmes dynamiques**

---

---

Soutenue le 27/07/2017 à 10h devant la commission d'examen composée de :

Président et Rapporteur	:	Pr. Ahmed Mghari	PES	FST – Errachidia
Rapporteurs	:	Pr. Mohamed Sabri	PES	FST - Béni Mellal
		Pr. Abdelouahed Abounada	PH	FST - Béni Mellal
Examineur	:	Pr. Hassan Grimech	PH	FST - Béni Mellal
Directeurs de thèse	:	Pr. Bengouram	PH	FST - Béni Mellal

## ملخص

### المساهمة في تحليل الاهتزاز من التروس وتحليل النظم الديناميكية

يجمع هذا التقرير جنباً إلى جنب ثلاثة مواضيع مختلفة جداً ولكن مرتبطة بالحلول الحسابية المعتمدة من أجل حل كل مشكلة. خصص الموضوع الأول لتحليل صور الرنين المغناطيسي لتحديد أورام الدماغ، ويستند المنهج على الطرق الرياضية مثل الارتباط، التغاير والمسافة الجيوديسية. قبل أن ينتقل إلى التقسيم والتصنيف، ويستند على الكشف عن مؤشرات مركز أنسجة غير طبيعية على طريقة الارتباط والتغاير ثم شرائح منطقة الورم باستخدام المسافة. وقد أسفرت الطريقة المقترحة على نتائج مثمرة.

أما بالنسبة للموضوع الثاني، فإنه يتناول تحليل اهتزاز الآلات الدوارة، التي تلعب دوراً حيوياً في زيادة المرضوضية والحد من احتمال فقدان الإنتاج بسبب فشل الأجهزة. إن تحديد موقع العيوب يصبح مهمة صعبة في حالة وجود عيوب مجمعة. ولمعالجة هذه المشكلة، نقترح في هذه الورقة طريقة تصنيف على أساس الشبكات العصبية، تحويل الموجات وتحليل المكون الرئيسي. ثم يتم الحصول على الإشارات التي تستخدمها محاكاة لنظام نقل الطاقة مع 6 درجات حرية في وجود وعدم وجود عيوب. ولقد تم التوصل إلى نتائج مشجعة.

ويتناول الموضوع الثالث التذبذبات الناجمة عن الطيار والطائرة PIOs التي لوحظت في الطائرات منذ الرحلات الأولى مع الإخوان رايت. وقد تناولت العديد من الدراسات هذه المسألة، ولكن أياً منها لم تتعامل مع PIOs من الدرجة الثالثة وكان على هذا الأخير موضوع اهتمامنا في هذه الدراسة. في البداية، و تحقيقاً لهذه الغاية، تم استخدام نظرية الإستمرار لزيادة استقرار الطائرة. وبعد التأكد من أن لدينا بالضبط النظام المطلوب، قمنا بتحليل النضمة (الطيار والطائرة) معتمدين على نظرية الإستمرار والتشعب، واستقرار الزوجين الطيار والطائرة. وقد تبين أن التذبذبات تكون مستقرة وغير المستقرة حسب قيمة قوة تفاعل الطيار.

## Résumé

Le présent rapport regroupe trois sujets différents mais très liés par les solutions mathématiques adoptées pour résoudre chaque problématique. Le premier sujet a été dédié à l'analyse des images à résonance magnétique afin de localiser les tumeurs du cerveau, l'approche est basée sur les méthodes mathématiques telles que la corrélation, la covariance et la distance géodésique. Avant de passer à la segmentation et à la classification, la détection des indices de centre des tissus anormales est basée sur la méthode de corrélation et de covariance puis on segmente la zone de la tumeur en utilisant la distance géodésique. La méthode proposée a abouti à des résultats importants.

Quant au deuxième sujet, il aborde l'analyse vibratoire des machines tournantes et leur surveillance qui joue un rôle primordial pour augmenter la fiabilité et réduire les pertes possibles de la production dues à une panne des machines. La localisation des défauts d'engrenages devient une tâche difficile dans le cas des défauts combinés. Pour remédier à ce problème, on propose dans ce travail une méthode de classification basée sur les réseaux de neurones, la transformée en ondelettes et l'analyse en composante principale. Ces défauts sont modélisés et introduits au modèle du système par la fonction de la raideur d'engrènement. La base des signaux utilisés est obtenue par simulation d'un système de transmission de puissance à engrenage à 6 degrés de liberté en présence et en absence de défauts en plus des signaux expérimentaux. L'extraction de caractéristiques est faite par la transformée en ondelettes discrètes. Les résultats obtenus sont encourageants.

La troisième partie, porte sur les Oscillations Induites par le Pilote (PIOs) qui ont été remarquées dans les avions depuis les premiers vols des frères Wright. Plusieurs travaux ont abordé le sujet, mais aucun d'entre eux n'a traité avec les PIOs catégorie III et c'est sur cette dernière que la présente étude s'est penchée. À cette fin, et dans un premier temps, la continuation a été utilisée pour augmenter la stabilité de l'avion. Deuxièmement, et après avoir vérifié que nous avons exactement le système voulu, nous avons analysé, par la continuation et la bifurcation, la stabilité du couple avions-pilote. Il a été montré qu'à partir d'une certaine valeur de gain pilote des cycles limites stables et instables sont potentiellement possibles. Ils sont avec une amplitude limitée, mais vont rapidement au chaos ou divergent.

## Abstrat

This work is divided in tree parts;

In the first one, we present a new approach that allows the detection of brain tumours. This approach is based on mathematical methods such as correlation, covariance and geodesic distance. Before proceeding to the segmentation and automatic extraction, the detection of central indices of abnormal tissues is based on the method of correlation and covariance. From these indices, segmentation of brain tumour area using geodesic distance in T1 and T2 magnetic resonance images (MRI-T1 and T2). The proposed method yielded fruitful results and has shown a better performance in the analysis of biomedical images of modality MRI-T1 and T2.

In the second, we were interested by analysing rotating machines that play a crucial role to increase reliability and reduce production losses caused by a failure of the machine. The localization of gear defects becomes a difficult task in the case of combined defects. To avoid this problem, we propose in this work a method of classification based on the neural networks, discrete wavelet transform and Principal Component Analysis. The signals data used is obtained by simulation of a gear power transmission system with six degrees of freedom (DOF) in the presence and absence of default and experimental one. These faults are modeled and introduced in the model by the meshing stiffness function too the feature extraction is done by the discrete wavelet transform. The results obtained are encouraging.

In the third, we were interest by analyzing Pilot Induced Oscillations (PIO) that has been noted in airplanes. The PIO classification according types and causes leads to distinguish three categories. First Category: they are primarily oscillations of the linear system pilot-plane. Second Category: the case where the model of the pilot is linear whereas that of the plane is quasi linear. Third Category: it remains badly defined. However, it's based on transitions in the non-linear model of the system aircraft-pilot. Many works touched on the subject but no one of them treats with the third category of PIO and it's on the latter that the present study will focus. For this purpose, we fist, use a new quick and automatic continuation non linear method to increase the stability of the aircraft. Second, and after verify that we have exactly the desired system, we analyse by continuation and bifurcation the couple aircraft-pilot. It was illustrated that starting from some pilot gain value both stable and unstable limit cycles are potentially possible. They are limited with amplitude but rapidly go to chaos or diverge.



## Remerciements

### REMERCIEMENTS AU HONORABLES MEMBRES DU JURY ET RAPPORTEURS

*J'exprime ma reconnaissance envers M. Bengouram, professeur à l'université Sultan Moulay Slimane : Faculté des Sciences et Techniques Béni-Mellal, d'avoir accepté d'encadrer ce travail.*

*Je tiens à remercier M. Ahmed MGHARI, professeur à l'université Sultan Moulay Ismail Faculté des Sciences et Technique Er-Rachidia, qui a accepté d'être rapporteur de ce travail et qui m'a fait l'honneur de présider ce jury.*

*Je remercie vivement M. Abdelouahed Abounada et M Mohamed SABRI, Professeurs à l'université Sultan Moulay Slimane : Faculté des Sciences et Techniques Béni-Mellal, d'avoir accepté d'être rapporteur de ce travail et de faire part des membres du jury.*

*Je remercie aussi M Hassan Grimech professeur à l'université Sultan Moulay Slimane : Faculté des Sciences et Techniques d'avoir accepté examiner ce travail, et de faire part des membres du jury.*

## DÉDICACES

*À mon père et ma mère,*

*À mes frères,*

*À ma femme et mes enfants,*



2- Revue de la littérature et méthode adoptée.....	19
3- Résultats et interprétations.....	22
4- Conclusion et perspectives .....	25
Annexe 2 .....	26
Gear fault detection using artificial neural networks with discrete wavelet transform and principal component analysis Journal of Mechanical Engineering and Sciences.....	26
<b>CHAPITRE III</b> <i>AUTOMATISATION DU SÉQUENCÉMENT DE GAINS POUR AUGMENTATION DE STABILITÉ DE LA DYNAMIQUE D'AVION ET PAR BIFURCATION ET CONTINUATION.....</i>	<b>41</b>
Nomenclature .....	41
1- Introduction.....	42
2- Théorie de Bifurcation.....	42
2-1 Représentation dans l'espace des phases .....	43
2-2 Attracteur, conditions initiales et régime transitoire .....	43
2-3 État stationnaire et cycle limite .....	43
2-4 Solution quasi-périodique et chaos .....	44
2-5 Diagramme de stabilité.....	45
2-3 Stabilité des solutions stationnaires.....	47
2-4 Design du contrôleur .....	49
4- Contrôleur du F16.....	53
4-1 Dynamique longitudinale.....	55
4-4 Résultats et conclusion .....	60
6- Analyse du couple pilote avion.....	62
5-1 modèle du Pilote et le manche.....	62
5-2 Analyse du PIO .....	63
Bibliographie.....	65

Annexe 3 .....	66
New Nonlinear Quick Technique for Automatic Stability Augmentation System by Continuation and Nonlinear Pilot Induced Oscillations' Analysis.....	66
Volume 4 Issue 12, IJARCSSE December 2014 .....	66
<b>CONCLUSION GÉNÉRALE</b> .....	74
Liste des publications .....	75
<b>PUBLICATIONS DE RECHERCHE (ARTICLES DE JOURNAUX)</b> .....	75
<b>PUBLICATIONS DE RECHERCHE (ARTICLES DE CONFÉRENCES)</b> .....	77

## LISTE DES TABLEAUX

<i>Figure 1.1 Image avec tumeur et sa covariance</i> .....	5
<i>Figure 1.2 Histogramme de l'IRM par covariance</i> .....	5
<i>Figure 1.3 les différents étapes de segmentation d' une tumeur par la distance géodésique, (a) image de test, (b) image le calcul de la métrique riemannienne, (c) courbe géodésique en couleur et (d) segmentation de la région anormale de l'image qui représente les tissus tumoraux.</i> .....	8
<i>Figure 2.4 Modélisation d'une dent en présence d'une fissure</i> .....	21
<i>Figure 2.5 Raideur d'engrènement en fonction de l'angle de rotation du pignon sans fissure</i> .....	21
<i>Figure 2.6 Raideur d'engrènement <math>k_t</math> avec <math>r_1 = 1.8mm</math></i> .....	22
<i>Figure 2.7 Raideur d'engrènement <math>k_t</math> avec</i> .....	22
<i>Figure 2.8 Signal en cas sans défaut</i> .....	23
<i>Figure 2.9 Signal en cas de défaut</i> .....	23
<i>Figure 2.10 Exemple de décomposition par la DWT</i> .....	24
<i>Figure 3.11 Exemple de solution stationnaire</i> .....	44
<i>Figure 3.12 Exemple de solution périodique -cycle limite-</i> .....	44
<i>Figure 3.13 État stationnaire quasi-périodique</i> .....	45
<i>Figure 3.14 a) Bifurcation Hystérèse</i> .....	b) Bifurcation fourche
46	
<i>Figure 3.15 Bifurcation type fourche avec point limite</i> .....	46
<i>Figure 3.16 Bifurcation type Hopf</i> .....	46
<i>Figure 3.17 Multiplieur de Floquet en fonction du paramètre <math>\mu</math></i> .....	49
<i>Figure 3.18 Diagramme d'équilibre et cycle limites</i> .....	49
<i>Figure 3.19 Illustration de l'expression analytique du gain <math>k</math> en fonction de <math>y</math></i> .....	51
<i>Figure 3.20 Illustration des gains numériques <math>k</math> en fonction de <math>y</math></i> .....	52
<i>Figure 3.21 Surfaces de contrôle de l'avion</i> .....	54

<i>Figure 22 a) Quasi-linear attack angle and pitch rate feedback gains b) feed-forward trust correction.....</i>	<i>59</i>
<i>Figure 3.23 Angle d'attaque feedback.....</i>	<i>59</i>
<i>Figure 24 a) Réel and b) Imaginaire valeurs propre pour le F16 on boucle ouverte.....</i>	<i>60</i>
<i>Figure 3.25 Position des pôles pour la courte période de la dynamique du F16 avec le SAS.....</i>	<i>60</i>
<i>Figure 3.26 a) Réponse en BO du f16      b) Angle Attack et pitch réponse en fonction de l'angle d'attack de référence avec SAS.....</i>	<i>61</i>
<i>Figure 3.27 Simulation avec SAS du f16 : suivi d'angle d'attaque <math>\alpha</math> de référence.....</i>	<i>61</i>
<i>Figure 3.28 Modèle du pilote et du manche .....</i>	<i>62</i>
<i>Figure 3.29 Pilote-Avion en boucle fermé.....</i>	<i>63</i>
<i>Figure 3.30 Points d'équilibres et points Hopf en fonction de <math>k_p</math> pour différentes valeurs de <math>\tau</math> .....</i>	<i>64</i>
<i>Figure 3.31 Limites cycles Stable et instable pour <math>\tau = .15</math> en fonction de <math>K_p</math> .....</i>	<i>64</i>
<i>Figure 3.32 Limites cycles Stable et instable pour <math>\tau = .2</math> en fonction de <math>K_p</math> .....</i>	<i>64</i>
<i>Figure 3.33 Avion-Pilote en situation de chaos <math>K_p=13</math> <math>\tau=.15</math> a) phase diagram.....</i>	<i>65</i>

## INTRODUCTION GÉNÉRALE

L'aide au diagnostic par les outils de traitement des signaux, que ça soit à une ou deux dimensions voir même plus, a toujours été un support très appréciable aussi bien pour les ingénieurs de contrôle non destructif que les médecins oncologues et chirurgiens. De nos jours les données à exploiter et traiter sont de plus en plus immenses et les personnes expertes sont de plus en plus rares et chèrement payées d'ou l'intérêt de leur apporter de l'aide et de faciliter leurs taches, les rendre plus rapides et plus efficaces.

Les travaux de recherche entrepris durant les trois dernières années ont touché à différent domaines de recherche notamment le biomédicale, le contrôle non destructif et l'analyse des systèmes dynamiques. Un intérêt particulier a été consacré à ces sujets pour les améliorations et l'aide possible qu'on peut apporter aux médecins oncologues et chirurgiens si les tumeurs sont bien localisées dans l'espace avec les coordonnées des cellules affectés, ainsi qu'aux ingénieurs mécaniciens s'ils arrivent à prévoir très tôt les pannes de leurs machines tournantes et anticipés leur réparations ou maintenance, de même qu'un énorme gain de temps pour configurer et analyser la stabilité des systèmes d'augmentation de la stabilité (SAS) des avions.

En biomédicale, un intérêt a été consacré aux images à résonance magnétique (IRM) et particulièrement pour analyser automatiquement une grande quantité des images IRM d'une manière très efficace et dans un temps acceptable pour localiser les tumeurs s'ils ont lieu et déterminer leur type. Par ce travail, on a cherché à apporter cette solution automatique à la détection des tumeurs au cerveau et à localiser l'ensemble de ces cellules infectées en combinant les méthodes mathématiques : corrélation, matrice de covariance et distance géodique.



En contrôle non destructif, on s'est intéressé à l'étude des engrenages qui sont omniprésents en industrie et dont les défauts sont très néfastes pour le bon déroulement de la production et un retard de diagnostic et irréversible et très onéreux ; on a fixé comme objectifs de pister très tôt ces défauts d'engrenages qui sont souvent très nuisibles aussi bien à la production, la rentabilité d'entreprise que la sécurité des personnes. Notre méthode de détection des défauts des engrenages a été réalisée en modélisant dans un premier temps les défauts et leurs effets sur l'engrènement puis en combinant différentes techniques notamment les réseaux de neurones, les ondelettes discrètes et l'analyse de la composante principale pour détecter les défauts, leur degrés et leurs types.

En analyse des systèmes dynamiques, notre intérêt est porté sur l'amélioration de la stabilité de l'avion et l'analyse de sa stabilité en boucle fermée lors des manœuvres du pilote. En effet, un avion est régi par des systèmes d'équations différentielles non linéaires et au voisinage d'un point d'opération, il peut être approximé par son modèle linéaire et un contrôleur linéaire s'est avéré suffisant pour obtenir un système répondant aux critères de commande et de manœuvrabilité désirés mais toujours seulement au voisinage de ce point.

Or, un avion peut se trouver dans plusieurs situations et par suite n'aura pas seulement quelques points d'opérations mais plusieurs dizaines. Ceci rend l'approche de linéarisation et le séquençage des gains une tâche très complexe et aberrante d'où l'intérêt du présent travail.

Le rapport suivant se présente en trois chapitres, le premier chapitre décrit le travail porté sur la détection des tumeurs au cerveau suivi de l'article publié sur ce travail (**annexe 1**), le deuxième chapitre porte sur le dépistage des défauts des engrenages suivi aussi d'un article publié sur ce travail (**annexe 2**) et le dernier est dédié à l'analyse des systèmes dynamiques suivi de l'article publié sur ce travail (**annexe 3**).

Finalemant, les principales remarques et perspectives sur l'ensemble des travaux ont pris place en conclusion générale.

# CHAPITRE I LOCALISATION DES TUMEURS DU CERVEAU PAR MÉTHODES STATISTIQUES ET DISTANCES GÉODÉSIQUES

## *1- Introduction*

L'imagerie médicale est certainement l'un des domaines de la médecine ayant le plus progressé ces vingt dernières années, elle représente l'ensemble des techniques permettant d'obtenir des images à partir de différents types d'appareils d'analyse médical (Radiographie, Ultrasons, Imagerie par Résonance Magnétique IRM, etc.).

Ces récentes découvertes permettent non seulement un meilleur diagnostic mais offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses maladies. L'identification précise de la tumeur ou les cellules touchées facilite le recours à la chirurgie et plus précisément la chirurgie assistée par ordinateurs, seule solution pour certaines tumeurs de cerveau.

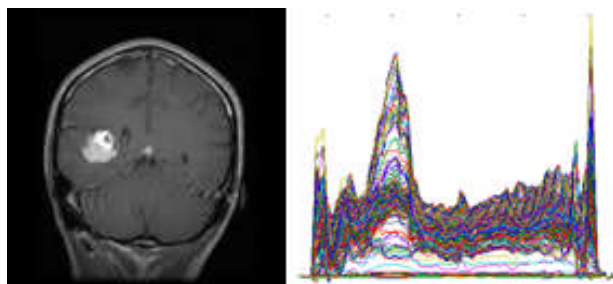
Un intérêt particulier a été consacré à ce sujet pour apporter de l'aide possible aux médecins oncologues et chirurgiens si les tumeurs sont bien cernées dans l'espace avec les coordonnées des cellules cancéreuses.

## *2- Description de la méthode*

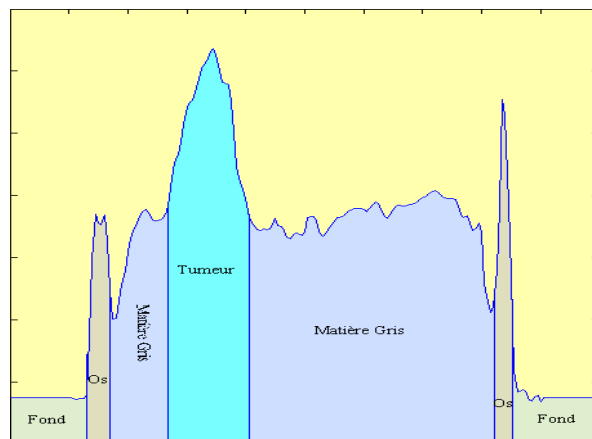
Un intérêt particulier a été consacré à ce sujet pour apporter de l'aide possible aux médecins oncologues et chirurgiens si les tumeurs sont bien localisées dans l'espace avec les coordonnées des cellules affectées,

La géométrie riemannienne est un outil mathématique puissant qui permet d'extraire des attributs caractérisant une image médicale, par conséquent une image médicale sera représentée par un vecteur caractérisant. Cette représentation permet de réduire la complexité des images médicales et de simplifier la segmentation et la classification et de caractériser les

zones d'intérêts. En effet, avant d'entamer l'étape de segmentation et classification, il a fallut trouver en premier le milieu ou les milieux des tumeurs, on a choisis de créer une base de texture de différents type de tumeurs, puis en les corrélant avec les images à analyser, on a pu situer les cellules anormaux pour la plus part d'entre eux, sauf ceux dont la texture n'est pas considéré dans la base. Ainsi, il a été nécessaire de trouver une meilleure méthode et on a utilisé l'histogramme des matrices de covariance afin de localiser les centres des tumeurs. La figure 1 et 2 illustre les résultats trouvés par cette méthode.



*Figure 1.1 Image avec tumeur et sa covariance*



*Figure 1.2 Histogramme de l'IRM par covariance*

On peut différencier ces classes par les niveaux de gris (faible représente le fond, médians incluent les tissus sains, élevés contient le ou les tumeurs et les os). Cette méthode appliquée à ce stade pour chercher la région des tissus sains basés sur les niveaux de gris médians (matière grise et blanche).

Les coordonnées extraits par l'histogramme sont les points de départ de la distance géodésique qui permet d'avoir une meilleure segmentation automatique des cellules tumorales des images IRM du cerveau. Parfois, on trouve que l'intensité de l'os est supérieure à celle des tumeurs, ce

qui laisse penser à trouver méthode qui segmente le cerveau avant de procéder à la détection des tumeurs.

## 2.1 Segmentation par la distance géodésique

La segmentation est l'étape majeure de traitement des images biomédicales pour les préparer à l'étape de classification. Plusieurs travaux ont été élaborés dans cette direction.

### a) Distance géodésique

Soient  $x$  et  $y$  deux pixels d'une image  $f$  à valeurs dans  $\Omega$ , et  $\gamma_{x,y}$  un chemin paramétré par  $[0; 1]$  entre ces deux pixels. La distance géodésique entre  $x$  et  $y$  est définie par :

$$d(x, y) = \min_{\gamma_{x,y}} \int_0^1 W(\gamma_{x,y}(p)) \|\gamma'_{x,y}(p)\| dp \quad (1)$$

Avec  $\gamma'_{x,y} \in \mathfrak{R}^2$ , est la dérivée de  $\gamma_{x,y}(p)$ , et  $W$  correspond au poids associé à chaque  $\gamma_{x,y}(p)$ . L'utilisation de distance géodésique est essentiellement définie par la métrique  $W$ . Ces distances géodésiques peuvent être évaluées par un algorithme de « Fast Marching ».

Les plus courts chemins sont des courbes 2D qui minimisent une longueur pondérée selon une métrique donnée  $W(x)$  pour  $x \in [0,1]^2$ . La métrique est calculé à partir d'une image d'entrée  $f(x)$ . La longueur d'une courbe  $t \in [0,1] \rightarrow \gamma(t) \in [0,1]^2$  est présentée par l'équation

$$L(\gamma) = \int_0^1 w(\gamma(t)) \|\gamma'(t)\| dt \quad (2)$$

$d(x, y)$  est invariante sous le re-paramétrage de la courbe  $\gamma$ .

La courbe géodésique  $\gamma$  entre deux points  $x$  et  $y$  a une longueur minimale parmi les courbes joignant les deux points.

Le processus de la segmentation se fonde sur la distance géodésique utilisé (1) afin de prédire à quel niveau appartient chacun des pixels en sélectionnant la distance minimale avec les régions les plus intenses et les moins intenses.

$$\min_{\gamma(0)=x;\gamma(1)=y} L(\gamma) \quad (3)$$

Une courbe plus courte a donc tendance à passer dans les zones où  $W$  est faible. La distance géodésique entre les deux points est alors  $d(x,y) = L(\gamma)$  est la distance géodésique selon la métrique  $W$ .

Enfin chaque pixel  $x$  est classé comme région d'intérêt si  $D_m < D_p$  avec  $D_p$  est le domaine des pixels plus intense et  $D_m$  est le domaine des pixels moins intense.

#### **b) Pixel fondée sur les valeurs de la métrique géodésique**

La carte géodésique à distance  $D(x) = d(x_0, x)$  à un point de départ fixe  $x_0$  est la solution unique de viscosité de l'équation Eikonale.

$$\|\Delta D(x)\| = W(x) \text{ et } D(x_0) = 0 \quad (4)$$

L'équation 4 peut être résolue numériquement en  $O(N \log(N))$  opération sur une grille discrète de  $N$  points.

Sachant que les cellules tumorales préférentiellement répartis le long des fibres nerveuses, on propose l'utilisation d'une distance géodésique sur la variété riemannienne des tenseurs de diffusion du cerveau pour remplacer la distance euclidienne utilisée dans la pratique clinique et d'identifier correctement la marge de l'invasion tumorale. Ces résultats mathématiques du modèle dans une équation aux dérivées partielles du premier ordre qui peut être résolu numériquement. Pour calculer la distance géodésique, nous utilisons les données réelles de l'imagerie pondérée en diffusion.

L'idée principale de plusieurs méthodes consiste à attribuer une diffusion anisotrope de la matière grise et une diffusion isotrope de la matière blanche avec la plus grande diffusion le long du

principal vecteur propre du tenseur de diffusion de l'eau. Nous affichons la couleur de la carte de distance dans les zones où le front s'est propagée, et laisser en noir et blanc la zone où le front ne se propage pas (figure 1.2 c)).

Une fois la carte de distance géodésique  $D(x)$  à un point de départ  $x_0$  est calculée, la courbe géodésique entre tout point  $x_1$  et  $x_0$  extrait par descente du gradient

$$\gamma'(t) = -\eta(t)\nabla D(\gamma(t))$$

Où  $\eta_t > 0$  contrôle la vitesse de paramétrage de la courbe résultante. Pour obtenir le paramétrage des appareils de vitesse.

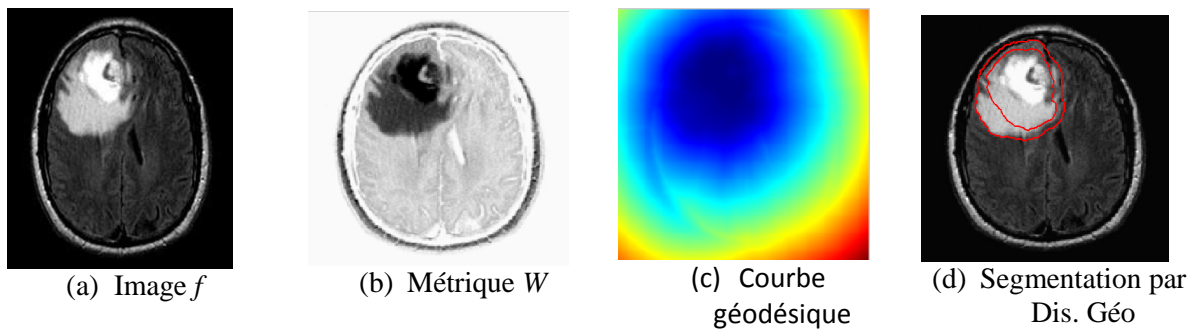


Figure 1.3 les différentes étapes de segmentation d'une tumeur par la distance géodésique, (a) image de test, (b) image le calcul de la métrique riemannienne, (c) courbe géodésique en couleur et (d) segmentation de la région anormale de l'image qui représente les tissus tumoraux.

La courbe  $\gamma_t$  est celles des bords des boules géodésiques de rayon  $t$ , il peut être calculé en utilisant l'algorithme de fast-marching,  $\gamma_t$  peut-être approximé par le front qui est la propagation du fast-marching durant les itérations. Comme  $t$  augmente, ces boules  $\gamma_t$  se gonflent et se déplacent plus rapidement dans la région où  $W$  est large. On propose l'utilisation de cette évolution pour segmenter les cellules tumorales, on utilisant la métrique  $W(x)$  qui est faible pour les pixels en dehors de la région à segmenter, et en utilisant le rayon  $t$  choisi pour correspondre la taille de la région, ce rayon qu'on peut aussi le récupérer automatiquement à partir de l'histogramme. La figure 1.3 d) montre l'application de cette méthode sur une anomalie dans une image par résonance magnétique  $f$  de cerveau.

### ***3- Résultats et conclusion***

L'objectif de ce travail était la détection, la segmentation et la localisation des tumeurs du cerveau dans les IRM en utilisant l'outil de la géométrie riemannienne. La segmentation est basée sur le calcul de la distance géodésique à partir d'un point localisé automatiquement par l'histogramme de covariance et par la corrélation. Cette approche peut être utilisée pour extraire une tumeur au cerveau de l'IRM-T1 et T2 en temps réel et dans les grandes bases de données des images.



***Annexe 1***

**Automatic brain tumour extraction for T1 and T2 MRI using  
geodesic distance and statistical methods**

IJARCSSE Volume 3 Issue 11 December- 2013



## Automatic Brain Tumor Extraction for MRI-T1 and T2 using Geodesic Distance and Statistical Methods

M. Gouskir<sup>\*</sup>

Laboratory of Matter of Physics  
and Nanotechnology,  
USMS, Beni Mellal Morocco

M. Boutalline<sup>1</sup>, B. Bouikhalene<sup>2</sup>

Computer Sciences department  
F.S.T, TIT Team, USMS, Beni Mellal  
Morocco

H. Aissaoui<sup>3</sup>, B. Elhadadi<sup>4</sup>

Laboratory of Matter of Physics and  
Nanotechnology, USMS, Beni Mellal  
Morocco

**Abstract**— In this paper, we present a new approach that allows the detection of brain tumors. The approach is based on mathematical methods such as correlation, covariance and geodesic distance. Before proceeding to the segmentation and automatic extraction, the detection of central indices of abnormal tissues is based on the method of correlation and covariance. From these indices, segmentation of brain tumor area using geodesic distance in T1 and T2 magnetic resonance images (MRI-T1 and T2). The ultimate objective is to retrieve the attributes of the tumor observed on the image; these attributes form a characterizing vector, which is used latter in the extraction and classification steps to get a better diagnosis. The proposed method yielded fruitful results and has shown a better performance in the analysis of biomedical images of modality MRI-T1 and T2.

**Keywords**— Biomedical Images Processing, Detection, Segmentation, Correlation, Covariance, Geodesic Distance.

### I. INTRODUCTION

Recently, the medical image analysis has boomed. Various approaches have been proposed to develop an image analysis system. Detection, segmentation and extracting abnormal areas in the image are the main objectives for a better diagnosis. The also offer new hope for treatment of many diseases.

There are several methods and techniques that allow the detection and segmentation of abnormal cells in the different modalities of medical imaging (MRI, Ultrasound, X-ray, etc). The proposed methods are used to:

- Obtain the desired information from biomedical images.
- Determine the existence and type of tumors.
- Develop automated systems.

Many efforts have been made to use mathematical models to detect and to segment automatically tumor cells and analyze a large amount of medical images [1] accurately and in an appropriate time. According [2], these approaches are based on the Riemannian manifold to segment glioma cells and tumor-growth. Recent studies have introduced two major types of segmentation; brain and brain tumor cells; automatic [3-4] and semi-automatic, [5] and [6] propose the algorithm based on Spatial accuracy-weighted Hidden Markov random field and Expectation maximization approach for both automated tumor and enhanced-tumor segmentation. Other approaches used to evaluate the MRI brain tumor segmentation methods include the use of modified gradient magnitude region growing, Level set and marker-controlled watershed [7].

The detection of the tumor is an essential preliminary step to solve the problems of segmentation, [8] use symmetric analysis for automatic detection of brain tumors. 2D continuous wavelet transform (CWT) is applied to reveal the characteristics of tissues in MR brain images, [9] use Zernike moments to segmentation, it is observed that different transforms are used to extract desired information from biomedical images. Image intensities at the neighboring pixels [10] are utilized to represent the tissues in magnetic resonance and computed tomography images. Wavelet transform [9, 11], co-occurrence matrix [12], Fourier transform [13], spatial gray-level dependence matrices [14] and Law's micro-texture energies [15] are used to extract tissues in ultrasound images.

The objective of this work is the detection, segmentation and contour extraction of MRI-T1 and T2 brain tumors in biomedical images.

It is meant to:

- Reduce the complexity of medical images
- Simplify the segmentation and classification
- Characterize the region of interest using statistical methods and Riemannian descriptors which represent powerful tools for extracting attributes that characterize a medical image, represented by a characteristic vector.

Many techniques have been proposed to automate the brain tumor detection and segmentation in recent Years. The proposed methods can be broadly classified into two types, intelligent based and non-intelligent based. The notable



intelligent based systems are artificial neural network [10,16], fuzzy c-means, support vector machine and hybrid methods. On the other hand, most notable non-intelligent methods include thresholding [17] and region growing [18]. Our work include 4 sections, section 1 based on the correlation to detect and extract indices of abnormal region, in section 2 we present the covariance method to obtain automatically the coordinates of abnormal area, these coordinates that will be used in Section 3 to segment and extract the tumor cells using the geodesic distance. Implementation details and obtained results are presented in section 4.

## II. CORRELATION

Correlation is the basic operation that we will perform to extract information from images. It is in some sense the simplest operations that we can perform on an image, it can be analyzed and understood very well, and it is also easy to implement and can be computed very efficiently [19].

We use related methods to find locations in an image that resemble a template. To do this, we think of a tumor as a texture template, we are sliding it around the image looking for a location where the template overlaps the image, so that values in the template are aligned with similar values in the image [20].

First we must decide how to measure the similarity between the model and the image area with which it is aligned; the correlation results are calculated by aligning the center of the filter to a pixel. Then we multiply all values that overlap, and add the result. It can be written as follow:

$$F \circ I(x,y) = \sum_{j=-w}^w \sum_{i=-h}^h F(i,j)I(x+i,y+j) \quad (1)$$

Where  $F(i,j)$  the template,  $I(x,y)$  the image to be analyzed

$w$ : width of the image,

$h$ : height of the image.

This system detects only tumors that are stored in the database of tumors. Any other type of tumor can't be detected. Some traditional systems require both the image with the tumor and tumor-free image. The general principle is to compare the texture of the image with the texture of all tumors in our database of tumors (Fig. 1).

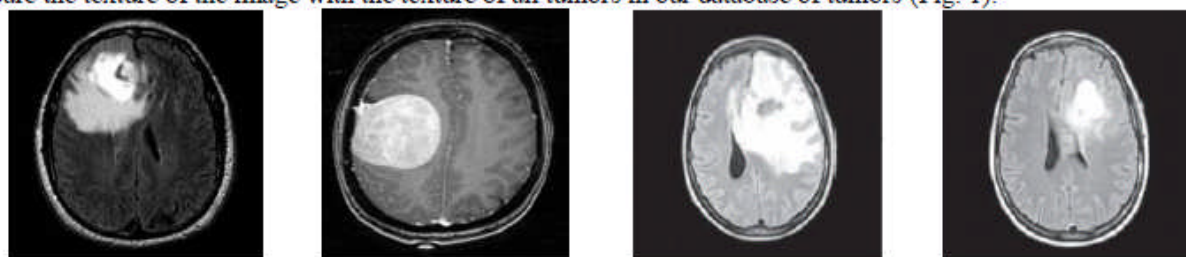


Fig. 1: MRI-T1 (left) and T2 images (right) contain different types of tumors.

The correlation is used to determine the center coordinates of tumors (Fig. 3), without any comparison with normal image following the process shown in Fig. 3. It gives good results if the texture of tumor that contains the image is already stored in database, which requires a large database of different textures.

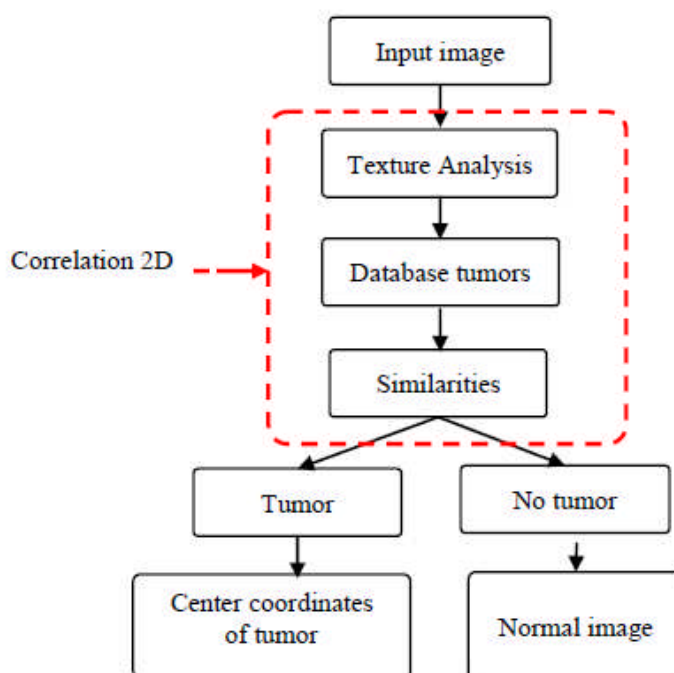


Fig. 2: Correlation steps.

Basically the images of tumor which are cropped are stored in the template folder. Then template matching algorithm is used to compare both the images and hence the tumor, if the tumor exist it can be detected. After performing template matching algorithm using correlation, tumor can be detected. If the tumor is present it will be indicated and gives the coordinates of its center, otherwise if the image would thus remain as it is.



Fig. 3: Correlation and coordinate detection of T1-MRI brain tumor region

This method has some limitations as it is sensitive to any kind of noise and change in size, thus we recommend that another method should be used to provide better results.

### III. IMAGE COVARIANCE MATRIX

The medical image has more pixels and each pixel is correlated with its neighboring pixels. The covariance matrix obtained by the covariance pixel is very large and contains a lot of redundant information. Fig. 4 represents the histogram for the covariance matrix of a medical brain imaging modality MRI-T1.

The objective of using this method is to have the image histogram to automatically extract the area that contains the abnormality. Consider two variables  $x$  and  $y$ , given  $n$  observations on these two variables, the sample covariance between  $x$  and  $y$  is defined as follows [21]:

$$Cov(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})^T \quad (2)$$

Let us now consider an image  $M$  composed of a number  $n$  of pixels instead of a single pixel  $M = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$

Where  $V_i$  are columns vectors of  $M$  and  $n$  is the total number of columns.  $V_i$  is the covariance of the image  $M$  denoted  $C$ , because  $V_i$  are vectors of the matrix  $M$ . Then the covariance  $C$  of  $M$  corresponds to sum of pixels in  $V_i$  calculated as follows:

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (V_i - M)(V_i - M)^T \quad (3)$$

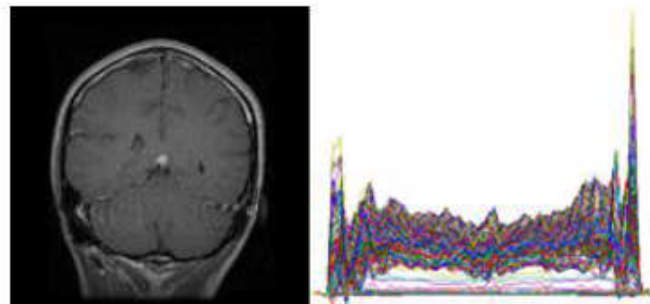


Fig. 4: Brain imaging modality MRI-T1 (left) and the representation of covariance histogram of all pixels in image  $M$  (right).

After determining the covariance  $C$  of normal image  $M$ , shown on (Fig. 4), we represent the histogram of the image that contains a tumor cells, using the same method (Fig. 5).

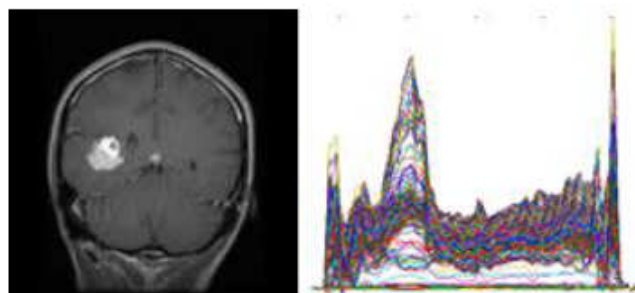


Fig. 5: MRI-T1 brain contain tumor (left) and its covariance histogram (right).



The presentation of the covariance histogram of brain image (Fig. 4 and Fig. 5) of all pixels has several redundant information, to solve this problem, the principal component analysis (PCA) is used for the histogram of MRI in order to differentiate the classes containing the image (Fig. 6).

A. *Image covariance-based PCA*

The image covariance matrix is represented as histogram of images. PCA is a statistical method based on covariance matrix to eliminate redundant information. The set of projection vectors  $W$ , which maximizes the determinant of the image covariance matrix  $C$  [21], is obtained as follow:

$$W = \arg \max(W^T C W) \quad (4)$$

Where  $W$  is the set of eigenvectors of  $C$  corresponding to the first largest eigenvalues. Next we proceed to represent the set of eigenvectors obtained by PCA as histogram covariance of brain image.

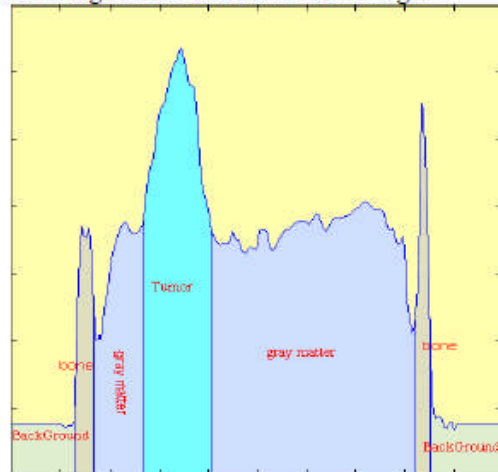


Fig. 6: Histogram and these classes by covariance.

B. *Brain tumor detection*

We then proceed to extract the brain tumor portion. For this we employ covariance matrix. The covariance histogram is based on matrix of brain image. First, we construct the vectors of image matrix that corresponds to brain regions. Next, we check the pixel values which are along to object and classify them into classes (Fig. 6). The classification of classes is done based on gray levels, the background is low, median include healthy tissues, and high contains edema and bone. This approach applied at this stage to locate the region of brain tumor based on median gray levels (gray and white matter).

Tumor tissue of brain MRI-T1 are white gray levels, we are interested in the region that contains the white matter presented by the maximum of the histogram.

The objective of this method is to extract the coordinates of the region that represents the interests of our work (Fig. 7).

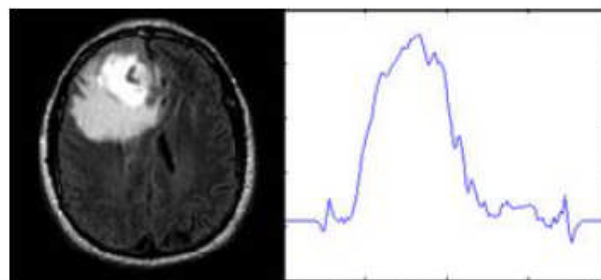


Fig. 7: Brain MRI Image (Left) And Histogram (Right).

The coordinates extracted by the histogram are the starting points of the geodesic distance that allows us to have a better automatic segmentation of tumor cells MRI-T1 and T2 images of the brain (Fig. 8).

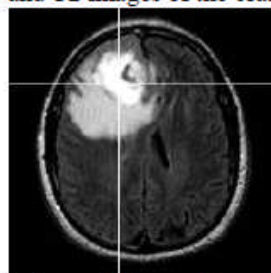


Figure 8: Indices of the maximum histogram.



Sometimes we find that the intensity of the bone is greater than that of tumors, allowing us to think of a method that segments the brain before going to the segmentation of tumors.

These two methods are the essential part of our work because they return the coordinates of the center of the region of interest and we will facilitate the step of segmentation using the geodesic distance.

#### IV. SEGMENTATION USING GEODESIC DISTANCE

Segmentation algorithm is based on the properties of gray level values of pixels. The different types of segmentation techniques are: (a) Edge based segmentation, (b) Threshold Based Segmentation, (c) Region Based Segmentation, (d) Clustering and (e) Matching.

Segmentation is the major step of biomedical image processing to prepare them for the classification step.

This paper outlines an efficient image segmentation technique that can distinguish the pathological tissues such as edema and tumor from the normal tissues such as White Matter (WM) and Grey Matter (GM) [2].

##### A. Geodesic Distance

$x_s$  and  $x_e$  are two pixels in an image  $F$  That is modeled as a 2D function  $F: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ , where the image domain is usually  $\Omega = [0,1]^2$ . And  $\gamma_{x,y}$  a path parameterized by  $[0,1]$  between these two pixels. The geodesic distance between  $x$  and  $y$  is defined by:

$$d(x, y) = \inf_{\gamma_{x,y}} \int_0^1 W(\gamma_{x,y}(P)) \|\gamma'_{x,y}(P)\| dp \quad (5)$$

Where  $\gamma'_{x,y} \in \mathbb{R}^2$  is the derivative of  $\gamma_{x,y}(P)$ , and  $W$  is the weight associated with each  $\gamma_{x,y}(P)$ . The use of geodesic distance is substantially defined by the  $W$  metric used. These geodesic distances can be evaluated by a Fast Marching algorithm [22].

Shortest paths are 2D curves that minimize a weighted length in a given metric  $W(x)$  for  $x \in [0,1]^2$ , the metric is usually computed from an input image  $F$ . The length of a curve  $t \in [0,1] \rightarrow \gamma(t) \in [0,1]^2$  is

$$L(\gamma) = \int_0^1 W(\gamma(t)) \|\gamma'(t)\| dt \quad (6)$$

Note that  $L(\gamma)$  is invariant under re-parameterization of the curve  $\gamma$ . The geodesic curve between two points  $x$  and  $y$  has minimum length among curves joining the two points.

The process of segmentation is based on the geodesic distance using equation (6) a late predict what level up each pixel by selecting the minimum distance with the most intense regions and other less intense.

$$\min_{\gamma(0)=x; \gamma(1)=y} L(\gamma) \quad (7)$$

A shortest curve thus tends to pass in areas where  $W$  is small. The geodesic distance between the two points is then  $d(x, y) = L(\gamma)$  is the geodesic distance according to the metric  $W$ .

Finally, each pixel  $x$  is classified as a region of interest if  $D_m < D_p$ , where  $D_m$  is the area of less intense pixels and  $D_p$  the pixel domain is more intense.

##### B. Pixel values-based Geodesic Metric

The geodesic distance map  $D(x) = d(x_0, x)$  to a fixed starting point  $x_0$  is the unique viscosity solution of the Eikonal equation [20].

$$\|\nabla D(x)\| = W(x) \text{ et } D(x_0) = 0 \quad (8)$$

This equation can be solved numerically in  $O(N \log(N))$  operation on a discrete grid of  $N$  points. Given that tumor cells preferentially spread along nerve fibers, we propose the use of a geodesic distance on the Riemannian manifold of diffusion tensor brain to replace the Euclidean distance used in clinical practice and to correctly identify the margin of tumor invasion. These mathematical models results in a partial differential equation (PDE) of the first order which can be solved numerically in a stable and consistent. To compute the geodesic distance we use actual data from the diffusion-weighted imaging (DWI) [2].

The main idea of several methods is to assign an anisotropic distribution of gray matter and isotope diffusion of white matter with greater diffusion along the principal eigenvector of the diffusion tensor of water. We show the color of the distance map in areas where the front spread, and let black and white region where the front does not spread (Fig. 9 (c)).

Once the card geodesic distance  $D(x)$  at  $x_0$  starting point is calculated, the geodesic curve between any points  $x_1$  and  $x_0$  extracted by gradient descent.

$$\gamma'(t) = -\eta_t \nabla D(\gamma(t)) \quad (9)$$

Where  $\eta_t > 0$  controls the parameterization speed of the resulting curve. To obtain unit speed parameterization, one can use.

$$\eta_t = \|\nabla D(\gamma(t))\|^{-1} \quad (10)$$



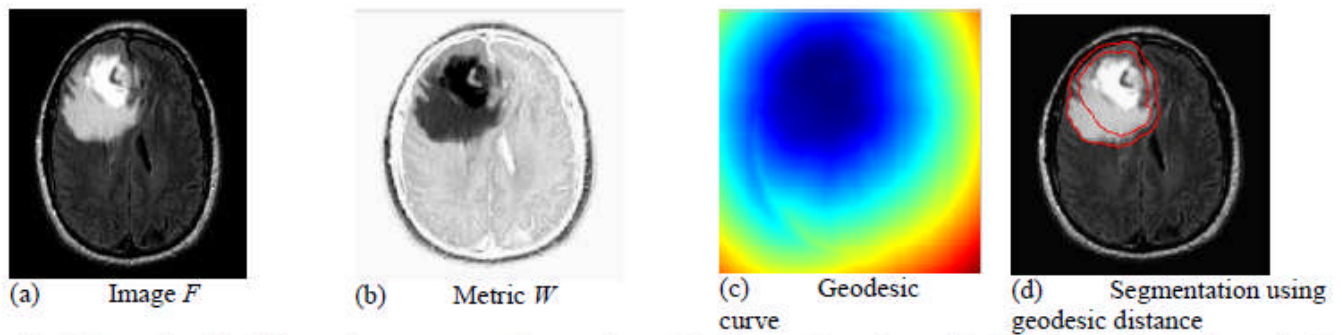


Fig. 9: The results of the different phases to segment the tumor by geodesic distance: (a) test image, (b) calculating the Riemannian metric, (c) the geodesic curve color and (d) segmentation of the abnormal region of the image which represents the tumor tissue.

The curve is  $\gamma_t$  those edges of the geodesic balls of radius  $t$ , it can be calculated using the fast marching algorithm [21], and in fact  $\gamma_t$  can be approximated by the front which is the spread of fast marching during the iterations. As  $t$  increases, these balls are swollen and  $\gamma_t$  moves faster in the region where  $W$  is wide. We propose the use of this evolution to segment the tumor cells using the metric  $W(x)$ , which is low for pixels outside the region segmentation, and using the radius  $t$  chosen to match the size of region, this respect we can also recover automatically from the histogram. Fig. 4 shows the application of this method on an abnormal brain magnetic resonance image F.

### V. RESULTS AND DISCUSSION

The segmentation is based on the calculation of geodesic distance from a tumor location automatically retrieved by the statistical methods used in the previous sections. The method of the geodesic distance to segment the tumor cells is a new method to be tested in real time and on a large number of images, on the other hand there are other methods based on comparison between the conventional methods which use a limited number of images. The validation of the method by [24] by monitoring the developments of tumor cells from the same person and [2] who made the validation of the method on 11 patients.

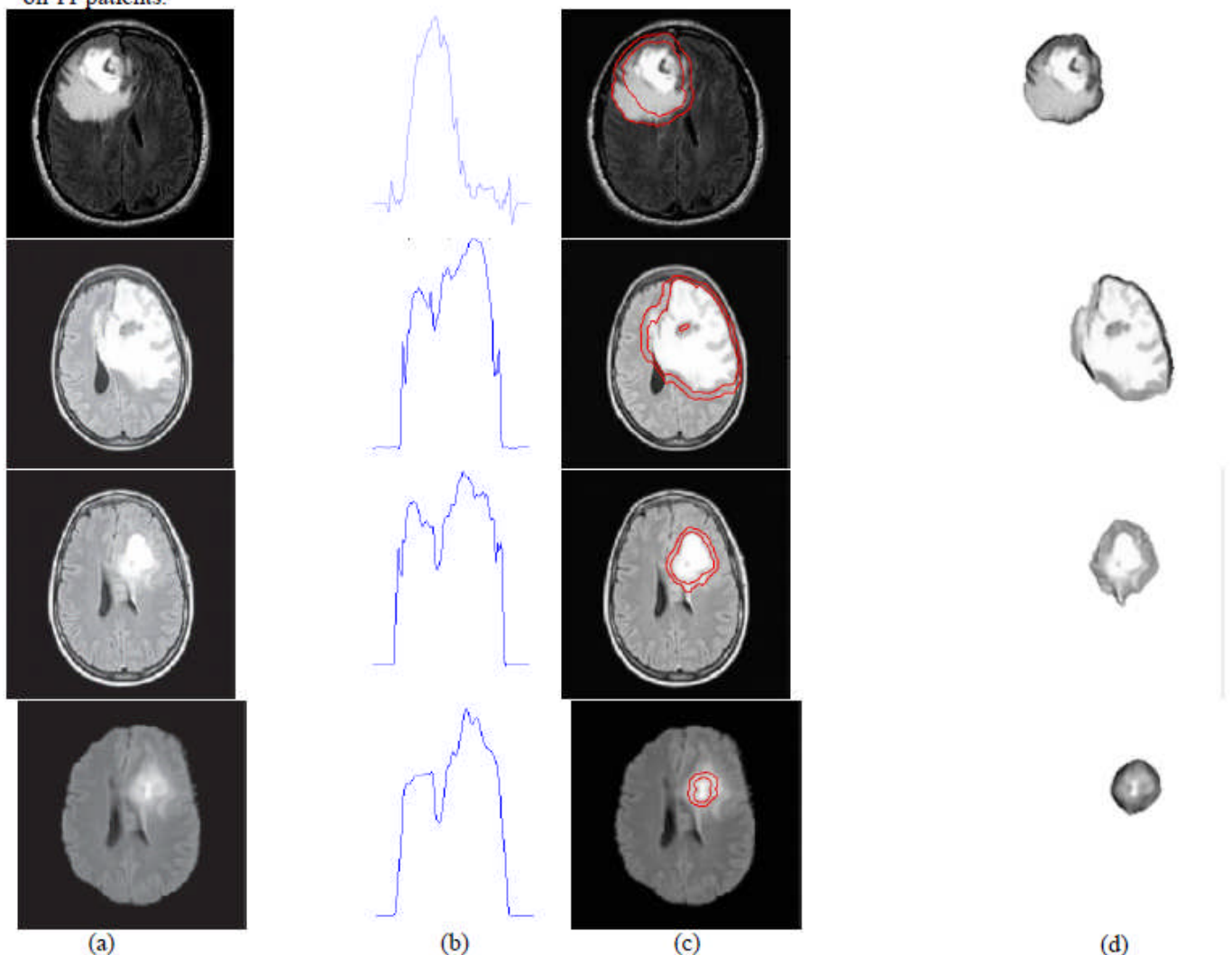


Fig. 10: The results of 4 different MRI-T1 and T2 images: (a) test images, (b) covariance histogram for detection, (c) segmentation by the geodesic distance and (d) extracting the area of tumor cells accurately.



Since patients with cancer need immediate treatment, the strong point of this method can measure the tumor cells in real time which shows that it can be practiced clinically. This approach can be used to extract brain tumor of MRI-T1 and T2 in real time and in large dataset images.

## VI. conclusion

In this paper, we proposed an automatic extraction and segmentation of MRI brain tumors, the task in this approach is to automatically detect the presence of tumors in MR images of the brain using mathematical methods, and segment the abnormal region from images using geodesic distance on the Riemannian manifolds of brains fibers. This method tested on several MRI-T1 and T2 proved that the use of geodesic distance could be having significant results.

The use of mathematic methods to locate automatically the abnormal region in brain MRI promises efficient and automatic results.

## REFERENCES

- [1] L. Preziosi, Cancer Modeling and Simulation. CRC Mathematical Biology and Medicine Series. Chapman & Hal. 2003.
- [2] Parisa Mosayebi, Dana Cobzas, Albert Murtha, Martin Jagersand. Tumor Invasion Margin on the Riemannian Space of Brain Fibers. Medical Image Analysis 16, 2012, 361–373.
- [3] K. Somasundaram, T.Kalaiselvi. Fully automatic brain extraction algorithm for axial T2-weighted magnetic resonance images. Computers in Biology and Medicine 40, 2010, 811–822.
- [4] A. le Troter, G. Auzias, O. Coulon. Automatic sulcal line extraction on cortical surfaces using geodesic path density maps. NeuroImage 61, 2012, 941-949.
- [5] R.B. DUBEY, M. Hammandlu, S.K Gupta and S.K. Gupta. Semi-automatic segmentation of RMI brain tumor. ICGST-GVIP Journal, ISSN: 1687, 398x, 2009, Volume 9, Issue 4.
- [6] Jingxin Nie, Zhong Xue, Tianming Liu, Geoffrey S. Young, Kian Setayesh, Lei Guo and Stephen T.C.Wong. Automated brain tumor segmentation using spatial accuracy-weighted hidden Markov Random Field. Computerized Medical Imaging and Graphics 33, 2009, 431–441.
- [7] R. B. Dubey, M. Hanmandlu, Sr. Member and Shantaram Vasikarla, Evaluation of Three Methods for MRI Brain Tumor Segmentation. Eighth International Conference on Information Technology: New Generations. 2011.
- [8] Sudipta Roy, Atanu Saha and Samir K. Bandyopadhyay. Brain Tumor Segmentation and Quantification From MRI Of Brain. Journal of Global Research in Computer Science. Volume 2, No. 4, April 2011. 155-160
- [9] Zafer Iscan, Zümray Dokur, Tamer Ölmez. Tumor detection by using Zernike moments on segmented magnetic resonance brain images. Expert Systems with Applications, 2010. Volume 37 . 2540-2549
- [10] Dokur, Z. & Ölmez, T. Classification of magnetic resonance images using a novel neural network. In IEEE-EMBS Asia Pacific conference on biomedical engineering, Hangzhou, China. 2000.
- [11] Dokur, Z., Iscan, Z., & Ölmez, T. Segmentation of medical images by using wavelet transform and incremental self-organizing map. Lecture Notes in Artificial Intelligence, 2006. LNAI, 4293, 800–809.
- [12] Haering, N., & Lobo, N. D. Features and classification methods to locate deciduous trees in images. Computer Vision and Image Understanding, 75(1-2), 1999, 133–149.
- [13] Feleppa, E. J., Kalisz, A., Melgar, J. B. S., Lizzi, F. L., Liu, T., Rosado, A. L., Shao, M. C., Fair, W. R., Wang, Y., Cookson, M. S., Reuter, V. E., & Heston, W. D. W. Typing of prostate tissue by ultrasonic spectrum analysis. IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control, 3(4), 1996, 609–619.
- [14] Llobet, R., Perez-Cortes, J. C., Toselli, A. H., & Juan, A. Computer-aided detection of prostate cancer. International Journal of Medical Informatics, 76, 2007, 547–556.
- [15] Hsiang, W. C., & Sun, N. Y. Segmentation of kidney from ultrasound B-mode images with texture-based classification. Computer Method & Programs in Biomedicine, 84(2-3), 2006, 114–123.
- [16] M. Egmont-Petersen, D. de Ridder, H. Handels, Image processing with neural networks—a review. Pattern Recognition 35, 2001, 2279–2301.
- [17] Anam Mustaqeem, Ali Javed and Tehseen Fatima, An Efficient Brain Tumor Detection Algorithm Using Watershed & Thresholding Based Segmentation. IJ. Image, Graphics and Signal Processing, 10, 2012, 34-39.
- [18] Tomasz Węgliński, Anna Fabijańska, Brain tumor segmentation from MRI data sets using region growing approach. MEMSTECH'2011, 11-14, 2011.
- [19] RACHANA PATEL, REEVA SONI, DULARI BHATT; Tumor Detection using Normalized Cross Correlation. (IJRMEET), 2013, Vol. 1, Issue: 3, ISSN: 2320-6586.
- [20] David Jacobs, Correlation and convolution, Class Notes for CMSC 426, fall 2005.
- [21] Chunghoon Kim, Chong-Ho Choi. Image covariance-based subspace method for face recognition. Pattern Recognition 40 (2007) 1592 – 1604.
- [22] Gabriel Peyre and Laurent D. Cohen. Geodesic Methods for Shape and Surface Processing, Advances in Computational Vision and Medical Image Processing: Methods and Applications, Springer, 2009.
- [23] Laurent D. Cohen, Minimal Paths and Fast Marching Methods for Image Analysis. In Mathematical Models in Computer Vision: The Handbook, Nikos Paragios and Yunmei Chen and Olivier Faugeras Editors, Springer 2005.
- [24] Konukoglu, E., Clatz, O., Menze, B., Weber, M.-A., Stieltjes, B., Mandonnet, E., Delingette, H., Ayache, N. Image guided personalization of reaction diffusion type tumor growth models using modified anisotropic eikonal equations. IEEE Transactions on Medical Imaging 29, (2010) 77–95.



# **CHAPITRE II**

## **DÉTECTION DE DÉFAUTS DES ENGRENAGE PAR LES RÉSEAUX DE NEURONES ET ANALYSE DE LA COMPOSANTE PRINCIPALE**

### **1- Introduction**

La production industrielle est condamnée à la performance si elle veut survivre : elle évolue dans un contexte de plus en plus sévère en ce qui concerne les coûts, les cadences, la qualité, la sécurité et les nuisances ; de ce fait, l'outil de production doit faire l'objet d'une maintenance efficace. C'est pourquoi la surveillance et le diagnostic des systèmes mécaniques sont passés au rang des préoccupations majeures des industriels. La tendance actuelle est de chercher des outils capables de révéler de manière précoce l'apparition de dysfonctionnements dans le but de remplacer progressivement la maintenance systématique par une maintenance conditionnelle moins coûteuse.

Parmi les différentes méthodes de diagnostic possibles (analyse d'huile, analyse de température,...), celles qui reposent sur l'analyse vibratoire occupent une place de plus en plus importante en raison des performances croissantes du traitement du signal. Elles comportent trois étapes : La première est l'acquisition de signaux délivrés par des accéléromètres piézo-électriques ou des microphones judicieusement placés. La seconde utilise les procédures de traitement du signal pour fournir des informations condensées mais pertinentes. A partir de ces informations, la troisième utilise l'analyse des données et l'intelligence artificielle pour déceler d'éventuelles anomalies et prendre les bonnes décisions. Les engrenages font souvent partie des éléments les plus sollicités des systèmes de production d'où leur diagnostic est très important.

L'analyse vibratoire est un processus de maintenance préventive. L'existence d'une référence du spectre vibratoire spécifique à chaque modèle d'éolienne et à chaque défaut d'une manière quantifiée même à un état embryonnaire serait l'idéale. Par notre projet, nous

désirons modéliser analytiquement et expérimentalement chaque élément ou couple d'éléments susceptible de vibrer dans une machine tournante. Dans cette étude, une modélisation analytique pour un engrenage 6D a été réalisée suivi d'une modélisation de l'engrènement et ces différents types et degrés de défauts. Une banque de données a été créée avec plusieurs simulations considérant différents défauts et degrés de défauts.

## **2- Revue de la littérature et méthode adoptée**

Il existe dans la littérature un grand nombre de publications concernant les transmissions par engrenages. En effet, ces éléments étant très présents dans les machines actuelles, ils demandent une meilleure compréhension de leurs phénomènes dynamiques. Le but étant de répondre aux enjeux économiques, cette compréhension permet, entre autres, une amélioration continue à partir de différents aspects des trains d'engrenages, tels que l'allongement de la durée de vie, une meilleure surveillance de l'usure ou une réduction du niveau de bruit. De plus, dans le cadre d'une maintenance continue, il est très difficile d'arrêter les systèmes pour pouvoir observer la présence ou non des défauts. Une des données accessibles représentant le dommage sont les vibrations mesurables de l'ensemble du système. Le signal obtenu prend en compte les vibrations générées par tous les éléments constituant le montage. Le but du diagnostic est de déterminer la présence d'un défaut dans le système, mais aussi de l'identifier. Cela nécessite de comprendre le comportement vibratoire des différents organes du mécanisme. C'est dans cette optique que différentes études proposent une approche numérique du comportement des engrenages afin d'analyser les facteurs importants dans cette dynamique comme les facteurs d'usure ou de conception.

Généralement il y'a plusieurs travaux sur les machines tournantes (engrenages,..) surtout au niveau modélisation, l'analyse et la détection des anomalies et l'usage des outils de traitement de signal surtout les outils classique mais ça n'empêche que détection des défauts et anomalie des équipements tournants reste en est un sujet d'actualité ce qui est jusqu'à

maintenant reste en cours de recherche. Dans ce projet on essaie de détecter les défauts par des outils avancés de traitement de signal plus précisément la cyclo-stationnarité et l'intelligence artificielle pour déceler l'anomalie et prendre la bonne décision chose qui n'est pas encore bien développés jusqu'à maintenant.

L'objectif de ce travail est d'une part, modéliser les défauts de denture afin d'évaluer la raideur, d'autre part, développer un système intelligent de détection des défauts de type fissure. L'évaluation de la raideur d'engrènement est réalisée en utilisant la méthode d'énergie potentielle en tenant comptes des effets de flexion, compression, cisaillement, fondation et de Hertz. Ainsi, il a été possible de constituer plusieurs systèmes à six degrés de liberté avec une progression ascendante du défaut, afin de générer une base de signaux représentant le fonctionnement de chacun de ces systèmes. Le système intelligent est basé sur les réseaux de neurones et la transformation en ondelettes discrète combinée avec l'analyse en composante principale.

Le modèle de transmission de puissance à engrenages étudié dans le présent travail est un modèle à 6 degrés de liberté. Le calcul de la raideur d'engrènement  $K_{t,i}$  est fait à l'aide de la méthode d'énergie potentielle en considérant la dent comme une poutre au cercle de base. Elle est obtenue par le calcul des raideurs de flexion  $k_b$ , compression  $k_a$ , cisaillement  $k_s$ , fondation  $k_f$  et de hertz. La raideur totale d'engrènement est :

$$K_{t,i} = \sum_{i=1}^2 \frac{1}{\frac{1}{k_h} + \frac{1}{k_{b1,i}} + \frac{1}{k_{s1,i}} + \frac{1}{k_{a1,i}} + \frac{1}{k_{f1,i}} + \frac{1}{k_{b2,i}} + \frac{1}{k_{s2,i}} + \frac{1}{k_{a2,i}} + \frac{1}{k_{f2,i}}} \quad (1)$$

Avec :  $i$  est le nombre de paires en contact

La fissure a une profondeur  $q_1$  et un angle d'ouverture  $\nu$ . La figure 2.1 représente une dent avec une fissure de position initiale à la racine.

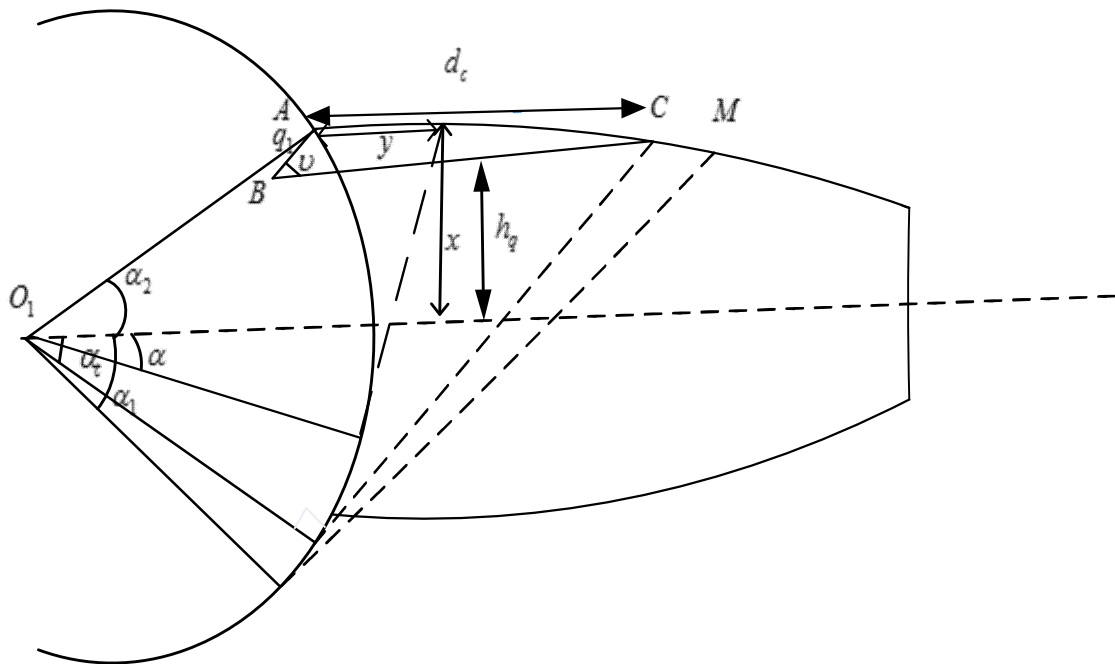


Figure 2.4 Modélisation d'une dent en présence d'une fissure

La raideur totale d'engrènement est périodique et de forme en créneaux, un défaut est décrit par une chute de cette raideur comme illustré sur les figures 2.2, 2.3 2.4,

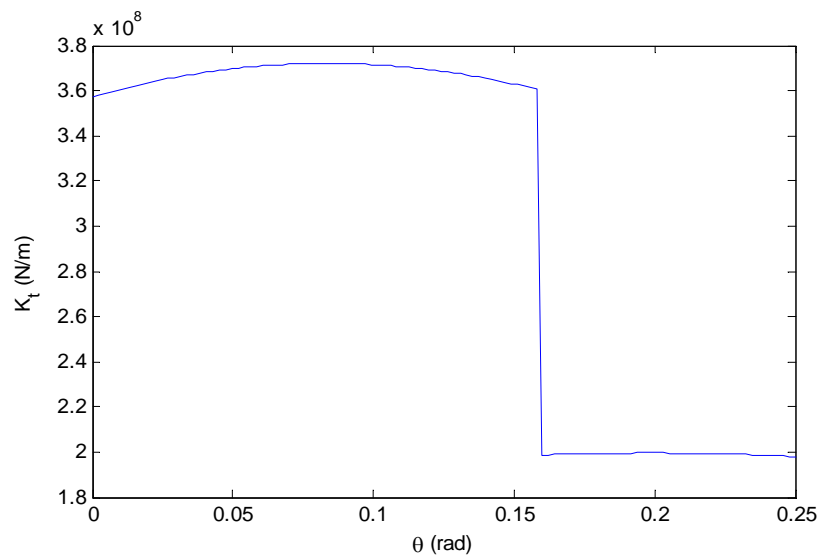


Figure 2.5 Raideur d'engrènement en fonction de l'angle de rotation du pignon sans fissure

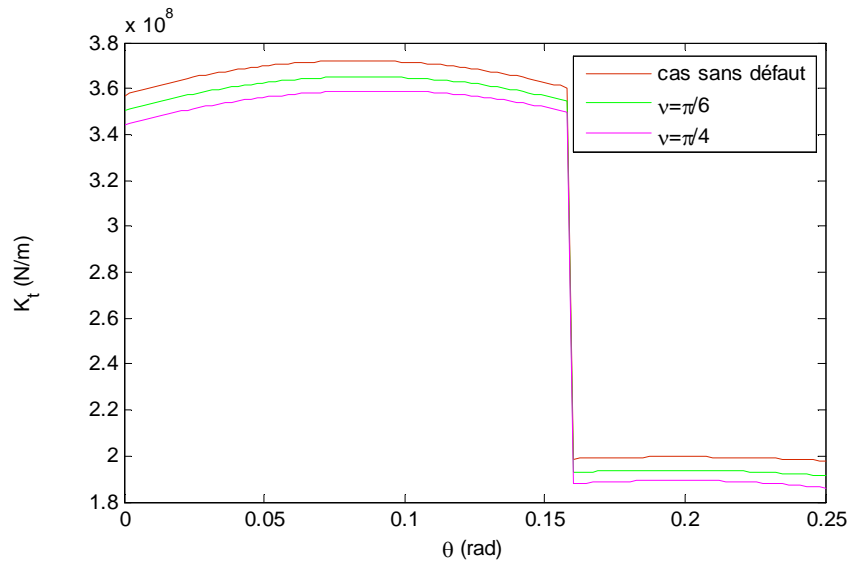


Figure 2.6 Raideur d'engrènement  $k_t$  avec  $q_1 = 1.8\text{mm}$

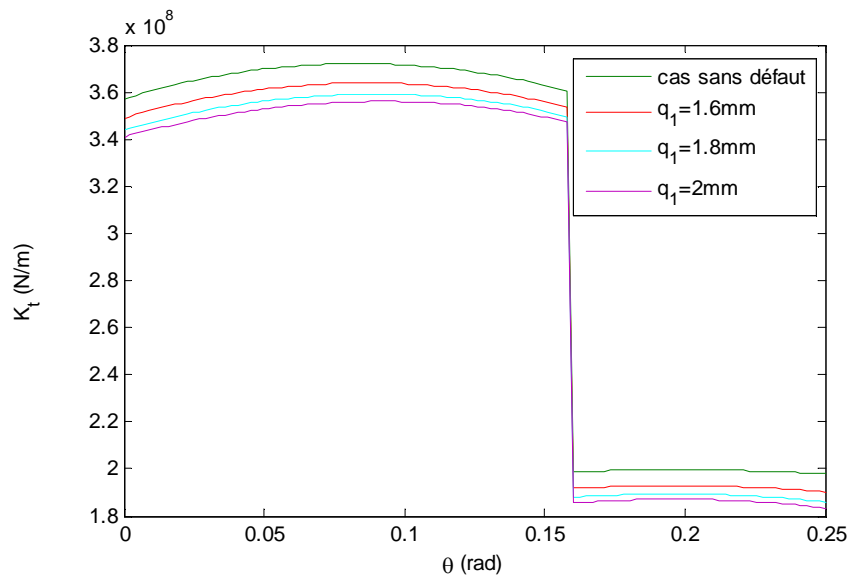


Figure 2.7 Raideur d'engrènement  $K_t$  avec  $v = \pi / 4$

### 3- Résultats et interprétations

Le signal qui représente le déplacement du pignon suivant son axe perpendiculaire, est simulé ce qui nous a permis de collecter une base de données. Cette dernière est constituée de 40 signaux ce qu'on divise en deux bases de données: une pour l'apprentissage et l'autre pour le test. Les deux bases sont constituées de 20 signaux en présence et en absence du défaut. Ces signaux sont obtenus en changeant la profondeur, l'angle d'ouverture, la position, l'épaisseur de la fissure. Les figures 2.5 et 2,6 représentent respectivement le signal sans et avec fissure.

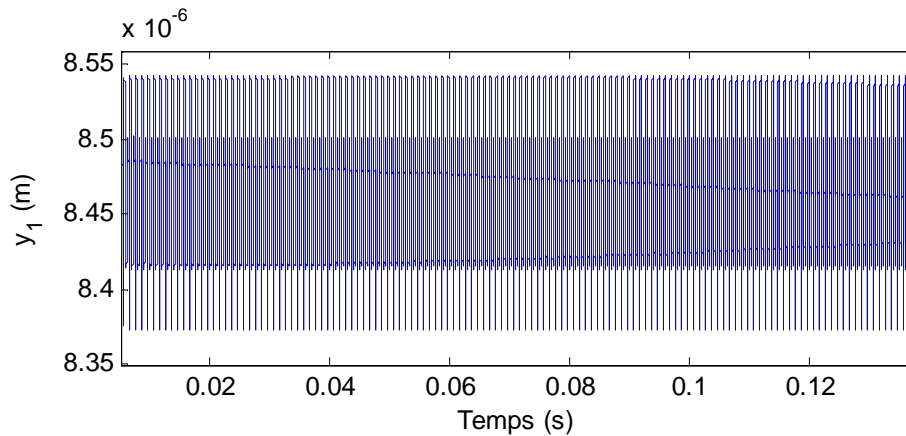


Figure 2.8 Signal en cas sans défaut

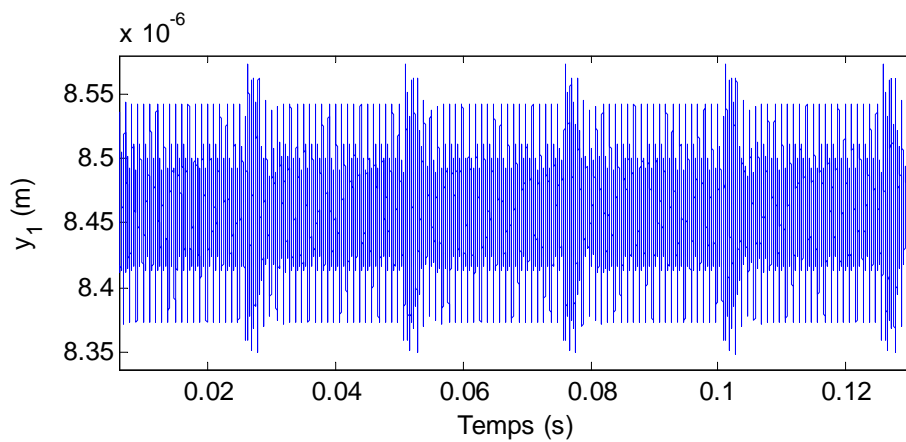


Figure 2.9 Signal en cas de défaut

La première étape est l'extraction de caractéristiques, qui a été faite par la DWT. En effet, le choix de la DWT, donne une représentation de l'échelle et de temps et peut extraire plus d'informations sur le signal. L'ondelette mère et le niveau de décomposition est sélectionné de manière à avoir un bon taux de reconnaissance, l'ondelette mère utilisée est Daubechies 'db5' au niveau 4. Un exemple de décomposition du signal par la DWT est représenté sur la figure 2.7.

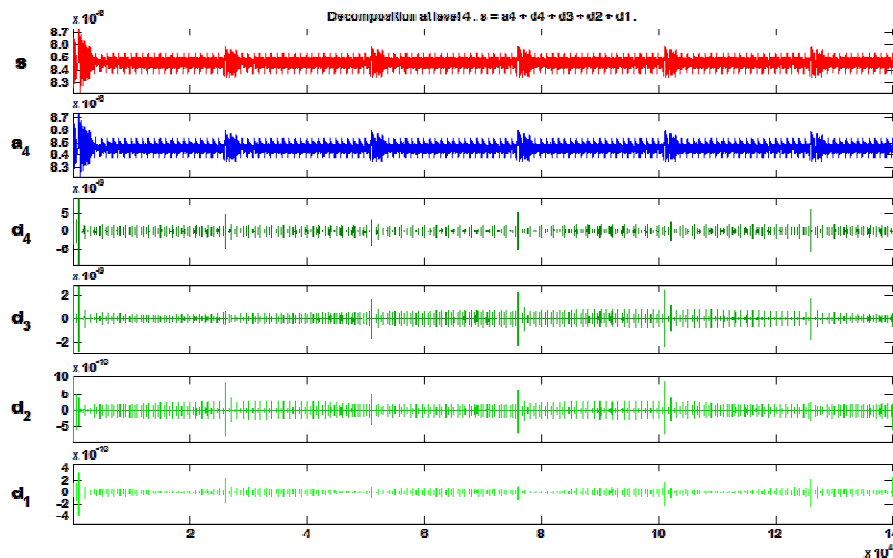


Figure 2.10 Exemple de décomposition par la DWT

Avant de donner les caractéristiques extraites aux réseaux neuronaux, nous devons sélectionner les caractéristiques qui représentent plus d'informations. La méthode utilisée ici est l'ACP. Ainsi, La dimension du vecteur de caractéristiques d'un signal est réduite à 18.

Afin de classer nos données en deux classes (avec et sans défaut), le réseau utilisé est le MLP. La fonction d'activation utilisée dans les couches cachées et dans la couche de sortie est la fonction sigmoïde. Le RN a été créé, formé et mis en œuvre par rétro propagation. Le RN a été formé de manière itérative pour minimiser la fonction de la performance de l'erreur quadratique moyenne (MSE) entre les productions du réseau et les valeurs cibles correspondantes. A chaque itération, la fonction de la performance de gradient (MSE) a été utilisée pour ajuster les poids de réseau et les biais. Dans ce travail, une erreur quadratique moyenne de  $8.58 \cdot 10^{-7}$  et 29 itérations. Le pourcentage de correcte classification est de 95%, ce qui montre la puissance de cette classification et justifie le choix de la DWT et l'ACP pour l'extraction et sélection de caractéristiques du signal.

Dans la réalité, les signaux de simulation sont très idéaux alors que les signaux expérimentaux sont différents et affectés par le bruit, l'interférence etc... dépendamment

des conditions d'opération. Afin de valiser cette méthode d'une manière meilleurs, on a choisi d'utiliser des données expérimentaux issues du bond d'essai de CETIM où le rapport des engrenages est 20/21 et le test est réalisé durant 12 jours 24h/24h et à la fin de chaque jour l'opération est arrêté afin de noter l'état des engrenages. La vitesse du moteur est 1000 tpm, celle de l'axe est 952,38 rpm, la fréquence d'engrènement est 333,33 Hz, la fréquence d'échantillonnage est 20 Khz et la durée de chaque signal est 3secondes.

Le tau de bonne classification est 83.33%, les signaux du 4<sup>ème</sup> et 9<sup>ème</sup> jour sont classifiés avec défauts alors qu'on notent la présence du défaut avant le 10<sup>ème</sup> jour.

#### ***4- Conclusion et perspectives***

Ce travail présente un prototype de détection de défauts d'engrenages basée sur les RN, La DWT et l'ACP. Le classificateur utilisé est le MLP, l'extraction de caractéristiques est faite par la DWT combinée avec l'ACP. L'avantage de ce système est qu'il présente une aide à la décision dans le domaine de la maintenance préventive. L'importance de cette classification est justifiée par le taux de la correcte classification (95%- 83.33%) respectivement pour simulation et signaux expérimentaux. En perspective, on propose de valider ce système en prenant des grandes bases de signaux avec différents types de défauts.



## ***Annexe 2***

### ***Gear fault detection using artificial neural networks with discrete wavelet transform and principal component analysis***

*Journal of Mechanical Engineering and Sciences*

## **Gear fault detection using artificial neural networks with discrete wavelet transform and principal component analysis**

**M. Er-raoudi<sup>1</sup>, M. Diany<sup>1</sup>, H. Aissaoui<sup>2</sup> and M. Mabrouki<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Industrial Engineering Laboratory, Faculty of science and technology  
Beni Mellal, Morocco

<sup>1</sup>Email: [erraoudi.mina@gmail.com](mailto:erraoudi.mina@gmail.com)

<sup>2</sup>Sustainable development Laboratory, Faculty of science and technology  
Beni Mellal, Morocco

### **ABSTRACT**

The current work aims to develop a classification method devoted to gear defect diagnosis. In this paper, the proposed classification method is based on the Neural Networks, Discrete Wavelet Transform and Principal Component Analysis. A gearbox system with six degrees of freedom (DOF) is simulated in MATLAB and Simulink. Defects are introduced in the model by the meshing stiffness function which is computed by considering in series the bending, shear, axial compressive, fillet foundation and Hertzian stiffness. The signals dataset is collected by changing system or defect parameters. In addition, an experimental data is tested with the proposed method. Signal features are extracted using the Discrete Wavelet Transform with the Principal Component Analysis. This method allows us to classify the extracted features into two classes, healthy and faulty, with a good rate of correct classification. Both simulated and experimental data are tested with the proposed method.

**Keywords:** Monitoring; Fault; Gears; classification; Neural Networks.

### **INTRODUCTION**

Gears are very widespread equipment in mechanic and in the majority of the industrial fields. They are used to transmit motion and power between two shafts with a constant speed ratio. Unfortunately, gears are subjected to defects during their operating time hence the necessity of the diagnosis and monitoring in order to increase reliability and reduce production losses caused by a failure of the machine components. The early diagnosis of the gear defects, based on vibration analysis, recently arouses more interest in the world of scientific research [1-6]. The present work belongs to learning category as application in gear and gearbox defects detection based on Artificial Neural Network, incorporating Discrete Wavelet Transform and Principal component Analysis. Nowadays much attention has been paid to this field, and many studies are conducted to detect defects by artificial intelligence tools [7-10]. Samanta [7] presented a comparative study of two classifiers; artificial neural networks and support vector machine, with genetic algorithm based features selection from time-domain vibration signals. Wuxing et al [8] proposed an effective method for classifying machine faults that exhibit non-linear and noisy signals using the cumulants and the radial basis function network. Lei et al [9] classified the different levels of gear cracks automatically and reliably based on weighted K-nearest neighbour algorithm. Saravanan et al [10] used the fuzzy logic technique to identify defects of the spur bevel gearbox. An artificial neural networks (ANN) based



fault detection system to increase reliability is developed in reference [6] where two prominent fault conditions in gears, worn-out and broken teeth are studied. ZhiQiang Chen et al. [11] proposed a deep learning technique based algorithm convolutional neural network (CNN) for the vibration measurements to diagnose the fault patterns of the gearbox.

In the above works, the data is collected by experimentation while in this paper it is by simulation. The main objective of this work is to propose an intelligent method based on gear tooth crack detection and to simulate a six DOF gearbox system. The study of the gears and gearbox system is based on the mesh stiffness function. The presence of defects causes more vibration and noise and a drop in the meshing stiffness [12, 13]. Many research studies were conducted to calculate the gear mesh stiffness and to model defects to evaluate their effects on the Time Varying Mesh Stiffness [14-17]. Thus, several models of gear system were developed [18, 19]. The Time Varying Mesh stiffness computation is performed using the potential energy method, taking into account the effects of bending, compression, shear, elastic foundation and Hertz [20, 21]. By changing the gear tooth parameters, the signal data is collected. The proposed system based on Artificial Neural Networks, Discrete Wavelet Transform with Principal Component Analysis is also used with an experimental data. It is shown that both simulated and experimental signals can be used with this method.

## METHODS AND MATERIALS

### Wavelet Transform

The principle of Wavelet Transform is to decompose signal into wavelets with different scales and positions [22, 23]. These wavelets are obtained by expanding or contracting the mother wavelet and by translating it along the time axis. We have distinguished two types of wavelet transform: continuous and discrete.

The Continuous Wavelet Transform (CWT) of a signal  $x(t)$  is as follows [22]:

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

where  $\psi(t)$  is the mother wavelet,  $\psi^*(t)$  is the complex conjugate of  $\psi(t)$ ,  $a$  and  $b$  are the dilation and translation parameters respectively,  $a \in \mathbb{R}^+ - [1]$ ,  $b \in \mathbb{R}$ .

The Discrete Wavelet Transform (DWT), instead of CWT, is implanted using the Mallat algorithm using the multi-resolution analysis [24]. It is used to introduce the analyzed signal in two filters; low-pass ( $h$ ) and high-pass ( $g$ ). At this level, two vectors are obtained, and they are  $A_1$  and  $D_1$ . Elements of vector  $A_1$  are called approximation coefficients while the elements of vector  $D_1$  are called detail coefficients. This procedure can be repeated with the elements of vector  $A_1$  and successively with each new obtained vector  $A_k$ . During the process of this decomposition the signal  $x(t)$  and the vectors  $A_k$  undergo undersampling. The signal  $x(t)$  reconstruction is by introducing  $A_k$  and  $D_k$  into two filters  $\bar{h}$  and  $\bar{g}$  respectively, which are the conjugates of  $h$  and  $g$  respectively, preceded by an on sampling. The process of this decomposition and reconstruction is shown in Figure1.

### Principal component Analysis

The Principal Component Analysis (PCA) is a linear transformation, which is essentially to project the data on their covariance eigenvectors basis. The correlated variables are replaced by new variables, uncorrelated with maximum variance, established by linear



combinations of the original variables [25]. The PCA aims to reduce data in a minimum of components by projecting it in a multidimensional space to a subspace [26]. Indeed, the minimization of the information losses due to projection by maximizing the projected variance is essential. The matrix of eigenvectors used by the PCA is orthogonal and therefore reversible by simple transposition. This characteristic of the PCA allows the reconstruction of the signal.

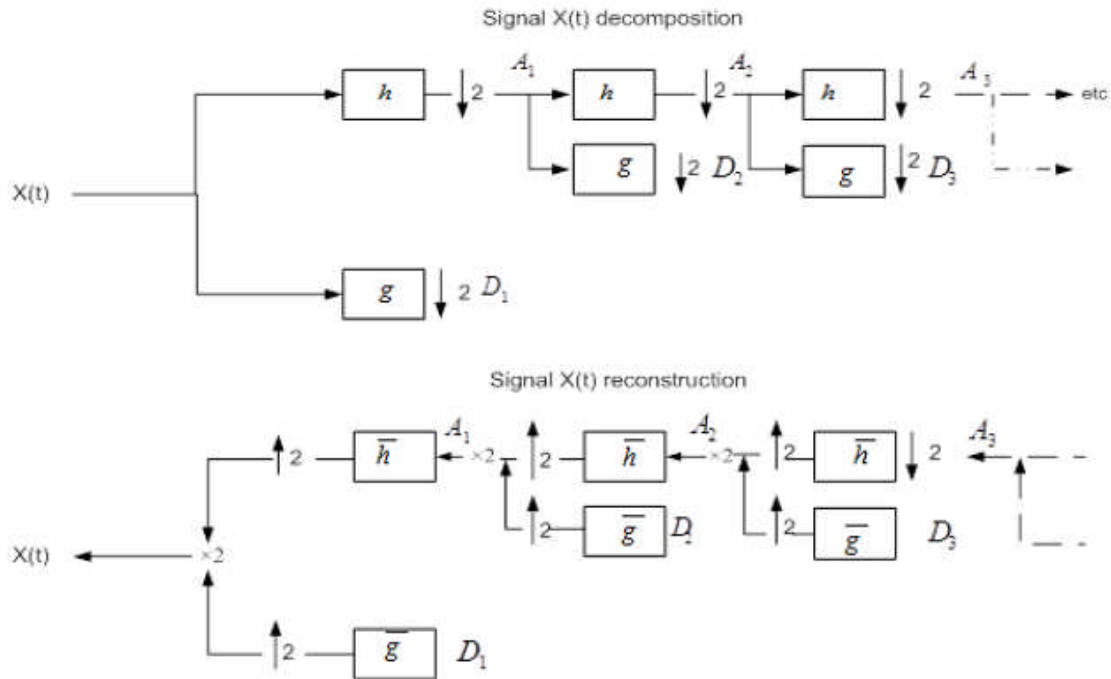
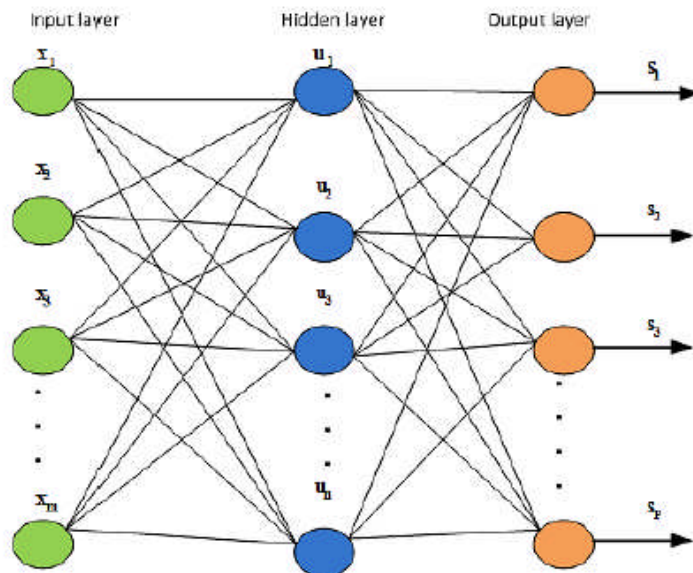


Figure 1. Process of a signal decomposition and reconstruction by the DWT.



where  $x_m$  is the input vector,  $u_n$  is the hidden layer neurone,  $s_p$  is the output vector

Figure 2. Structure of the multilayer perceptron.

### Artificial Neural Networks

Artificial Neural Networks (ANNs) are intelligent systems inspired from biological neural networks and composed from simple elements operating in parallel way. The basic neural network is the perceptron that is used to find solution for linear problems[27]. In order to solve non-linear problems, an intermediate layer between the input and the output of the monolayer perceptron is added. This added layer is called ‘hidden layer’ and the resulting network is called ‘multilayer’ perceptron (MLP) [28].The MLP consists of an input layer of source nodes, one or more hidden layers of computation nodes called neurons and an output layer as illustrated in Figure 2. The number of nodes in the input and the output layers depends on the number of input and output variables respectively. The number of hidden layers and the number of nodes in each hidden layer affects the generalization capability of the network. The training of an MLP network involves finding values of the connection weights, which minimize an error function between the actual network output and the corresponding target values in the training set. One of the widely used error functions is mean square error (MSE) and the most commonly used training algorithm is back-propagation [29].

## MATHEMATICAL MODELLING

### Mechanical Model

The gear model used in this study is developed by Bartelmus [18] which is presented in Figure 3. It has six DOFs with time varying mesh stiffness. The equations of motion are as follows [18]:

$$\begin{cases} m_p \ddot{x}_p = -k_{xp} x_p - c_p \dot{x}_p \\ m_g \ddot{x}_g = -k_{xg} x_g - c_g \dot{x}_g \\ m_p \ddot{y}_p = -k_1 y_p - c_1 \dot{y}_p + K_t (R_{bp} \theta_p - R_{bg} \theta_g - y_p + y_g) + C (R_{bp} \dot{\theta}_p - R_{bg} \dot{\theta}_g - \dot{y}_p + \dot{y}_g) \\ m_g \ddot{y}_g = -k_2 y_g - c_2 \dot{y}_g + K_t (R_{bp} \theta_p - R_{bg} \theta_g - y_p + y_g) + C (R_{bp} \dot{\theta}_p - R_{bg} \dot{\theta}_g - \dot{y}_p + \dot{y}_g) \\ I_p \ddot{\theta}_p = k_p (\theta_m - \theta_p) + c_p (\dot{\theta}_m - \dot{\theta}_p) - R_{b1} (K_t (R_{bp} \theta_p - R_{bg} \theta_g - y_p + y_g) + C (R_{bp} \dot{\theta}_p - R_{bg} \dot{\theta}_g - \dot{y}_p + \dot{y}_g)) \\ I_g \ddot{\theta}_g = k_g (\theta_g - \theta_l) + c_g (\dot{\theta}_g - \dot{\theta}_l) - R_{b1} (K_t (R_{bp} \theta_p - R_{bg} \theta_g - y_p + y_g) + C (R_{bp} \dot{\theta}_p - R_{bg} \dot{\theta}_g - \dot{y}_p + \dot{y}_g)) \\ I_m \ddot{\theta}_m = M_1 - k_p (\theta_m - \theta_p) - c_p (\dot{\theta}_m - \dot{\theta}_p) \\ I_l \ddot{\theta}_l = -M_2 + k_g (\theta_g - \theta_l) + c_g (\dot{\theta}_g - \dot{\theta}_l) \end{cases} \quad (2)$$

where:

$R_p/R_g$  is the base circle radius of pinion/gear ,  $m_p/m_g$  is the mass of pinion/gear,  $I_M/I_L$  is the mass moment of inertia of the motor/load,  $I_g/I_g$  is the masse moment of inertia of the pinion/gear,  $M_1$  is the input motor torque,  $M_2$  is the output torque from load,  $M_{pk}/M_{gk}$  is the, stiffness moment of input/output coupling,  $M_{pc}/M_{gc}$  is the damping moment of input/output coupling,  $k_1/k_2$  is the vertical radial stiffness of the input/output bearings,  $k_{xp}/k_{xg}$  is the horizontal stiffness of the input/output bearings,  $c_{xp}/c_{xg}$  is the horizontal damping coefficient of the input/output bearings,  $c_p/c_g$  is the damping coefficient of the input/output flexible coupling,  $k_p/k_g$  is the torsional stiffness of the input/output flexible coupling,  $x_p/x_g$  is the linear displacement of the pinion/gear in the x direction,  $y_p/y_g$  is the linear displacement of the pinion/gear in the y direction.



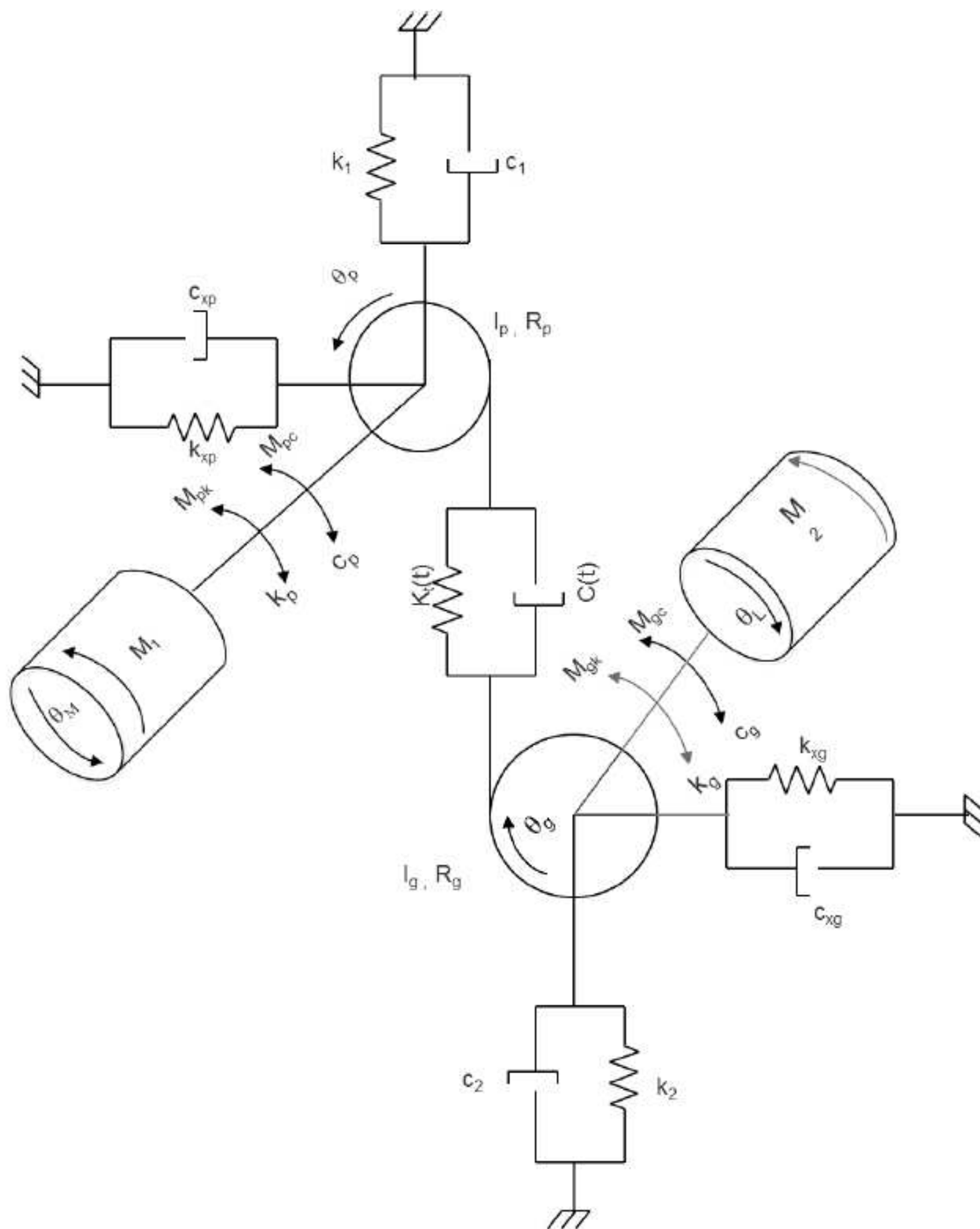


Figure 3. Six DOF gearbox system [18].

### **Time Varying Mesh Stiffness**

The Time Varying Mesh Stiffness (TVMS),  $K_t$ , is computed based on the potential energy method [20]. The tooth is considered as a cantilevered beam at the base circle [12] as represented in Figure 4. The TVMS is obtained by calculating the stiffness of bending, compression, shear, elastic foundation and Hertz contact, respectively,  $k_b$ ,  $k_a$ ,  $k_s$ ,  $k_f$  and  $k_h$  [16]. For a contact force  $F$ , the bending, hertzian, shear, axial compressive and fillet foundation energy are, respectively defined by:

$$U_b = \frac{F^2}{2k_b}, U_h = \frac{F^2}{2k_h}, U_s = \frac{F^2}{2k_s}, U_a = \frac{F^2}{2k_a} \quad (3)$$

where  $U_b = \int_0^L \frac{M_y^2}{2I_y}$ ,  $U_s = \int_0^L \frac{1.2 F_r^2}{2I_y}$ ,  $U_a = \int_0^L \frac{F_a^2}{2EA_y}$

With  $G = \frac{E}{2(1+\nu)}$ ,  $I_y = (2X)^3 L/12$ ,  $A_y = 2 \times L$

The fillet foundation deflection is calculated using ref [21] formula:

$$\delta_f = \frac{F \cos^2 \alpha_m}{LE} \left\{ L * \left( \frac{u_f}{s_f} \right)^2 + M * \left( \frac{u_f}{s_f} \right) + P * (1 + Q * \tan^2 \alpha_m) \right\} \quad (4)$$

The coefficients  $u_f$ ,  $s_f$ , P and Q can be found in [21] and Figure 4 represents the geometrical parameters for the fillet – foundation deflection.

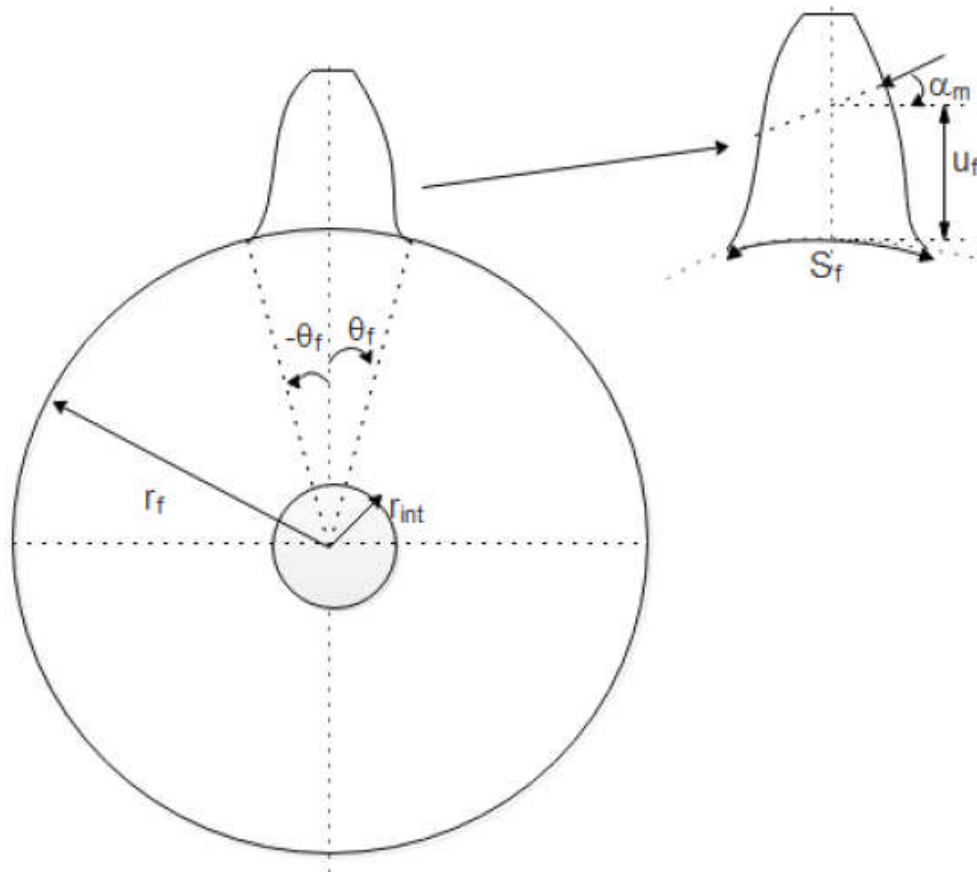


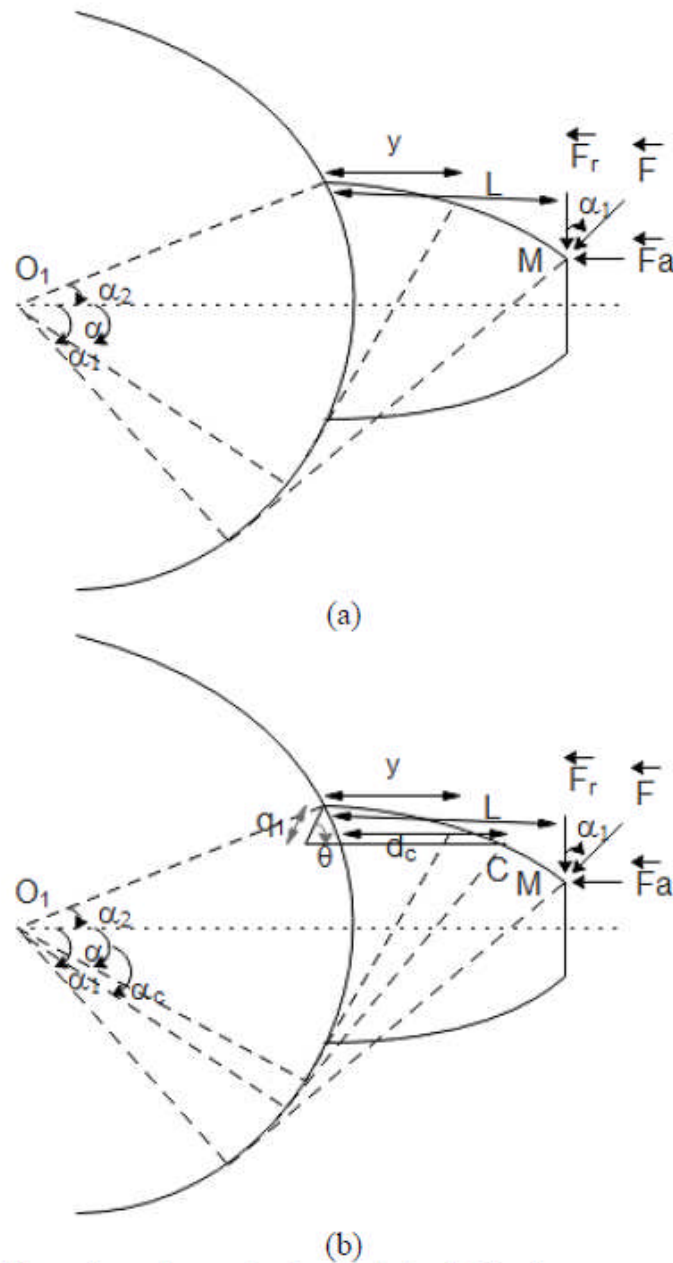
Figure 4. Geometrical parameters for the fillet-foundation deflection [14].

The total mesh stiffness is:

$$K_{t,i} = \sum_{i=1}^2 \frac{1}{\frac{1}{k_b} + \frac{1}{k_{b1,i}} + \frac{1}{k_{s1,i}} + \frac{1}{k_{a1,i}} + \frac{1}{k_{\rho,i}} + \frac{1}{k_{b2,i}} + \frac{1}{k_{s2,i}} + \frac{1}{k_{a2,i}} + \frac{1}{k_{\rho,i}}} \quad (5)$$

where i is the number of teeth pair in contact.

In the presence of crack, the tooth is still considered as a cantilevered beam [12]. The crack is defined by its inclination angle  $\theta$  and depth  $q_1$  as represented in Figure 5.



where  $\alpha_2$  is the half tooth angle on the base circle, M is the contact point and  $d_c$  is the crack length.

Figure 5. Gear tooth modelling [12] (a) for healthy case; (b) for cracked case

## RESULTS AND DISCUSSION

The detailed steps of the proposed method are as follows:

### Features Extraction

The first step in the pattern recognition approach is the features extraction, which is the transformation of patterns into features considered as a compacted representation. There are several methods for feature extraction in time domain, frequency, time-frequency and statistical approaches. In this work, features are extracted using DWT since it can extract more information from signal.



### Features Selection

Before giving the extracted features to the ANNs, we must select the features that represent more information. The method used here is the Principal Component Analysis.

### Classification

In order to classify our data into classes; healthy and defected ones, the network used is the MLP. The sigmoid function is used as activation function in the hidden and in the output layers. The ANNs are created, trained and implemented using MATLAB neural network toolbox with back-propagation neural network (BPN). The ANNs are trained iteratively to minimize the performance function of mean square error (MSE) between the network outputs and the corresponding target values. At each iteration, the gradient of the performance function (MSE) is used to adjust the network weights and biases.

### Simulated Data

In this work, the numerical simulation of the mechanical system represented in Figure 3 is made with the parameters of the pinion wheel set given in Table 1. The TVMS obtained is periodic and takes slots form. The presence of crack causes fall in the TVMS value as illustrated in Figure 6. The value of shock in the TVMS depends on the fault severity.

Table 1. Parameters of the pinion wheel set [14].

	pinion	Wheel
Teeth number	$Z_1=25$	$Z_2 = 30$
Module(mm)	2	2
Teeth width(mm)	20	20
Contact ratio	1.63	1.63
Rotational speed(Rpm)	2400	2000
Pressure angle	$20^\circ$	$20^\circ$
Young modulus E(N/mm <sup>2</sup> )	$2.10^5$	$2.10^5$
Poisson ratio	0.3	0.3

The obtained signal  $y_p$ , representing the displacement of the pinion in the y direction, is shown in Figure 7. Figure 7 (a) indicates the presence of periodic shocks, equal to the pinion rotation period (0.025s) which contains the cracked tooth, in the signal as shown in Figure 7(a). The used vibratory signal dataset is obtained by changing the gear and crack parameters. The signal dataset consists of 40 signals which are divided into two databases; one for training and the other for the test. The two datasets are composed of 20 signals in the presence and absence of the defect. These signals are obtained by changing the depth, the crack inclination angle, the position and the thickness of the crack as illustrated in Figure 6. Figure 8 shows an example of signals in training data. The mother wavelet and the level decomposition are selected to have a good recognition rate. The mother wavelet used is Daubechies 'db5' at level 4. Figure 9 gives an example of signal decomposition by DWT. By the PCA each vector size of features is reduced into 18 features which are classified using the ANNs. The best value obtained for the MSE is equal to  $8.58.10^{-7}$  with 29 iterations. The rate of correct classification is 95%, which shows that the proposed method is a powerful classification tool and justifies the choice of the DWT and the PCA for signal features extraction and selection.

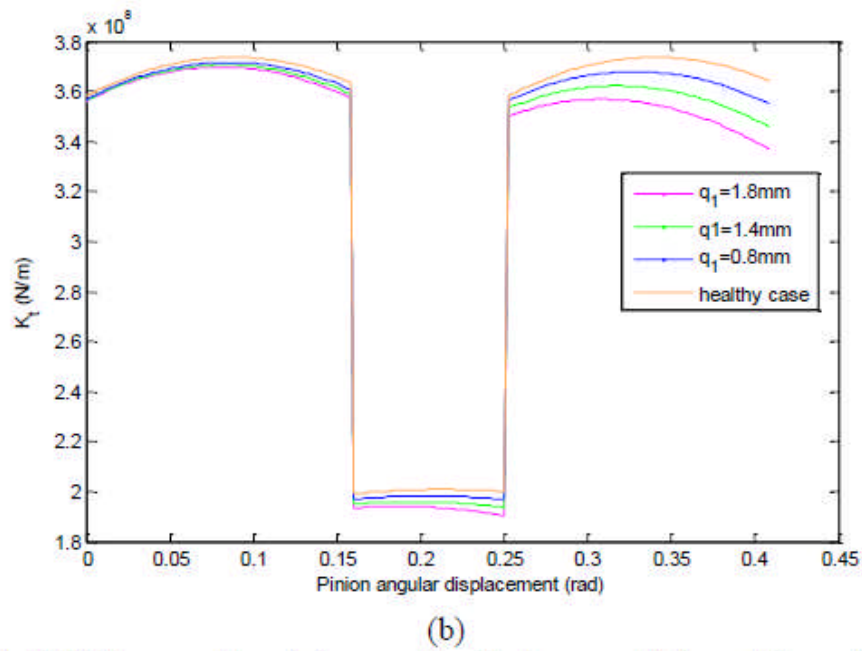
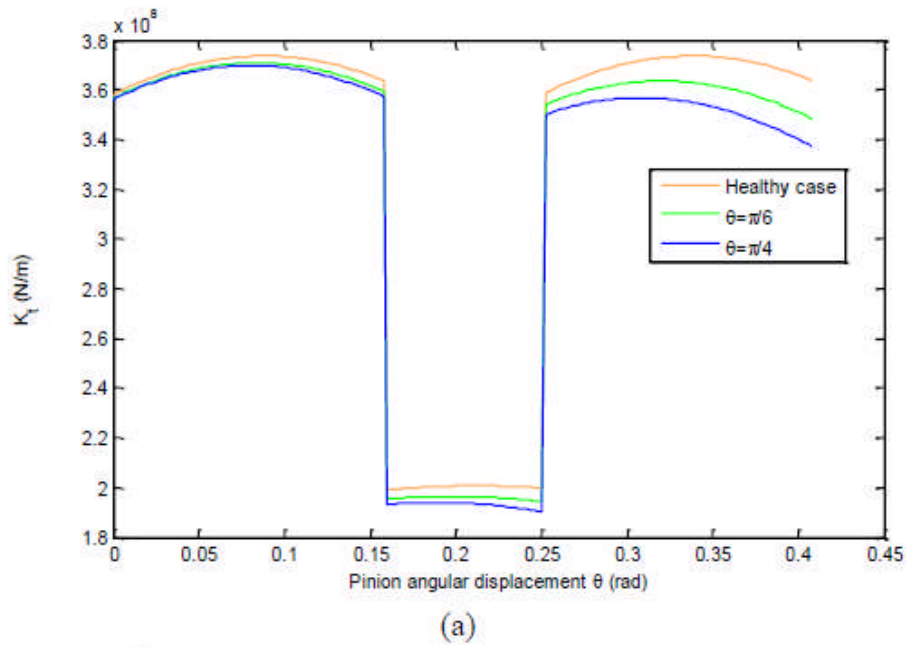


Figure 6. TVMS versus the pinion angular displacement (a)  $q_1=1.8\text{mm}$ ; (b)  $\theta=\pi/4$ .

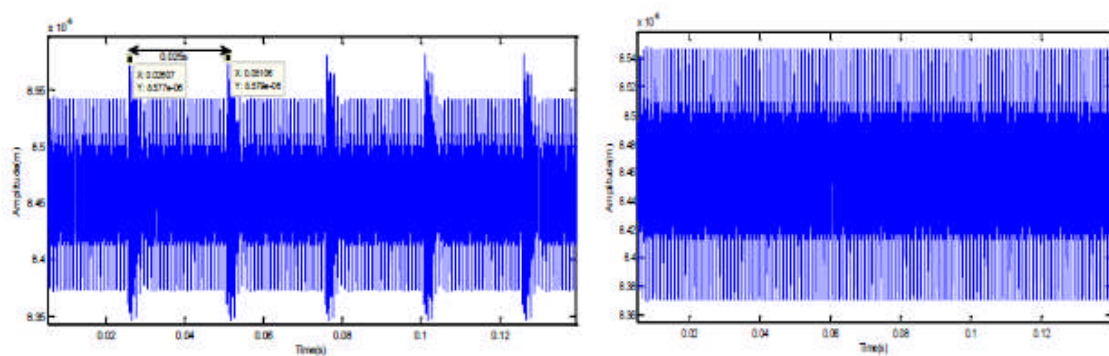


Figure 7. Pinion displacement signal (a) for the cracked case, (b) for the healthy case.



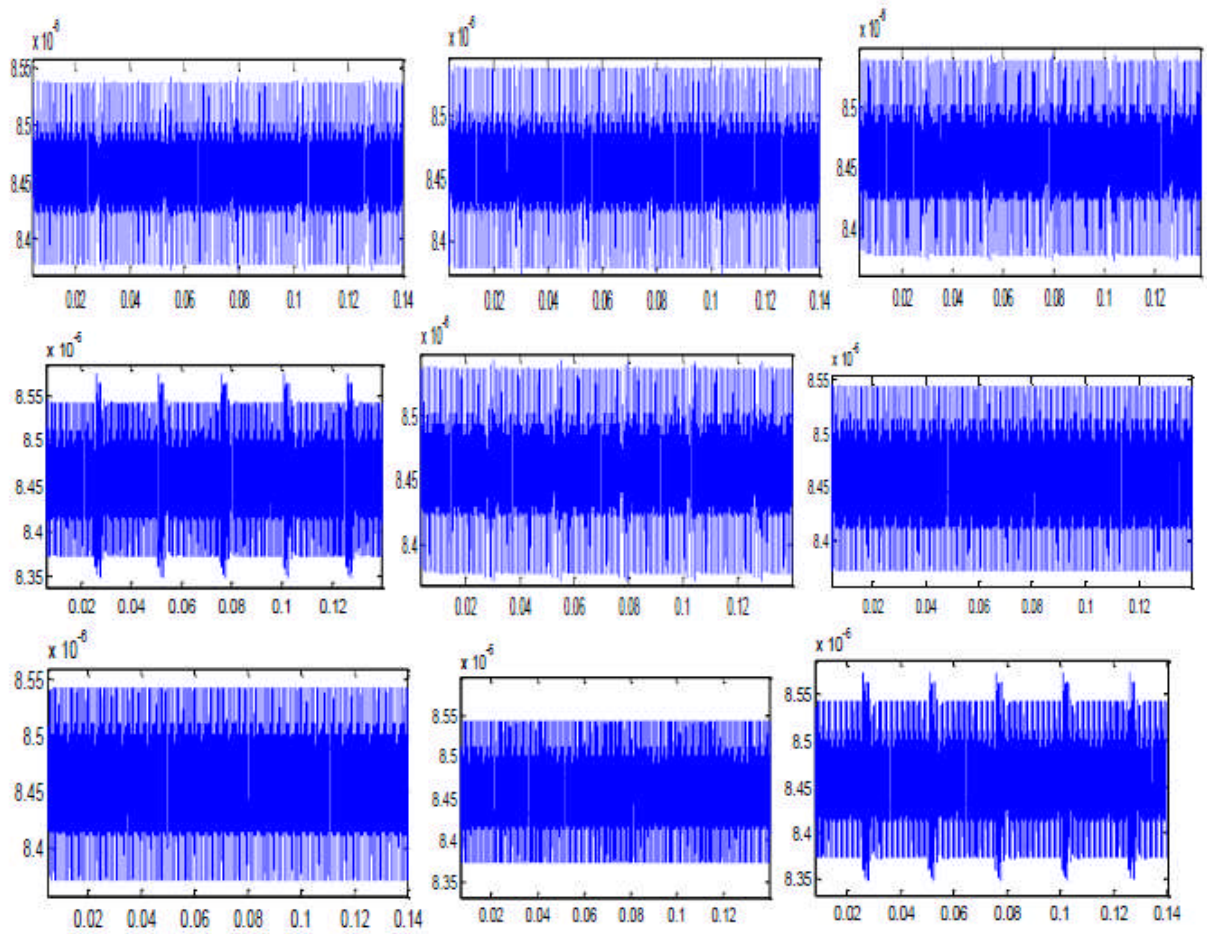


Figure 8. Signals from the training dataset.

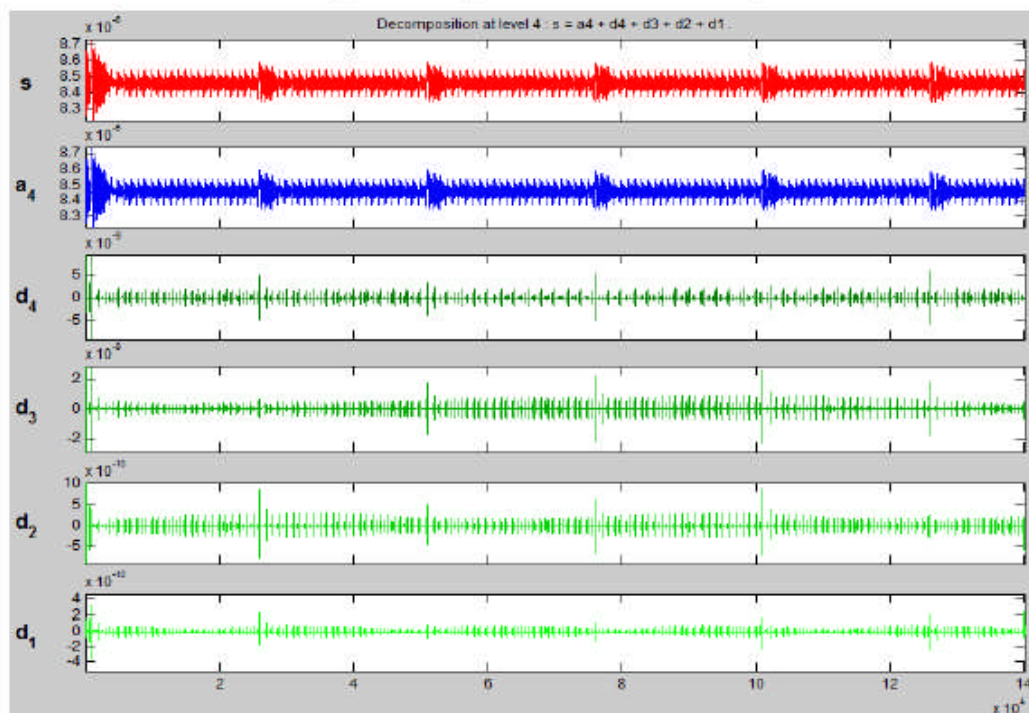


Figure 9. Example of DWT signal decomposition.

### Experimental data

In reality, simulated and experimental signals are somewhat different as a simulated signal represents the ideal case. Indeed, the fact is, an experimental signal may contain noise as well as it may have other components dependent on the operating conditions of the machine. The objective of this part is to test the proposed method with an experimental data. The vibratory signal data used in this part comes from the tests carried out on the CETIM gearbox test bench, running 24h/24h, the based gears are with the ratio 20/21 [30, 31]. The dimensioning of the tempered hardened gear wheels and the operating conditions (speed, torques) are fixed to obtain a peeling over the entire tooth length. The test is during 12 days then every day after the acquirement of the vibratory signal, the bench is stopped in order to observe the status of the tooth wheels. The speed of the drive motor is 1000 rpm (16.67 Hz) therefore the rotational speed of the wheel is 952.38 rpm (15.87 Hz) and the meshing frequency is 333.33 Hz. The sampling frequency is 20 Khz and the size of each signal is 60000 in the duration of 3seconds.

Table 2. Signals data test by the artificial neural networks.

Signal day	Vector test	Obtained class	Desired class
2	9.897377862129140e-01	1	1
	1.132151810515625e-04		
3	9.897377862129140e-01	1	1
	1.132151810515625e-04		
4	1.632938603652878e-04	2	1
	9.770642951535482e-01		
5	9.897377862129140e-01	1	1
	1.132151810515625e-04		
6	9.897377862129140e-01	1	1
	1.132151810515625e-04		
7	9.897377862129140e-01	1	1
	1.132151810515625e-04		
8	9.897377862129140e-01	1	1
	1.132151810515625e-04		
9	1.632938603652878e-04	2	1
	9.770642951535482e-01		
10	1.632938603652878e-04	2	2
	9.770642951535482e-01		
11	1.632938603652878e-04	2	2
	9.770642951535482e-01		
12	1.632938603652878e-04	2	2
	9.770642951535482e-01		
13	1.632938603652878e-04	2	2
	9.770642951535482e-01		

where class 1 is for healthy case and class 2 is for the cracked case.

These early defect detection based on this signal data was the subject in many researches [32, 33]. Parey et al [32] showed that the defect can be detected on the 10th day in place of the 11th day, with kurtosis only, by using the Empirical Mode Decomposition and kurtosis values of each IMF are calculated. Elbadoui [33] found that the cepstral peak of the wheel, which develops the fault (A1), increases at the expense of



the other. The sum of the first peak is always close to 0.5, which shows that the processed signals are not very noisy. The evolution of the indicator makes it clear that from the 8th day the pinion develops a fault. This result is consistent with the observation made on the expertise of the gearbox system, which is the occurrence of chipping on the top of the tooth 15/16 on the 8th day. In other works, it was possible to detect the occurrence of a very marked fault before the 10th day [31, 33, 34]. Merzoug et al [31] indicated that it is not possible to early detection of the occurrence of a fault with the times signal. They used the decomposition of the experimental signal approximations and evolution of kurtosis, which shows the early fault detection on the 4th day after the approximation 4. This result approves our choice of the DWT for features extraction in order to test the power of the proposed method in the field of the early fault detection in gears and gearbox with experimental signals. After decomposing signal into approximations and details by the DWT, the PCA of approximations is calculated. The MLP is trained by 5 signals and tested by 12 signals with the obtained value for the MSE is equal to  $5.97 \cdot 10^{-7}$  with 29 iterations. It is assumed that defects appear only on the 10th day as represented in Table 2. The rate of correct classification is 83.33%, signals of the 4th and 9th day are classified as defected. Indeed in the references [29,31,32] the presence of defect is before the 10<sup>th</sup> day.

## CONCLUSIONS

In this paper the ANNs incorporating DWT with PCA based gear fault detection are developed. The simulated signal data are collected by simulation of a gearbox system. The features extraction is made by the DWT with PCA. The proposed method provides a decision aid in the field of preventive maintenance and able to detect gear defects with a good rate of classification. Two types of signal are tested; simulated and experimental, which show that this classification is not restricted to simulated data. It still uses a big data with different types of defect which is the area of our features research work.

## ACKNOWLEDGEMENTS

The authors would like to thank Sultan Moulay Slimane University, Industrial Engineering and Sustainable development Laboratories.

## REFERENCES

- [1] Li B, Zhang P-l, Wang Z-j, Mi S-s, Zhang Y-t. Gear fault detection using multi-scale morphological filters. *Measurement*. 2011;44:2078-89.
- [2] Kidar T. Diagnostic des défauts de fissures d'engrenages par l'analyse cyclostationnaire école de technologie supérieure - université du québec en cotutelle avec l'université jean monnet de saint-etienne, France; 2015.
- [3] Li H, Zheng H, Tang L. Gear fault detection based on Teager-Huang transform. *International Journal of Rotating Machinery*. 2010;2010:9.
- [4] Yunoh MFM, Abdullah S, Saad MHM, Nopiah ZM, Nuawi MZ. Fatigue feature extraction analysis based on a K-means clustering approach. *Journal of Mechanical Engineering and Sciences*. 2015;8:1275-82.
- [5] Hafizi ZM, Epaarachchi J, Lau KT. An investigation of acoustic emission signal attenuation for monitoring of progressive failure in fiberglass reinforced composite laminates. *International Journal of Automotive and Mechanical*



- Engineering. 2013;8:1442-56.
- [6] Srihari PV, Govindarajulu K, Ramachandra K. A method to improve reliability of gearbox fault detection with artificial neural networks. *International Journal of Automotive and Mechanical Engineering*. 2010;2:221-30.
- [7] Samanta B. Gear fault detection using artificial neural networks and support vector machines with genetic algorithms. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2004;18:625-44.
- [8] Wuxing L, Tse PW, Guicai Z, Tielin S. Classification of gear faults using cumulants and the radial basis function network. *Mechanical Systems and Signal Processing* 2004;18:381-9.
- [9] Lei Y, Zuo MJ. Gear crack level identification based on weighted Knearest neighbor classification algorithm. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2009;23:1535–47.
- [10] Saravanan N, Cholairajan S, Ramachandran KI. Ibration-based fault diagnosis of spur bevel gear box using fuzzy technique. *Expert Systems with Applications*. 2009;36:3119–35.
- [11] Chen Z, Li C, Sanchez R-V. Gearbox fault identification and classification with convolutional neural networks. *Shock and Vibration*. 2015;2015:10.
- [12] Tian X. *Dynamic Simulation for System Response of Gearbox Including Localized Gear faults*: University of Alberta 2005.
- [13] Mohammed OD, Rantatalo M, Aidanpää J-O, Kumar U. Vibration signal analysis for gear fault diagnosis with various crack progression scenarios. *Mechanical Systems and Signal Processing* 2013;41:176-95.
- [14] Chaari F, Baccar W, Abbes MS, Haddar M. Effect of spalling or tooth breakage on gearmesh stiffness and dynamic response of a one-stage spur gear transmission. *European Journal of Mechanics A/Solids*. 2008;27:691-705.
- [15] Chaari F, Fakhfakh T, Haddar M. Analytical modelling of spur gear tooth crack and influence on gearmesh stiffness. *European Journal of Mechanics A/Solids*. 2009;28:461–8.
- [16] Wu S, Zuo MJ, Parey A. Simulation of spur gear dynamics and estimation of fault growth. *Journal of Sound and Vibration*. 2008;317:608-24.
- [17] Mohammed OD, Rantatalo M, Aidanpää J-O. Improving mesh stiffness calculation of cracked gears for the purpose of vibration-based fault analysis. *Engineering Failure Analysis*. 2013;34:235-51.
- [18] Bartelmus W. Mathematical modelling and computer simulations as an aid to gearbox diagnostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2001;15:855-71.
- [19] Ozguven HN, Houser DR. Mathematical models used in gear dynamics—a review. *Journal of sound and vibration*. 1988;121:383-411.
- [20] Yang DCH, Lin JY. Hertzian damping, tooth friction and bending elasticity in gear impact dynamics. *Journal of Mechanisms, Transmissions and Automation in Design* 1987;109:189-96.
- [21] Sainsot P, Velez P. Contribution of gear body to tooth deflections—a new bidimensional analytical formula. *Journal of Mechanical Design*. 2004;126:748-52.
- [22] Chui CK. *An Introduction to Wavelets*: Academic press; 1992.
- [23] Meyer Y, Roques S. *Progress in Wavelet Analysis and Applications*. 1993. p. 785.
- [24] Mallat SG. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.



- 1989;11:674 - 93.
- [25] Shlens J. A tutorial on principal component analysis derivation, discussion and singular value decomposition. version 1 ed2003.
- [26] Briand M. Etudes d'algorithmes d'extraction des informations de spatialisation sonore : application aux formats multicanaux: l'institut national polytechnique de Grenoble; 2007.
- [27] Rosenblatt F. Principles of neurodynamics; perceptrons and the theory of brain mechanisms. Cornell Aeronautical Lab Inc Buffalo; 1962.
- [28] Belaidi I, Tahmi R, Mohammedi K. Configuration optimale d'un réseau de neurones adapté à la surveillance en ligne de l'usure des outils de tournage. 18<sup>ème</sup> Congrès Français de Mécanique. France; 2007.
- [29] Kohonen T, Mäkisara K, Simula O, Kangas J. Artificial neural networks. Proceedings of the 1991 International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN-91) Espoo, Finland; 1991.
- [30] Drouiche K, Sidahmed M, Grenier Y. Détection de défauts d'engrenages par analyse vibratoire. Journal de traitement de signal. 1999;8:331-43.
- [31] Merzoug M, Ait-Sghir K, Miloudi A, Dron JP, Bolaers F. Early detection of gear failure by vibration analysis. Multiphysics Modelling and Simulation for Systems Design and Monitoring MMSSD. Tunisia: Springer; 2014. p. 69-79.
- [32] Parey A, Badaoui ME, Guillet F, Tandon N. Dynamic modelling of spur gear pair and application of empirical mode decomposition-based statistical analysis for early detection of localized tooth defect. Journal of sound and vibration. 2006;294:547-61.
- [33] El Badaoui M. Contribution au Diagnostic Vibratoire des Réducteurs Complexes à Engrenages par l'Analyse Cepstrale: University Jean Monnet Saint Etienne; 1999.
- [34] Haloui N, D.Chikouche, Benidir M. Diagnosis of gear systems by spectral analysis of vibration signals. I International Journal of Computer Science and Network Security IJCSNS. 2007;7:285-93.

# CHAPITRE III AUTOMATISATION DU SÉQUENCEMENT DE GAINS POUR AUGMENTATION DE STABILITÉ DE LA DYNAMIQUE D'AVION ET PAR BIFURCATION ET CONTINUATION

## *Nomenclature*

$V$	vitesse de son
$\alpha$	angle d'attaque
$\beta$	angle dérapage
$\gamma$	angle de trajectoire
$\delta_e$	angle de déflexion de l'élevon
$\eta$	pourcentage de poussée
$T_m$	poussée maximal
$\psi$	angle du yaw
$\theta$	angle de tangage
$\varphi$	angle de roulis
$\rho$	densité de l'air
$b$	reference span
$c$	corde référence
$C_D$	coefficient drag
$C_L$	coefficient de portance
$C_m$	coefficient du moment de tangage
$g$	gravitationnel constante
$m$	masse de l'avion
$S$	surface de l'ail
$Q$	pression dynamique
$V_T$	<i>vitesse de l'avion</i>
$M$	$V_T/v_s$ <i>Mach number</i>
$I_x$	
$\xi_{sp}$	amortissement du mode short period
$\omega_{nsp}$	pulsation naturelle du mode short period



## **1- Introduction**

En général, un avion est régi par des systèmes d'équations différentielles non linéaires. Au voisinage d'un point d'opération, un avion peut être décrit par son modèle linéaire approximatif (ou modèle linéarisé en ce point) et un contrôleur linéaire s'est avéré suffisant pour obtenir un système répondant aux critères de commande et de manœuvrabilité désirés mais toujours seulement au voisinage de ce point.

Or, un avion peut se trouver dans plusieurs situations et par suite n'aura pas seulement quelques points d'opérations mais plusieurs dizaines. Ceci rend l'approche de linéarisation et le séquençement des gains une tâche très complexe et aberrante d'où l'intérêt du présent travail.

En effet, on propose une approche de continuation pour trouver les gains assurant le modèle de l'avion désiré. Considérant les coefficients des gains comme des paramètres d'analyse, sachant un point d'équilibre et continuant la recherche des courbes d'équilibres, on définit en suite les courbes des coefficients de gains assurant l'ensemble de ces points d'équilibres. En fin et en utilisant la théorie de bifurcation, on a procédé à l'analyse de stabilité du couple Pilote-avion.

Ce chapitre décrit en premier la théorie de bifurcation, explicité sur des modèles simples, puis l'étude de la stabilité des cycles limites et finalement, on a appliqué cette méthode sur l'avion de chasse F16, afin d'améliorer le Système d'Augmentation de Stabilité (SAS).

## **2- Théorie de Bifurcation**

Pour l'analyse de bifurcation des systèmes non linéaire, un algorithme de continuation est utilisé pour résoudre l'ensemble des équations du premier ordre de la forme :

$$\dot{x} = f(x, p) \quad (1)$$

Où  $p \in \mathcal{R}^m$  est le vecteur des paramètres,  $x \in \mathcal{R}^n$  est le vecteur des variables d'états du système,  $f$  est le vecteur des fonctions non linéaires décrivant le système et  $\dot{x}$  est la dérivée du vecteur  $x$  par rapport au temps.

Généralement, le modèle d'un système dynamique est composé de plusieurs équations différentielles non linéaires interdépendantes, la solution ne peut être obtenue de manière analytique, mais bien par simulation numérique sur ordinateur. Elle s'affiche alors graphiquement sous forme de série temporelle.

Certaines définitions sont nécessaires afin de mettre au mieux les propriétés des systèmes dynamiques. Dans la suite, on donnera les définitions des mots spécifiques aux systèmes dynamiques.

## 2-1 Représentation dans l'espace des phases

En plus des séries temporelles obtenues par intégration des équations d'évolution, on recourt souvent à des représentations dans l'espace des phases. Il s'agit d'un espace multidimensionnel dont les coordonnées sont les variables du système.

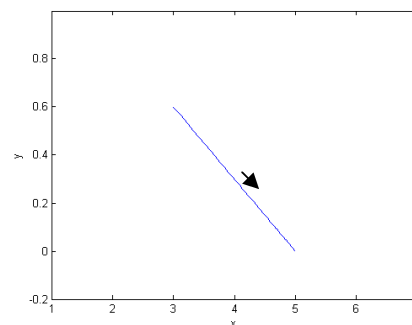
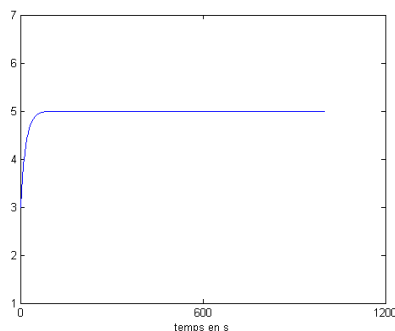
Dans le cas de l'avionique, ces variables sont généralement les variables d'états ( $\theta$  tangage,  $\psi$  lacet,  $\phi$  roulis..) et leurs dérivées. A plus de trois dimensions, il faudra recourir à une projection de cet espace (sur une surface, par exemple). Le portrait de phase est une véritable signature de la dynamique du système.

## 2-2 Attracteur, conditions initiales et régime transitoire

La solution à laquelle un système évoluera d'une manière unique s'appelle un attracteur. Les conditions initiales sont les valeurs des variables choisies initialement. Le terme transitoire "transient" désigne toute l'évolution du système avant qu'il n'ait atteint son attracteur.

## 2-3 État stationnaire et cycle limite

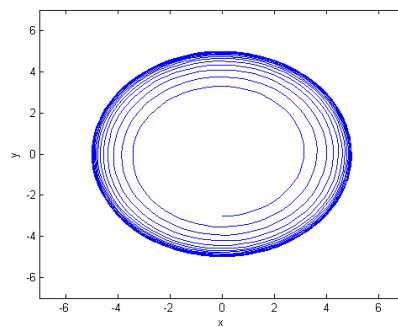
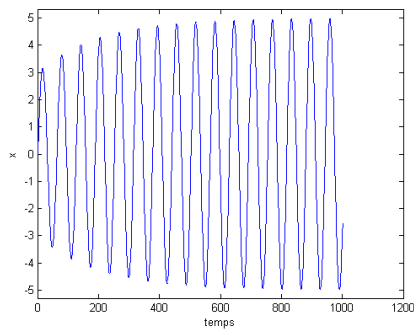
Une fois que le système se trouve sur son attracteur (dont la dimension est plus petite que la dimension de l'espace des phases), il y reste confiné. A deux dimensions, un attracteur peut être un état stationnaire figure 3.1 (il est alors un point dans l'espace des phases), ou un cycle limite figure 3.2 (courbe fermée).



x en fonction du temps

Plan de phase x en fonction de  $\dot{x}$

Figure 3.11 Exemple de solution stationnaire



x en fonction du temps

Plan de phase : x en fonction de  $y = \dot{x}$

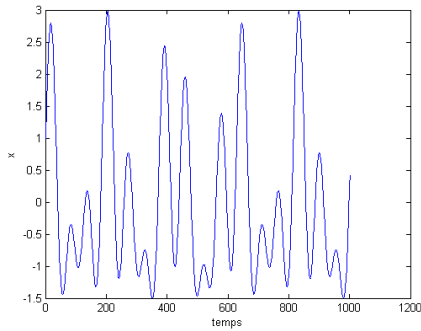
Figure 3.12 Exemple de solution périodique -cycle limite-

Traditionnellement, on distingue plusieurs types d'états stationnaires par la manière dont le système tend vers ce dernier. Ainsi, à deux dimensions, on peut avoir des nœuds si on y arrive en longeant des asymptotes, des foyers si on y arrive en tournant. A trois dimensions, on peut trouver ces deux types d'approche également, mais on peut aussi trouver des nœuds-cols. Le type d'approche vers l'état stationnaire peut être déterminé par l'analyse de stabilité linéarisée.

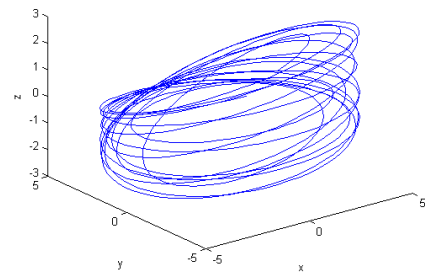
Par définition, un régime stationnaire est un régime tel que si le système s'y trouve, il n'en bouge pas. Mais lorsque l'on fait subir au système une petite perturbation, deux situations peuvent se produire : soit le système revient vers son régime stationnaire, soit il le quitte pour rejoindre un autre régime. Dans le premier cas, le régime stationnaire est dit stable, dans le second instable. En d'autres termes la stabilité est la capacité du système d'amortir de petites perturbations.

## 2-4 Solution quasi-périodique et chaos

A partir de trois dimensions, l'attracteur peut aussi être quasi-périodique (la trajectoire ne se referme jamais mais reste confinée sur un tore), chaotique (la trajectoire ne se referme jamais mais reste bornée dans un sous-espace de l'espace des phases dont la dimension est strictement inférieure à la dimension de l'espace des phases) ou de type bursting figure 3.3 (oscillations caractérisées par l'alternance de deux phases: une phase "active" pendant laquelle on observe des oscillations rapides et une phase "silencieuse" durant laquelle le système évolue de manière monotone).



x en fonction du temps



Plan de phase x en fonction de y et z

Figure 3.13 État stationnaire quasi-périodique

## 2-5 Diagramme de stabilité

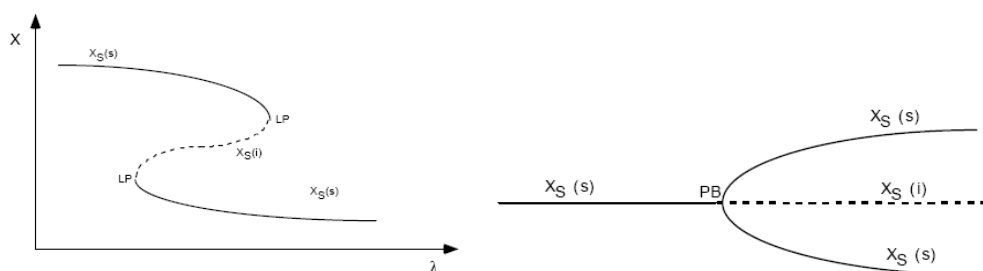
L'analyse de stabilité linéaire permet représenter graphiquement les régions de stabilité dans l'espace des paramètres. C'est aux frontières de ces domaines que des transitions entre différents régimes surviennent, lorsque l'on modifie un paramètre. Pour mettre en évidence les différents types de transitions qui peuvent se présenter, on recourt à la notion de bifurcation.

### 2-5-a Bifurcation

Lorsque l'on fait varier un paramètre du système (soit  $\lambda$ ), celui-ci pourra éventuellement changer de régime. Le diagramme de bifurcation nous renseigne sur le type de comportement produit par le système en fonction d'un paramètre donné. Considérons la variable  $X$  du système et passons en revue les principaux types de bifurcation que cette variable peut rencontrer :

### 2-5-b Bifurcation hystérèse

Si, en fonction d'un certain paramètre de contrôle,  $\lambda$ , la courbe de l'état stationnaire forme un "S", il apparaît un domaine de valeurs de  $\lambda$  pour lequel le système admet simultanément trois états stationnaires, dont deux sont stables et un instable (bi-stabilité). Cette courbe est appelée hystérèse et les points qui délimitent le domaine de bi-stabilité sont qualifiés de "points limites" LP figure 3.4.



**2-5-c Bifurcation fourche**

Si, à une valeur donnée de  $\lambda$  le système devient instable (i) et qu'apparaissent au même endroit deux états stationnaires (indice s) stables (s) de la variable X qui coexistent, on parlera de bifurcation de fourche (PB) figure 12.

Notons que ce type de bifurcation est très instable et qu'il suffit, en général de modifier légèrement un autre paramètre pour que cette structure se brise. On voit alors apparaître un point limite (LP) figure 3.5.

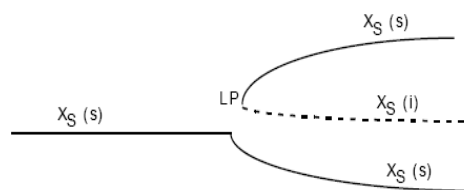


Figure 3.15 Bifurcation type fourche avec point limite

Souvent, ce type de brisure de symétrie survient lorsqu'une très légère asymétrie dans les paramètres de deux oscillateurs couplés.

**2-5-d Bifurcation Hopf**

Passer d'un état stationnaire stable à un régime périodique est possible suite à une bifurcation de Hopf (HB) figure 3.6.

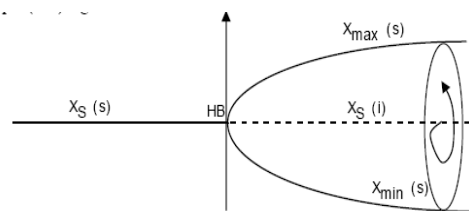


Figure 3.16 Bifurcation type Hopf

Dans le cas de bifurcation type Hopf, on porte en graphique  $X_{max}$  et  $X_{min}$  qui sont respectivement les valeurs maximale et minimale que peut prendre X lorsque cette variable parcourt le cycle limite. La différence ( $X_{max} - X_{min}$ ) équivaut alors à l'amplitude des oscillations.

Une bifurcation de Hopf est caractérisée par le passage de la partie réelle de deux valeurs propres complexes conjuguées de la matrice jacobéenne A du domaine négatif au domaine

positif. Il arrive parfois que plusieurs paires de valeurs propres voient simultanément leur partie réelle changer de signe. On parlera alors de bifurcation de Hopf dégénérée.

Un cycle limite peut également être généré à partir d'une bifurcation de Hopf située sur la branche d'un autre cycle limite. Une telle bifurcation est qualifiée de secondaire.

### 2-3 Stabilité des solutions stationnaires

La stabilité des solutions stationnaires dépend dans les cas des points d'équilibres du signe des valeurs propres de la matrice A.

Pour qu'un point d'équilibre soit stable, il suffit que les valeurs propres de la matrice A soient strictement négatives. Dans le cas où une seule variable est à partie réelle nulle, il faut faire une analyse plus poussée considérant les autres termes d'ordre supérieurs.

Dans le cas de solutions périodiques l'analyse de stabilité fait appel à l'Exposant de Lyapunov (EL) qui est liée au Multiplieur de Floquet (FM) par :

$$EL = \frac{1}{T} \ln(FM)$$

où T est la période de la solution périodique.

et par suite on :

$$FM = e^{(T \cdot EL)}$$

La stabilité de la solution périodique sera déterminée à partir de la valeur du FM, ainsi si sa valeur est inférieure à 1, la solution périodique sera stable. Dans le cas contraire elle sera instable.

#### 2-3-a Exposant de Lyapunov

Soit un système dynamique bidimensionnelle représentée par

$$\dot{x} = (\dot{x}_1, \dot{x}_2) = f(x_1, x_2)$$

où  $\hat{x}(t)$  est sa solution périodique de période T.

L'exposant de Lyapunov dans ce cas bidimensionnelle est donné par :

$$EL = \frac{1}{T} \int_0^T \nabla f(\hat{x}(t)) dt$$

où  $\nabla$  est le gradient de la fonction f.

### 2-3-b Exemple

On considère l'équation de l'oscillateur non linéaire donnée par :

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_2 + x_1(\mu - (x_1^2 + x_2^2)) \\ x_1 + x_2(\mu - (x_1^2 + x_2^2)) \end{bmatrix}$$

Pour calculer l'exposant de Lyapunov, on utilise l'équation donnée au par avant et en considérant la solution périodique donnée par :

$$\hat{x}(t) = \begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{\mu} \cos(t) \\ \sqrt{\mu} \sin(t) \end{bmatrix}$$

On remarque que la période de cette solution est  $T=2\pi$ .

Ainsi, on a :

$$\nabla f = \frac{\partial f_1}{\partial x_1} + \frac{\partial f_2}{\partial x_2}$$

$$\frac{\partial f_1}{\partial x_1} = \mu - 3x_1^2 - x_2^2$$

$$\frac{\partial f_2}{\partial x_2} = \mu - x_1^2 - 3x_2^2$$

et 
$$\frac{\partial f_1}{\partial x_1}(\hat{x}(t)) = \mu - 3\mu \cos^2(t) - \mu \sin^2(t)$$

$$\frac{\partial f_2}{\partial x_2}(\hat{x}(t)) = \mu - 3\mu \sin^2(t) - \mu \cos^2(t)$$

d'où 
$$\nabla f(\hat{x}(t)) = 2\mu - 4\mu \cos^2(t) - 4\mu \sin^2(t) = -2\mu$$

donc 
$$EL = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} -2\mu dt = -2\mu$$

$$FM = e^{(2\pi \cdot (-2\mu))}$$

Dans ce cas, pour  $\mu = 0$ , le Multiplieur de Floquet est égale à 1. Si  $\mu$  est supérieur à zéro le multiplieur de Floquet décrois exponentiellement, ceci est nettement visible sur la figure 3,7 où on représente les résultats numérique obtenus.

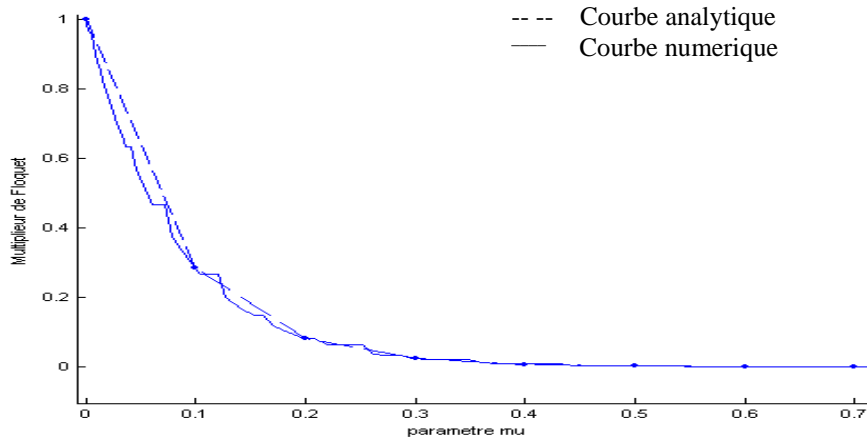


Figure 3.17 Multiplieur de Floquet en fonction du paramètre  $\mu$

Les amplitudes des solutions périodiques dépendent de  $\mu$  et toutes les solutions périodiques sont stables. Ce résultat est explicite par la figure 3.8. Il faut remarquer une bifurcation de type Hopf au point  $\mu = 0$ . Ce type de bifurcation est caractérisé par l'existence d'une solution d'équilibre et la naissance d'un cycle limite.

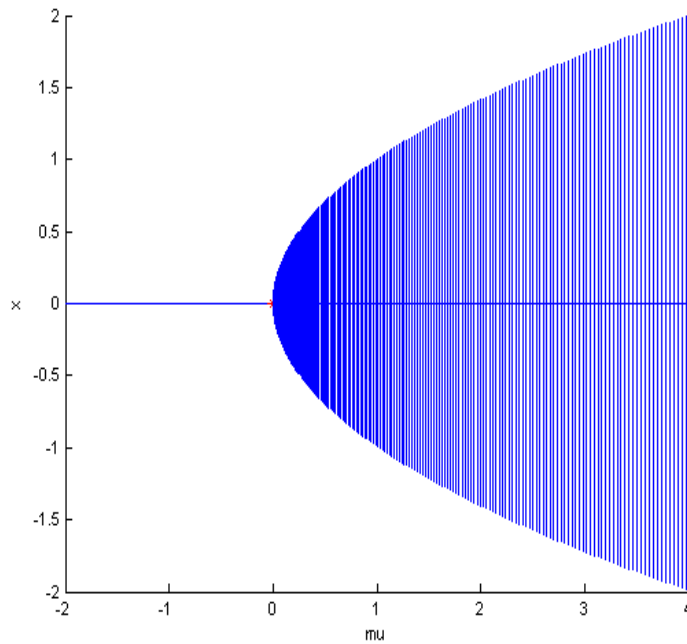


Figure 3.18 Diagramme d'équilibre et cycle limites

## 2-4 Design du contrôleur

En général la théorie de bifurcation et la continuation permettent de trouver l'ensemble des solutions stationnaires (points d'équilibre et de solution périodiques) en partant du même



type de solution ou d'un point de bifurcation (Hopf par exemple pour la continuation sur les cycles limites).

Donc, si on a un contrôleur satisfaisant nos critères désirés de commande et de manœuvrabilité, on peut partir de cet état (pris comme condition initiale) et par continuation trouver les autres contrôleurs qui vont continuer à satisfaire nos critères.

#### 2-4-a Formulation du problème

On note par  $f(x, v, s)$  la fonction décrivant le système initial donné par l'équation différentielle suivante :

$$\dot{x} = f(x, v, s) \quad (2)$$

Où  $v$  est l'entrée du système,  $s$  est le vecteur des paramètres,  $x$  est le vecteur des variables d'états du système et  $\dot{x}$  est la dérivée par rapport au temps de  $x$ .

On note aussi par  $f_d(x)$  la fonction décrivant le système désiré, il est donné par l'équation différentielle suivante :

$$\dot{x} = f_d(x) \quad (3)$$

En considérant le système donné par l'équation suivante :

$$\dot{z} = f(z, v, s) - f_d(z) \quad (4)$$

formée par la différence du système initial (2) et le système désiré (3).

Lorsque cette différence devient nul ( $\dot{z} = 0$ ) implique que nous avons équivalence entre les deux systèmes.

Or, cette condition  $\dot{z} = 0$  est équivalente à la définition d'un point d'équilibre. Donc, la recherche d'autres points d'équilibres par continuation en fonction de l'entrée  $v$  (considéré cette fois comme paramètre) donnera l'ensemble des valeurs du contrôleur  $v(z) = k(z).z$  assurant l'équivalence entre le système initial et désiré.

Par conséquent, en considérant un retour d'état de la forme  $u = k(x).x$  dans l'équation (2), on obtiendra le système désiré. Ainsi, on aura défini l'ensemble des valeurs des gains  $k(x)$  rendant le système initial égal au système désiré.

### 2-4-b Exemple

On considère le système donné par :

$$\dot{x} = x + x^2 + u \quad (5)$$

et on désire obtenir un système de la forme

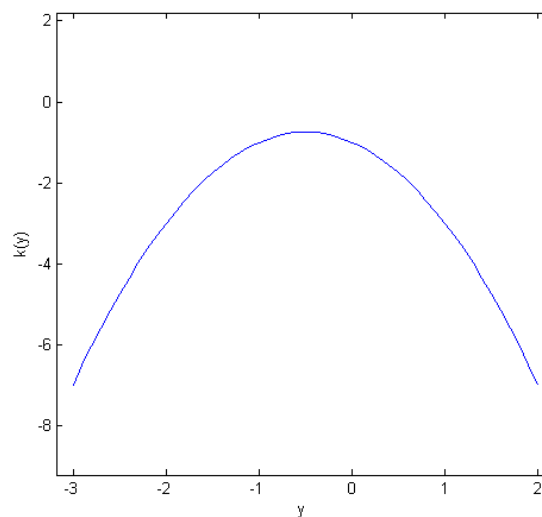
$$\dot{z} = -z^3 \quad (6)$$

donc, il faut trouver  $u=k(x).x$  par le quel le système initial (5) changera pour devenir équivalent à (6).

On considérant le système décrit par l'équation suivante :

$$\dot{y} = y + y^2 + k(y).y + y^3 \quad (7)$$

Il est Claire que le choix de  $k(y) = -1 - y - y^2$  donnera  $\dot{y} = 0$ . En remplaçant  $k(x)$  dans l'équation du système initial en  $x$ , on obtient le système désiré. La figure 3.9 illustre le gain  $k$  en fonction de  $y$ .



*Figure 3.19 Illustration de l'expression analytique du gain  $k$  en fonction de  $y$*

On procède cette fois avec la théorie de Bifurcation pour trouver numériquement la valeur de  $k(y)$  permettant de rendre le système initial comme celui désiré.

On considère le système suivant avec

$\dot{y} = y + y^2 + ky + y^3$ , avec  $k$  comme paramètre et à partir d'un point d'équilibre on recherche le lien entre des différentes valeurs de  $y$  et les valeurs de  $k$  sur l'ensemble des points d'équilibres.

En partant de la condition initial  $(y, k)=(-1, -1)$  et par continuation on trouve l'ensemble des autres points d'équilibres.

La figure 3.10 illustre le paramètre  $k$  en fonction de  $x$ .

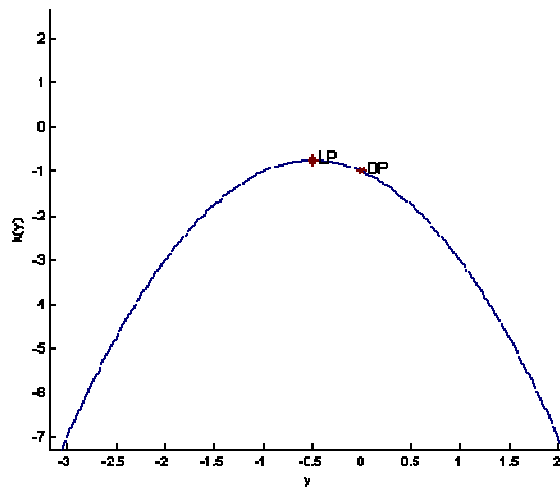


Figure 3.20 Illustration des gains numériques  $k$  en fonction de  $y$

Il faut noter qu'il existe d'autres solutions (solutions triviales) qui ne sont rien que  $y=0$  pour tout  $k$  (droite passant le point BP).

En comparant, la solution analytique et la solution par continuation dans ce cas simple, on trouve qu'elles sont identiques.

La question qui se pose maintenant, c'est dans quelle mesure on peut se fier à cette solution ?

On peut simplement reconsidérer notre système initial en boucle fermée avec le contrôleur calculé numériquement et faire une analyse par la théorie de bifurcation pour voir est ce qu'il répond bien à notre système désiré.

**Remarque :**

Pour un système à une dimension (SISO) le résultat est sans doute très promettant, puisqu'on peut même imposer à notre système des termes non linéaires du deuxième ordre et d'ordres

supérieures. Cette possibilité va permettre de bénéficier de la présence de ces termes afin d'assurer une meilleure stabilité dans les cas limites où la stabilité devient critique.

Le problème qui se pose c'est pour les systèmes multi variables (MIMO) puisque qu'on ne peut pas faire une analyse multiparamétrique ou à la limite avec deux paramètres. C'est la raison pour laquelle, il faut considérer les gains des autres entrées comme des variables et trouver leurs liens avec l'entrée  $u$  considérée comme paramètre.

Or, l'augmentation du nombre de variables nécessitera forcément l'augmentation du nombre d'équations du système. En effet, un système à  $n$  équation doit avoir seulement  $n$  inconnus et lorsqu'on ajoute une variable pour avoir  $n+1$  inconnues, il faut ajouter une équation complémentaire pour avoir  $n+1$  équations.

A ce stade, la question qui se pose est :

Comment peut-on ajouter des équations impliquant les nouvelles variables ?

Pour répondre à une telle question, il faut se rappeler que l'équilibre d'un système multi variable peut être défini par un ensemble de points. Or, par une analyse paramétrique, on trouve un point d'équilibre d'une variable avec un contrôleur assurant ce point d'équilibre alors les autres variables sont à des équilibres qui peuvent être n'importe où. Donc, l'une des idées pour compléter les équations c'est d'imposer des contraintes aux autres variables.

#### **4- Contrôleur du F16**

La modélisation de l'avion s'obtient à partir des lois de la physique : pour que l'avion suive une trajectoire donnée, il faut pouvoir agir sur les forces et les couples qui provoquent le mouvement de l'avion.

Son mouvement est dû à l'action des forces suivantes :

- poussée  $T$  (*thrust*) due aux moteurs de l'avion,
- traînée  $D$  (*drag*) due à la résistance de l'air,
- la portance  $L$  (*lift*),
- le poids  $W$  (force de gravité).



et sous l'action des couples produits par les différentes gouvernes :

- $\delta_e$  : élévateur (ou gouvernail de profondeur), mouvement autour de l'axe de tangage (transversal),
- $\delta_a$  : ailerons, suivant l'axe de roulis (latéral),
- $\delta_r$  : *rudder* (ou gouvernail de direction), suivant l'axe du lacet (vertical),
- $\delta_c$  : canard, suivant l'axe du lacet (vertical).

Ces surfaces primaires de contrôle sont représentées par la figure 3.11.

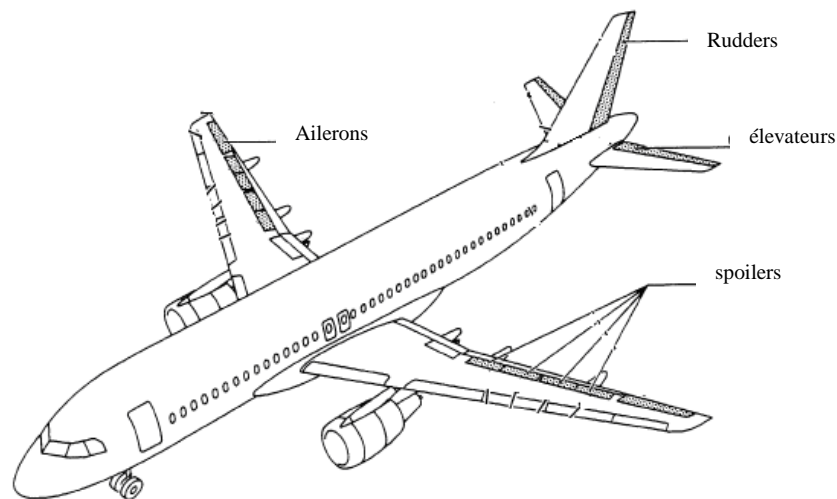


Figure 3.21 Surfaces de contrôle de l'avion.

Dans un avion il a le mode courte période (short period), et on désire augmenter la stabilité de ce mode afin de pouvoir faciliter la manœuvrabilité au pilote, vu que la rapidité de ce mode lui rend la tâche relativement complexe.

Les acteurs intervenant dans le courte période sont respectivement, l'angle d'attaque  $\alpha$  et la vitesse angulaire  $q$ . On désire avoir un amortissement  $\xi_{sp}$  et une pulsation naturelle  $\omega_{nsp}$ . Ceci revient à écrire que pour le système linéaire donné par :

$$\begin{bmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} \delta_e$$

Le dénominateur de la matrice est  $|sI - A| = s^2 - 2\xi_{sp}\omega_{nsp}s + \omega_{nsp}^2$ .

En prenant  $a_{11}=0$ ,  $a_{12}=1$ ,  $a_{21}=2\xi_{sp}\omega_{nsp}$  et  $a_{22}=\omega_{nsp}^2$ , on obtient le système correspondant a celui désiré.

Les valeurs numériques espérées pour la pulsation et l'amortissement de ce mode sont respectivement données sur le tableau I.

*Tableau I Pulsation naturelle et amortissement désiré pour la dynamique de la période courte*

	<b>Short Period</b>
amortissement $\xi$	$\xi_{sp}=.5$
pulsation naturelle w	$w_{sp}=.73$
Equivalent valeurs propre	$\lambda_{1,2}=-.365\pm.i63$

#### 4-1 Dynamique longitudinale

La dynamique longitudinale est obtenue en considérant la dynamique latérale dans des conditions de vol d'équilibre  $r=p=\beta=0$ .

En admettant ces conditions, on retrouve les équations données pour la dynamique longitudinale du F18 par :

$$\dot{V} = \frac{[T_m \eta \cos(\alpha) - 1/2C_D \rho V^2 v_s^2 S - mg \sin(\theta - \alpha)]}{mv_s}$$

$$\dot{\alpha} = q - \frac{[T_m \eta \sin(\alpha) - 1/2C_L \rho V^2 v_s^2 S - mg \cos(\theta - \alpha)]}{mv_s V}$$

$$\dot{q} = 1/2I_x \rho V^2 v_s^2 S c C_m$$

$$\dot{\theta} = q$$

avec

#### **C<sub>D</sub> coefficient du drag**

$$C_D = 0.0013\alpha^2 - 0.00438\alpha + 0.1423 \quad \text{pour } -5 \leq \alpha \leq 20$$

$$C_D = 0.0000348\alpha^2 - 0.0473\alpha - 0.358 \quad \text{pour } 20 \leq \alpha \leq 40$$

### **$C_L$ coefficient de portance**

$$C_L = 0.0751\alpha - 0.0144\delta_e + 0.732 \quad \text{pour } -5 \leq \alpha \leq 10$$

$$C_L = 0.00148\alpha^2 + 0.106\alpha - 0.0144\delta_e + 0.569 \quad \text{pour } 10 \leq \alpha \leq 40$$

$$S = 400 \text{ ft}^2,$$

$$c = 11,52 \text{ ft}$$

$$m = 1036 \text{ slugs}, T_m = 11\,200 \text{ lb},$$

$$I_x = 23000 \text{ slugs ft}^2$$

### **4-3 Automatique SAS design et réalisation**

Considérons les équations différentielles de la dynamique longitudinale du F18. On désire concevoir un contrôleur du tangage à une vitesse donnée  $V=V_0$  et l'angle de trajectoire de vol  $\gamma=0$  ( $\alpha=0$ ).

La structure du contrôleur choisie, s'inspire des contrôleurs adoptés dans la plus part des travaux et elle est comme suit :

$$\delta_e = \delta_{e0} - k_\alpha (\alpha - \alpha_0) - k_q q$$

Avec cette structure, on a à trouver deux courbe de gains  $k_\alpha(\alpha)$  et  $k_q(q)$  mais aussi une correction sur  $\eta$  dépendamment de  $\alpha$  i.e.  $\eta(\alpha)$  afin de conserver une vitesse constante.

Pratiquement, le modèle non linéaire de l'avion est linéarisé à plusieurs points d'équilibres et le contrôleur linéaire est préprogrammé pour obtenir la réponse du système désiré. Cette approche est très complexe, raison pour la quelle, on propose une approche de continuation pour trouver les gains assurant le modèle de la dynamique désiré.

La principale idée d'utiliser la continuation est de considérer le système en Boucle Ouverte (BO) et les gains en Boucle Fermée (BF) sont des variables additionnelles. A rappeler que notre système est représenté par n équations (2) et si on ajoute des variables des gains supplémentaires, il faut ajouter au même nombre des équations supplémentaires. Ces

équations peuvent être ajoutées en considérant la qualité de manœuvrabilité donnée par l'amortissement et la pulsation.

$$\dot{X} = f(X, U) \quad (2)$$

où  $X = (M, \alpha, q, \theta)^T$ ,  $U = (\eta, \delta_e)^T$ ,  $f = (f_M, f_\alpha, f_q, f_\theta)^T$

et  $\dot{X}$  est la dérivé de.

$$\lambda_{1,2} = \frac{(\Delta_{11} + \Delta_{22}) \pm j\sqrt{(\Delta_{11} + \Delta_{22})^2 - 4(\Delta_{11}\Delta_{22} - \Delta_{21}\Delta_{12})}}{2} \quad (3)$$

Pour la dynamique courte période on considère les variables  $(\alpha, q)$  et on a :

$$\Delta_{11} = \left. \frac{\partial f_\alpha(X, -k_\alpha \alpha - k_q q)}{\partial \alpha} \right|_{X=X_0}, \Delta_{12} = \left. \frac{\partial f_\alpha(X, -k_\alpha \alpha - k_q q)}{\partial q} \right|_{X=X_0}, \Delta_{21} = \left. \frac{\partial f_q(X, -k_\alpha \alpha - k_q q)}{\partial \alpha} \right|_{X=X_0},$$

$$\Delta_{22} = \left. \frac{\partial f_q(X, -k_\alpha \alpha - k_q q)}{\partial q} \right|_{X=X_0}$$

$X_0$  point d'équilibre,  $(k_\alpha, k_q)$  sont les gains en BF de  $(\alpha, q)$ .

En plus, on veut garder l'avion sous certaines conditions d'équilibre (path angle  $\gamma = \alpha - \theta = 0$ ), ainsi on peut exploiter cette contrainte pour avoir une équations additionnelle pour avoir les corrections des boucles de retour sur les surface de contrôle  $\delta_e(\alpha)$  et la poussée de moteur  $\eta(\alpha)$  selon l'angle d'attaque  $\alpha$ .

Une fois, les équations établis, le calcule des gains de retour et des gains directs de correction est équivalent a la recherche des points d'équilibré pour différentes valeurs de l'élévateur  $\delta_e$ . Partant d'un point d'équilibre comme conditions initiales des équations de l'avion et les équations additionnelles et en utilisant la continuation autres points d'équilibre sont trouvés selon la surface de commande de l'élévateur  $\delta_e$ . Ainsi, les courbes des gains assurant l'ensemble de ces points d'équilibre sont illustre sur Fig. 1-a et 1-b. *pour toutes* valeur de  $\alpha$ .



Notons que, lors de la dérivation des équations non linéaires,  $k_\alpha$  et  $k_q$  sont constants par rapport à  $\alpha$ . Ainsi, on doit changer les gains statiques  $k_\alpha$  and  $k_q$  respectivement aux gains dynamiques  $K_\alpha$  and  $K_q$  dans les but que tout les équations concordent.

On montré que le remplacement de  $k_\alpha$  par  $K_\alpha \cdot \alpha$  est donné par l'équation 4, la Figure 3.12 a). b) illustre cette correction.

$$K_\alpha \alpha = \int_{-\infty}^{\alpha} k_\alpha(\alpha) d\alpha + cte \quad (4)$$

On a montré aussi qu'il n'y a pas de solution pour  $K_q \cdot \alpha$ , et la seule alternative est de prendre une série de pas dont l'amplitude est  $k_q$  dans un petit segment de  $\alpha$ .

$$\delta_e(\alpha_r) \equiv \delta_e(\alpha_r) + \int_{-\infty}^{\alpha} k_\alpha(\alpha) d\alpha \quad (5)$$

En changeant les valeurs des gains, on a change la relation entre l'entrée et la sortie du système. Pour garder cette relation inchangé, on a introduit une correction à la surface de commande  $\delta_e$ . cette correction est donné par l'équation 5, illustré par figure 3.13.

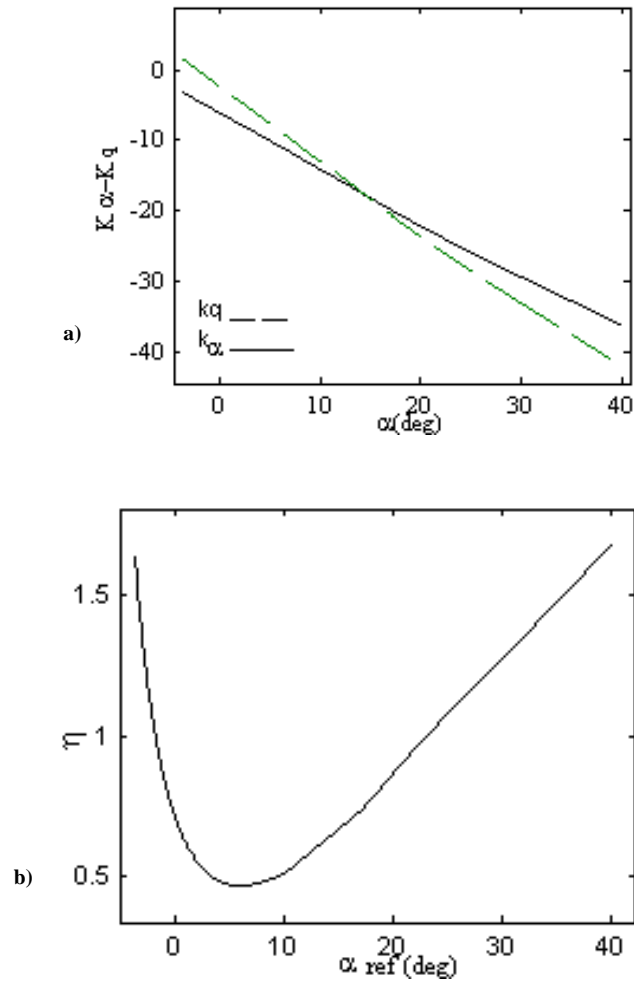


Figure 22 a) Quasi-linear attack angle and pitch rate feedback gains b) feed-forward trust correction

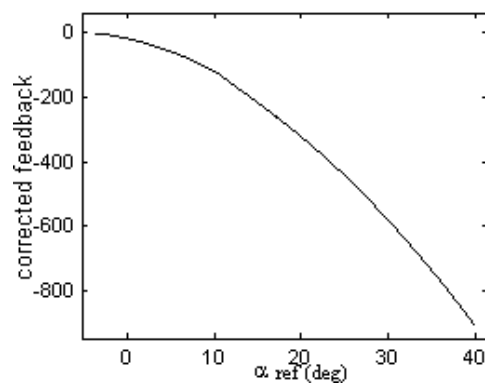


Figure 3.23 Angle d'attaque feedback

#### 4-4 Résultats et conclusion

On reprenant les gains calculés dans le modèle non linéaire en boucle fermée, on peut facilement vérifier la position des nouveaux pôles. Les résultats sont illustrés en BO par Figure 3.14 a) et en BF par Figure 3.14 b).

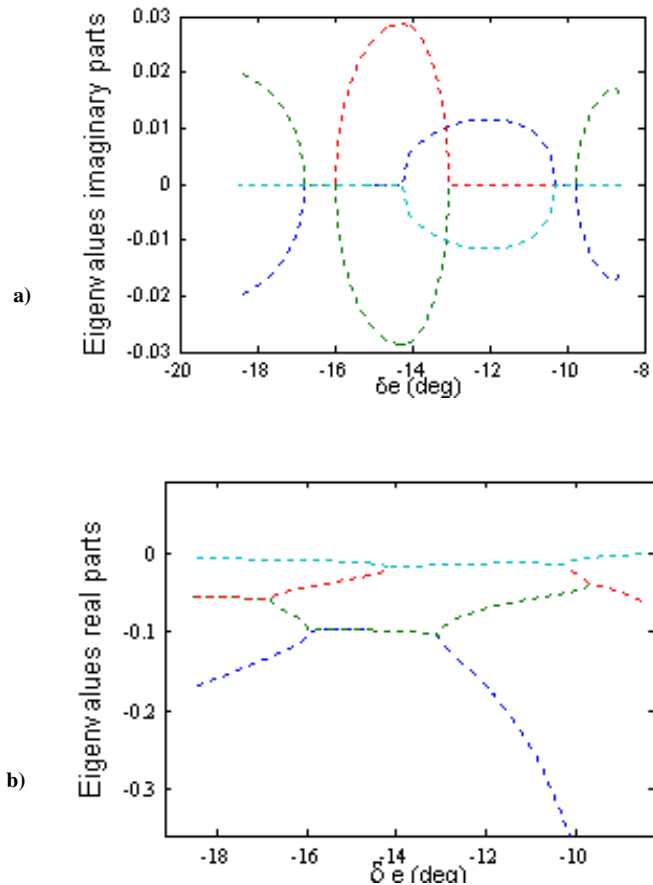


Figure 24 a) Réel and b) Imaginaire valeurs propre pour le F16 on boucle ouverte

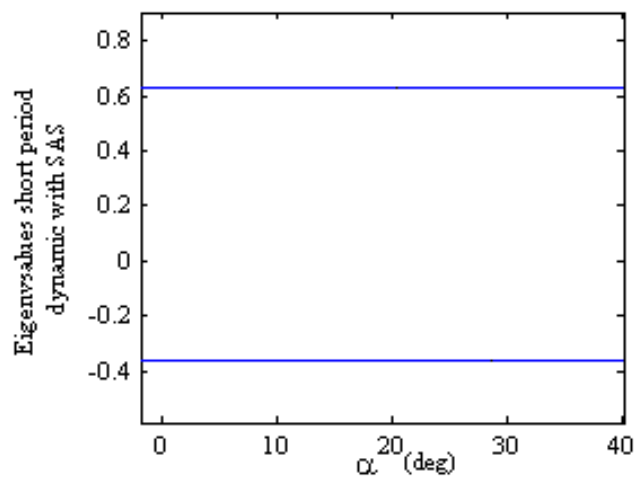


Figure 3.25 Position des pôles pour la courte période de la dynamique du F16 avec le SAS

Le premier résultat obtenu est très encourageant et attrayant, spécialement que les calculs des gains direct et de retour sont faites d'une manière rapide et automatique. La dynamique de l'avion avec SAS est similaire à celle désiré. Figure 3.15 montre la position des pôles avec et sans SAS.

Il est clair qu'avec le nouveau, on a exactement le système désiré. Figure 3.16 a) montre la réponse en BO et comment  $\alpha$  et  $\theta$  diverge. Figure 3.16 b) montre que le SAS permet de garder l'angle  $\gamma$  nul tout le temps ( $\alpha=\theta$ ) comme considéré au cours du processus du design. Par la Figure 3.17, on montre qu'on obtient la réponse attendu pour tout les valeurs de l'angle d'attaque  $\alpha$ .

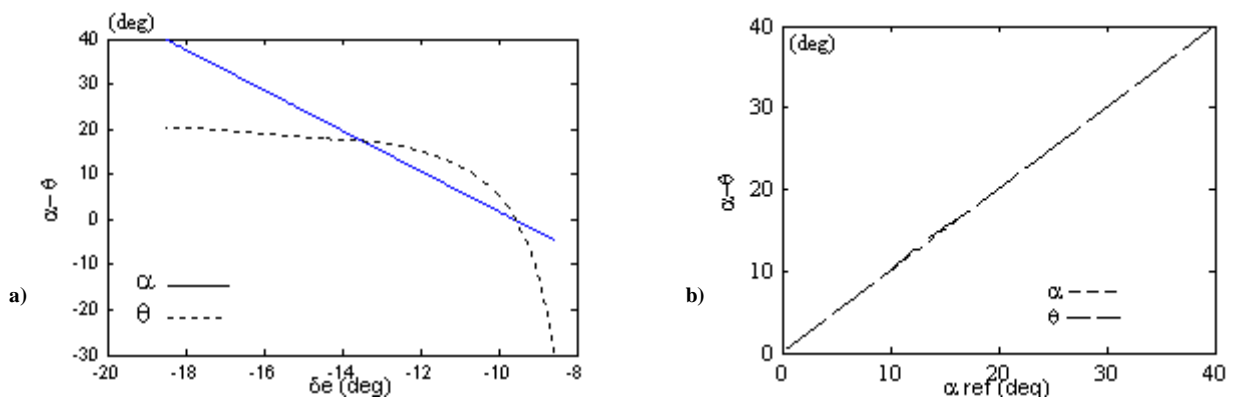


Figure 3.26 a) Réponse en BO du f16      b) Angle Attack et pitch réponse en fonction de l'angle d'attack de référence avec SAS

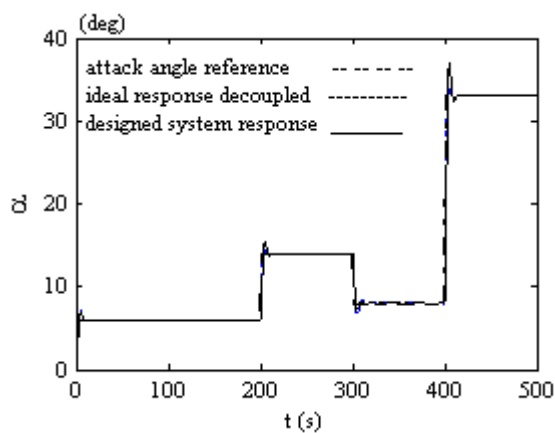


Figure 3.27 Simulation avec SAS du f16 : suivi d'angle d'attaque  $\alpha$  de référence



## 6- Analyse du couple pilote avion

L'analyse du couple pilote avion appelé aussi analyse des oscillations induites par le pilote (PIOs) ont été remarquées dans les avions depuis les premiers vols des frères Wright. Le classement de ces oscillations selon leurs types et causes mènent à distinguer trois catégories.

- Catégorie I : c'est la classe où les oscillations sont essentiellement des oscillations du système pilote-avion linéaire.
- Catégorie II: il s'agit du cas où le modèle du pilote est linéaire alors que celui de l'avion est quasi linéaire.
- Catégorie III: cette classe reste mal définie. Cependant, elle est basée sur les transitions dans le modèle non-linéaire du système pilote-avion.

Plusieurs travaux ont abordé le sujet, mais aucun d'entre eux n'a traité avec les PIOs catégorie III et c'est sur cette dernière que la présente étude s'est penchée. À cette fin, et dans la première partie de ce chapitre, la continuation a été utilisée pour augmenter la stabilité de l'avion et après avoir vérifié que nous avons exactement le système voulu, nous allons analyser, par bifurcation, la stabilité du couple pilote-avion.

### 5-1 modèle du Pilote et le manche

Le modèle représentant le pilote et le manche est donné par la figure 3.18, son gain est modélisé par  $K_p(s) = \frac{k_p}{\tau s + 1}$ . Il y a deux non-linéarité zone morte modélisé par ( $b = \pm 5 \text{ lb}$ ) et la saturation limité par ( $d_1 = \pm 25 \text{ deg}$ ).

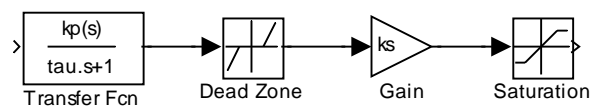


Figure 3.28 Modèle du pilote et du manche

Dans le but d'analyser le PIO catégorie III, on a omis toutes les non-linéarités typiques pour ne pas tomber dans le PIO catégorie II et considéré la dynamique longitudinale du F16.

Le modèle considéré pour l'analyse du PIO catégorie III est illustré par la Figure 3.19.

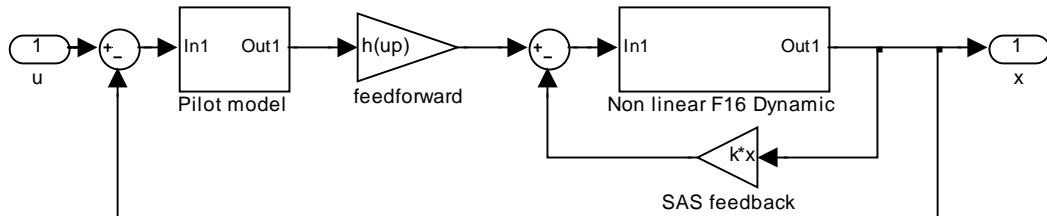


Figure 3.29 Pilote-Avion en boucle fermé

## 5-2 Analyse du PIO

Une méthode numérique de prédiction des PIO a été développée. Cette méthode considère le phénomène des PIO comme des cycles-limites et le pilote comme un contrôleur. Pour trouver des limites aux manœuvres du pilote, on a décidé de réaliser l'analyse en fonction du gain du pilote  $k_p$  pour différentes valeurs du retard  $\tau$ .

Commençant l'analyse à partir d'un point d'équilibre obtenu en excitant le couple avion-pilote jusqu'à l'équilibre. On applique la continuation pour chercher de nouveaux points d'équilibre en fonction du gain  $k_p$ . Pour  $\tau=3$  et différentes valeurs de  $\alpha$ , on a obtenu Figure 3.20 qui illustre l'existence des points Hopf qui indiquent la naissance de cycle limites.

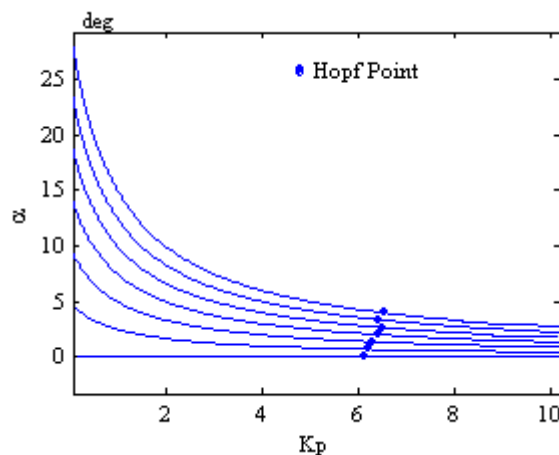


Figure 3.30 Points d'équilibres et points Hopf en fonction de  $k_p$  pour différentes valeurs de  $\tau$ .

Les cycles limites bifurquent à partir des points Hopf, d'où on a commencé la recherche des cycles limites. Les résultats de cette opération pour  $\alpha_{ref}=0$  et respectivement  $\tau=.15s$  and  $\tau=.2s$  sont illustrés respectivement par Figure 3.21 et Figure 3.22.

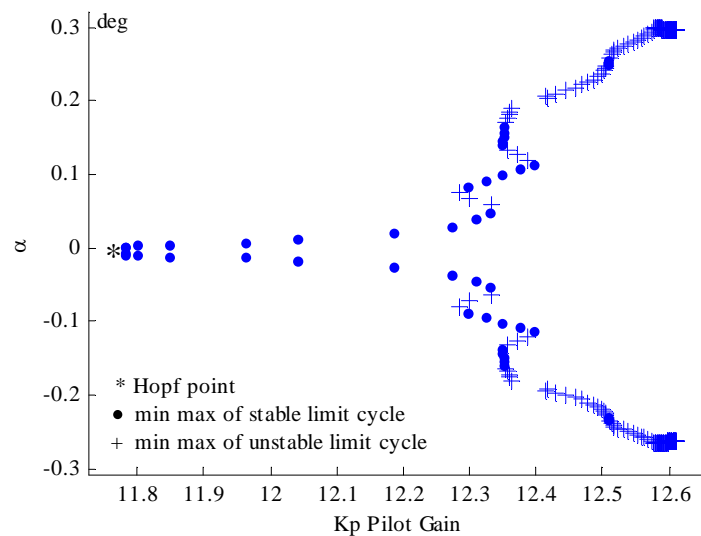


Figure 3.31 Limites cycles Stable et instable pour  $\tau =.15$  en fonction de  $K_p$

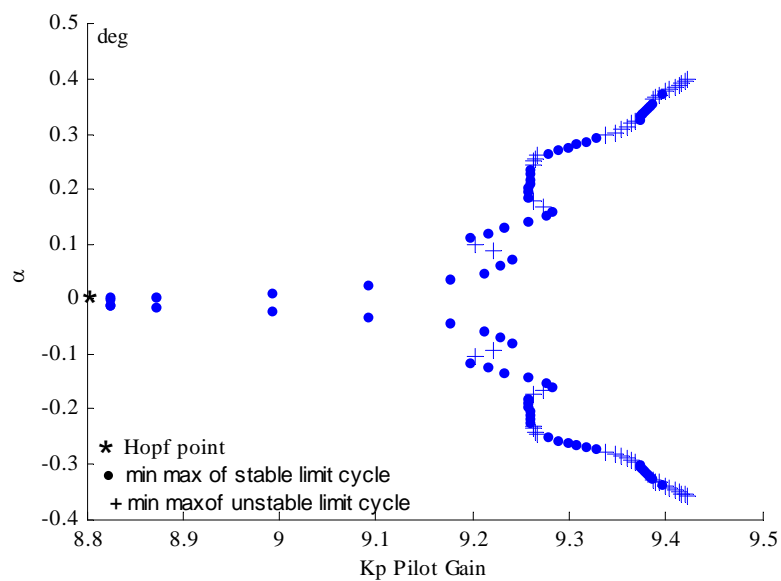


Figure 3.32 Limites cycles Stable et instable pour  $\tau =.2$  en fonction de  $K_p$

Dans les deux cas, l'analyse est stoppée puisque les deux système passent dans le chaos ou divergent. Ces situations sont illustrées respectivement par Figure 3.23.

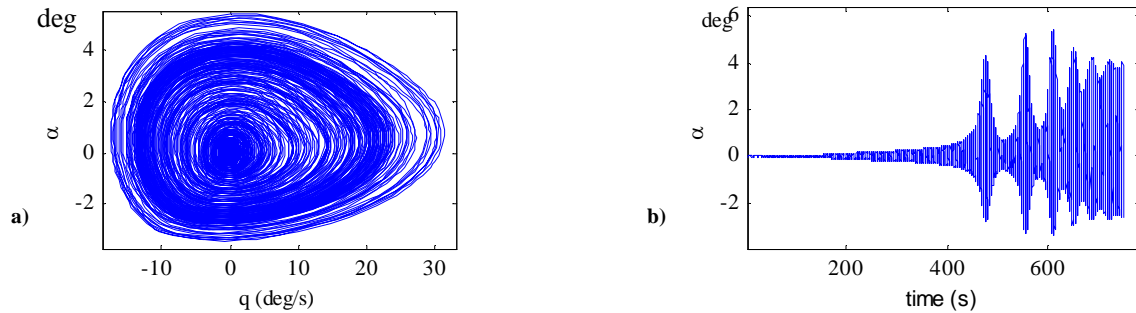


Figure 3.33 Avion-Pilote en situation de chaos  $K_p=13$   $\tau=.15$  **a)** phase diagram

**b)** angle d'attaque vs time

Il a été montré qu'à partir d'une certaine valeur de gain pilote des cycles limites stables et instables sont potentiellement possibles. Ils sont avec une amplitude limitée, mais vont rapidement au chaos ou divergent.

## Bibliographie

- [1] Ananthkrishnan N, Nandan K. Sinha, 'Level Flight Trim Stability Using Extended Bifurcation and continuation procedure' J. Guidance, Vol. 24, No. 6, pp. 1225-28, 2002
- [2] Nandan K. Sinha, Ananthkrishnan N, Manta jangid, 'Automated Gain Scheduling Using Continuation Techniques' ...
- [3] Nandan K. Sinha, Ananthkrishnan N, Manta jangid, 'Automated Gain Scheduling For Level Flight Stability Augmentation Using Continuation Techniques' AIAA, Atmospheric flight mechanics Conference and Exhibit Austin Texas, Aug. 2003
- [4] Stevens, Brian L., Lewis, Frank L 'Aircraft control and simulation' 2nd ed. Hoboken, N.J. : John Wiley, c2003.



**Annexe 3**

**New Nonlinear Quick Technique for Automatic Stability  
Augmentation System by Continuation and Nonlinear Pilot  
Induced Oscillations' Analysis**

**Volume 4 Issue 12, IJARCSSE December 2014**



## New Nonlinear Quick Technique for Automatic Stability Augmentation System by Continuation and Nonlinear "Pilot Induced Oscillations" Analysis

H. Aissaoui\*, M. Diany

University Sultan Moulay Slimane FST  
BP. 523 Beni-Bellal, Morocco

---

*Abstract— Since the Wright brothers Pilot Induced Oscillations (PIO) has been noted in airplanes. The PIO classification according types and causes leads to distinguish three categories. First Category: they are primarily oscillations of the linear system pilot-plane. Second Category: the case where the model of the pilot is linear whereas that of the plane is quasi linear. Third Category: it remains badly defined. However, it's based on transitions in the non-linear model of the system aircraft-pilot. Many works touched on the subject but no one of them treats with the third category of PIO and it's on the latter that the present study will focus. For this purpose, we first, use a new quick and automatic continuation non linear method to increase the stability of the aircraft. Second, and after verify that we have exactly the desired system, we analyse by continuation and bifurcation the couple aircraft-pilot. It was illustrated that starting from some pilot gain value both stable and unstable limit cycles are potentially possible. They are with limited amplitude but rapidly go to chaos or diverge.*

*Keywords— Stability Augmentation System, Pilot induced Oscillation, Limit Cycle, Bifurcation and Continuation.*

---

### I. INTRODUCTION

During the last decades, active flight control technology has drastically changed the way of aircrafts design. Flight control systems with mechanical linkages have been replaced by full authority, 'fly-by-wire', digital control systems. As a consequence, the flying qualities of modern aircraft are largely determined by a set of control laws in the heart of a computer system. These systems are used to damp and stabilize high-frequency rotational modes of the aircraft, making it easier for pilots to control the aircraft. Common types of SAS are roll dampers, pitch dampers, and yaw dampers. If an augmentation system is intended to control a rotational mode and to provide the pilot with a particular type of response to the control inputs, it is known as a Control Augmentation System (CAS) [1].

The development of flight control systems is a costly and time-consuming process. Indeed, extensive simulations, ground and flight tests are needed in order to validate flight control systems and to satisfy the stringent requirements of high reliability and performance. For most aircraft flying today the control laws have been developed using predominantly classical single loop frequency response and root locus design techniques. These methods have been used successfully for both single and multi-loop control problems as they were the only methods available for many years [2, 3].

Classical control techniques are limited however in the sense that they offer no way to incorporate allowances for the assumptions made about the aircraft model. If the resulting controller does not perform well when tested in a more realistic aircraft environment, the designer is forced to go back and adjust control gains or possibly redesign the entire control law. This tuning process becomes cumbersome and time-consuming for any sort of complex, multiple loop control scheme.

In all the control conception process no focus is done over the pilot dynamic, so even the aircraft dynamic is stable it's not sure that this stability can be kept when the pilot is in the loop. In fact, the dynamic interaction between the pilot and the aircraft can lead to sustained oscillations which may have very large-amplitude around all symmetry axis of the aircraft. These oscillations, also known as PIO, can lead to the deterioration of handling qualities, loss of stability and destruction of the aircraft. Indeed, many flight accidents such as those of YF22 and Boeing 777 [4, 5] have been attributed to PIO problems. PIO often occur during events of elevated gain that require pilot's tight control, such as takeoff, landing, aerial refueling and training flights. However, the pilot should not be blamed for the resulting oscillations: the problem is caused by an anomaly in the interaction between the pilot and the aircraft.

In order to analyze completely nonlinear PIO, after a brief description of PIO phenomena and bifurcation theory respectively in section II and III, we give in section VI a design of very quick, good and automatic non stability augmentation system. Then in section V, we developed tools based on BT that allow us to analyze systematically complete nonlinear Pilot-Vehicle-System (PVS).



## II. PILOT INDUCED OSCILLATIONS

In 1997, a classification of PIO into three principle categories, depending on the degree of nonlinearity in the event has been proposed [6]: Category I groups essentially oscillations of the linear PVS. In category II, the pilot's model is linear whereas the one of the plane is quasi-linear. Category III remains not well defined. However, it is based on the nonlinear model of the PVS. Since then, several researchers have suggested that there may be other Categories that are distinct from the three defined above [7]. They are due to structural modes and their interactions with the pilot. PIO's analysis is relatively a difficult task; it consists in explaining, predicting and eliminating these phenomena.

Studies done on the topic have varied between analyzing the pilot's behavior before, during and after oscillations [8, 9] and considering the phenomenon as a limit cycle [10]. Other analysis tools are based on geometric presentations as in the frequency domain 'Neal Smith (NS) criterion [11]' which use the pilot task bandwidth and the closed loop resonance to decide about Pilot Rating (PR) and PIO tendency. The position of Open-Loop Onset Point (OLOP) on Nichols Diagram was also proposed to predict PIO tendency [12]. In [13], the Describing Function (DF) approach was used to calculate the frequency and amplitude of possible oscillations due to multiple nonlinearities. This approach is limited however by restrictions on the types and positions of nonlinearities that can be considered.

In [10], Bifurcation Theory (BT) was used to illustrate the jump phenomenon in PVS. This was applied on a simple PVS model and illustrated only stable limit cycles. In [14], by using BT and extended one, we have show new results of PIO phenomenon particularly caused by multiples nonlinearities. From those results, there was unstable limit cycles situated in the jumps regions. Two types of analysis were presented; one is considering aircraft-pilot as unforced system and the second as forced one. The present study is dedicated to analyze completely nonlinear PIO, we have considered these phenomena as limit cycles and used numerical BT-based parametric analysis for prediction and stability of possible oscillations that may occur as some parameters are varied.

## III. BIFURCATION THEORY

It is well known that predicting the asymptotic behavior of non linear parametric differential equations can be done by bifurcation theory. Several efficient numerical procedures are available and also many studies state that bifurcation analysis can be used to predict complex phenomena. A dynamic system is generally represented by a multivariable parametric differential equation as given by equation 1.

$$\dot{x} = f(x, p) \quad (1)$$

where  $f$  is a smooth function,  $x \in \mathcal{R}^n$  (state vector) and  $p \in \mathcal{R}^m$  (parameter vector).

The equilibrium solutions of (1), depend on  $(p)$  and are given by the solution of the equation  $f(x, p) = 0$ . As the parameter  $(p)$  varies, the implicit function theorem states that these equilibrium are given by smooth functions of  $(p)$ . Each such equilibrium path is called a branch of equilibrium of (1). The stability of that equilibrium is decided by the sign of the real parts of eigenvalues.

In some cases, there is a parameter value  $(p_c)$  and equilibrium point  $(x_c)$  at which the Jacobian matrix  $D_x(x_c, p_c) \in \mathcal{R}^{n \times n}$  has a zero eigenvalue. At this point, there is many solutions of the equation  $f(x, p) = 0$ , so several branches may join at this point,  $(x_c, p_c)$ , which is called bifurcation point. A graph of solutions  $x(p)$  vs the bifurcation parameter  $p$  is called a bifurcation diagram. In other cases, there is a parameter value  $(p_h)$  and equilibrium point  $(x_h)$  at which the Jacobian matrix  $D_x(x_h, p_h) \in \mathcal{R}^{n \times n}$  has a pair of simple, purely imaginary eigenvalues  $\pm i\omega_c$ , and no other purely imaginary eigenvalues. Such cases correspond to the Hopf bifurcation and mean that at this point  $(x_h, p_h)$ , there is a bifurcation to a periodic solution. The limit cycles are decided to be stable when all floquet multipliers are less then one and unstable otherwise.

## IV. NONLINEAR AUTOMATIC SAS DESIGN AND REALISATION

Practically, the nonlinear model of a plane is linearised at several points of equilibrium and a linear controller is pre-programmed to obtain the desired system answers for each point. This approach remains very complex and aberrant, reason for which, we propose a continuation approach to find the gains ensuring the model of the desired aircraft dynamic.

The principle idea of using continuation is to consider the system in closed loop and the feedback gains as additional variables. It's to remind that our system is given by  $n$  equations (2) and if we consider extra variables it's necessary to add extra equations. Those extra equations (3) can be added by considering the manoeuvrability qualities witch give us the dumping and frequency values of some states variables of the desired system.

$$\dot{X} = f(X, U) \quad (2)$$

where  $X = (M, \alpha, q, \theta)^T$ ,  $U = (\eta, \delta_e)^T$ ,  $f = (f_M, f_\alpha, f_q, f_\theta)^T$

and  $\dot{X}$  is the derivative of  $X$ . More details are given in Annexe 1.

$$\lambda_{1,2} = \frac{(\Delta_{11} + \Delta_{22}) \pm j\sqrt{(\Delta_{11} + \Delta_{22})^2 - 4(\Delta_{11}\Delta_{22} - \Delta_{21}\Delta_{12})}}{2} \quad (3)$$

For short period dynamic, we consider variables  $(\alpha, q)$  and we have

$$\Delta_{11} = \left. \frac{\partial f_\alpha(X, -k_\alpha \alpha - k_q q)}{\partial \alpha} \right|_{x=x_0}, \Delta_{12} = \left. \frac{\partial f_\alpha(X, -k_\alpha \alpha - k_q q)}{\partial q} \right|_{x=x_0}, \Delta_{21} = \left. \frac{\partial f_q(X, -k_\alpha \alpha - k_q q)}{\partial \alpha} \right|_{x=x_0}, \Delta_{22} = \left. \frac{\partial f_q(X, -k_\alpha \alpha - k_q q)}{\partial q} \right|_{x=x_0}$$

$X_0$  is the equilibrium point and  $(k_\alpha, k_q)$  are feedback gains of  $(\alpha, q)$ .



Table 1 gives the desired values of  $\lambda_{1,2}$  for the short period dynamic.

TABLE I DESIRED DUMPING AND NATURAL PULSATION FOR SHORT PERIOD DYNAMIC

	Short Period
Dumping $\xi$	$\xi_{sp}=.5$
Naturel pulsation $w$	$w_{sp}=.73$
Equivalent eigen values	$\lambda_{1,2}=-.365 \pm i63$

Moreover, we want to keep the plane under certain conditions of equilibrium: (path angle  $\gamma = \alpha - \theta = 0$ ), so we can exploit those constraints to have additional equations in order to obtain the feed forward corrections on surfaces of control  $\delta_e(\alpha_r)$  and trust engine  $\eta(\alpha_r)$  according to the desired attack angle  $\alpha_r$ .

Once all the equations are established, the calculus of feedback gains and feed-forward corrections is equivalent of looking for equilibrium points for different value of the elevator control surface  $\delta_e$ . Starting from an equilibrium point satisfying as well the initial equations of the plane as the additional equations and using continuation other equilibrium points are found according to the parameter  $\delta_e$ . So, curves gains ensuring the set of these equilibrium points are defined as illustrated in Fig. 1-a and 1-b. for all value of  $\alpha$ .

Note that, when deriving nonlinear equations, we consider  $k_\alpha$  and  $k_q$  as constants of  $\alpha$ , which is not true. So, we have to change static gains  $k_\alpha$  and  $k_q$  respectively to dynamic gains  $K_\alpha$  and  $K_q$  in order that all the equation will be respected.

We have proof that replacing  $k_\alpha \alpha$  by  $K_\alpha \alpha$  given by equation 4, is a solution for the first omission of considering  $k_\alpha$  as static. Fig. 3 illustrates this non linear feedback corrected.

$$K_\alpha \alpha = \int_{-\infty}^{\alpha} k_\alpha(\alpha) d\alpha + cte \tag{4}$$

We have also proof that, unfortunately, we have no solution for  $K_q(\alpha)$ , the only solution is to take it as series of steps defined with the value of  $k_q$  in a little segment of  $\alpha$ .

$$\delta_e(\alpha_r) \equiv \delta_e(\alpha_r) + \int_{-\infty}^{\alpha} k_\alpha(\alpha) d\alpha \tag{5}$$

By changing the values of feedback gains, we have change the relation between the input and the output of the designed system. To keep this relation unchanged, we have introduced a correction to the command surface angle  $\delta_e$ . This correction is given by equation 5.

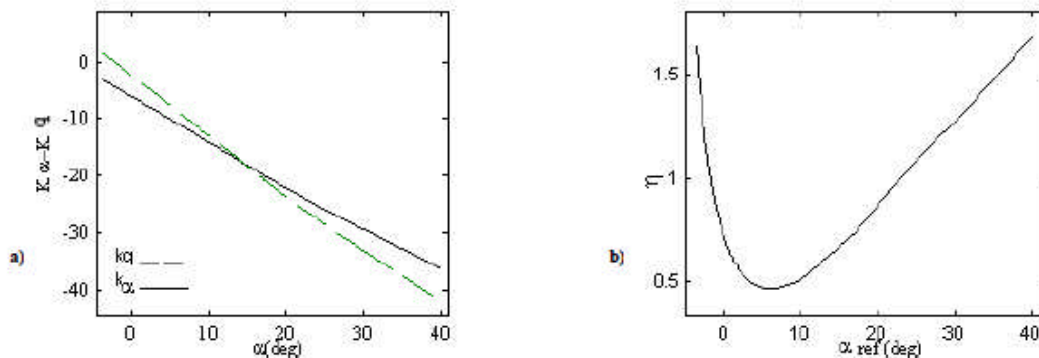


Fig. 1 a) Quasi-linear attack angle and pitch rate feedback gains b) feed-forward trust correction

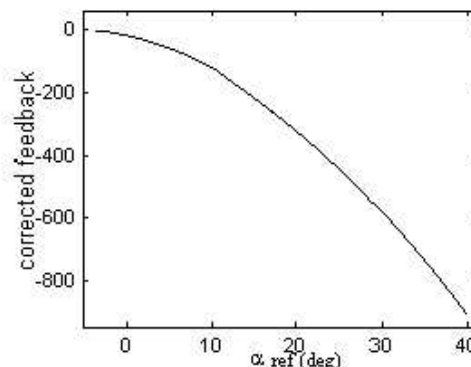


Fig. 2 : Non-linear attack angle feedback

By taking again these gains calculated in the nonlinear equations of the plane in closed loop, we can easily check the position of the new poles. The results of this stage are illustrated for the F-16 aircraft in open loop by Fig. 2 and Fig. 3 in closed one.

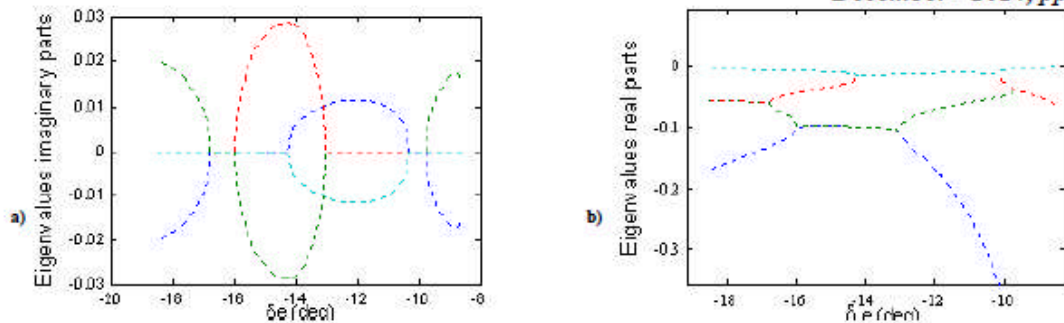


Fig. 3 a) Real and b) Imaginary eigenvalues for non linear F16 in open loop

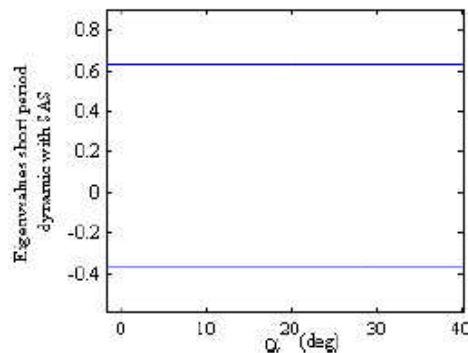


Fig. 4 : New poles position for Short Period F16 dynamic with the designed SAS

These first results obtained proved that the used technique is very encouraging and very attractive, especially that the calculation of feedback and feed forward gains done in an almost automatic way. The aircraft dynamic with the new SAS match exactly the desired system. Fig. 2-3 show the poles positions without and with the SAS. It's clear that by the SAS, we have exactly the desired system. Fig. 5-a) shows the response in open loop and how  $\alpha$  and  $\theta$  diverge. Fig. 5-b) shows that with the designed SAS the path angle  $\gamma$  is kept null all the time ( $\alpha=\theta$ ) as considered in the design process. By Fig. 6, we show that we obtain the expected response for all the values of attack angle.

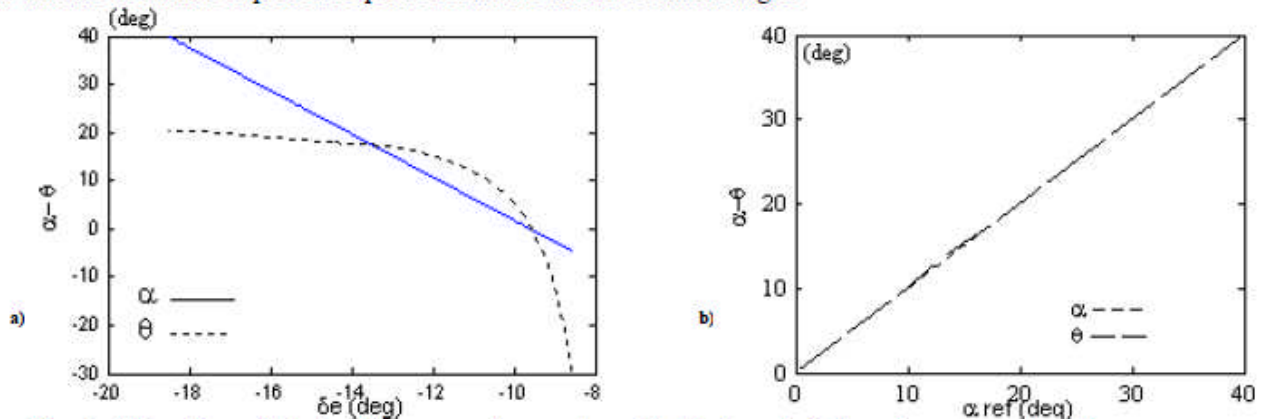


Fig. 5 a) Non linear f16 aircraft response in open loop b) Attack and pitch angle response to reference attack angle with designed SAS

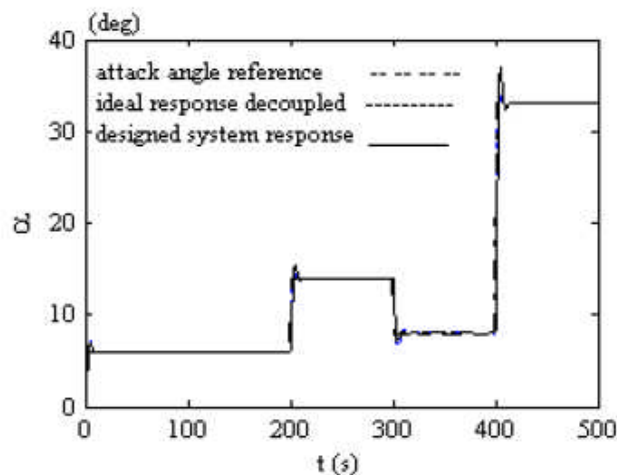


Fig. 6 Non linear f16 aircraft response with the designed SAS



V. NON LINEAR PIO ANALYSIS

Thereafter, we are interested in the effect of the interaction of the pilot represented by a linear transfer function. Thus, an analysis by the theory of bifurcation is carried out in order to guess the possibility of existence of stable and unstable limit cycles. Next paragraphs give details of used model in closed loop analysis.

A. Pilot and stick model

The model used to represent the pilot and the stick is given by Fig. 7 and is taken from [13]. The gain of the pilot is modeled by  $K_p(s) = \frac{k_p}{\tau s + 1}$ . There is a dead zone is limited by  $(b = \pm 5 lb)$  whereas the saturation is limited by  $(d_1 = \pm 25 deg)$ .

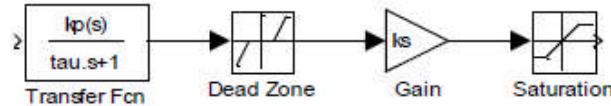


Fig. 7 The pilot and the stick model

In order, to analyze only PIO category III, we have omitted all typical non-linearities in the stick model and actuators. In fact, PIO analysis category II who is caused by typical non linearity was largely studied in our last work [14].

B. F16 aircraft longitudinal Dynamic model

The model of the plane used is extracted from [15], it exhibits a non linear model detailed in the annex 1 that was used in SAS conception and PIO analysis.

C. Pilot-aircraft in loop mode

The model considered for the analysis of the PVS is depicted in Fig. 8.

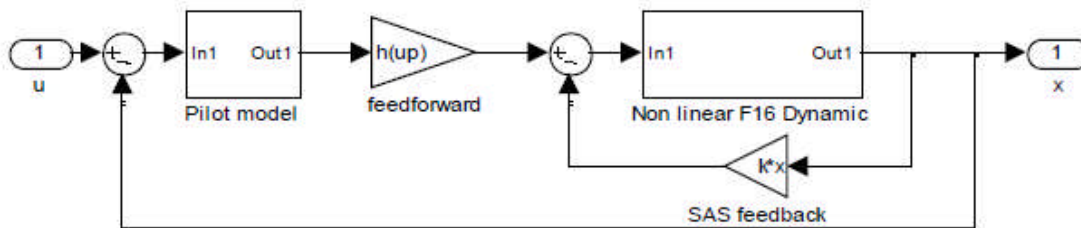


Fig. 8 Pilot-aircraft in the loop

D. PIO Analysis

A numerical pilot-induced oscillation (PIO) prediction method is developed. This method is based on modeling the PIO phenomena as limit cycle and the pilot action as feedback control. In order to define some limits for pilot maneuvers to avoid PIO, we have decided to perform the analysis by varying the pilot gain  $k_p$  for different values of the lag  $\tau$ . Starting from an equilibrium point obtained by trimming the aircraft-pilot system, we have applied the continuation approach by looking for other equilibrium points as  $k_p$  varies. For  $\tau=3$  and different values of  $\alpha_{ref}$ , we have established the Fig. 9 with illustrate the existence of Hopf point who indicate the born of limit cycles.

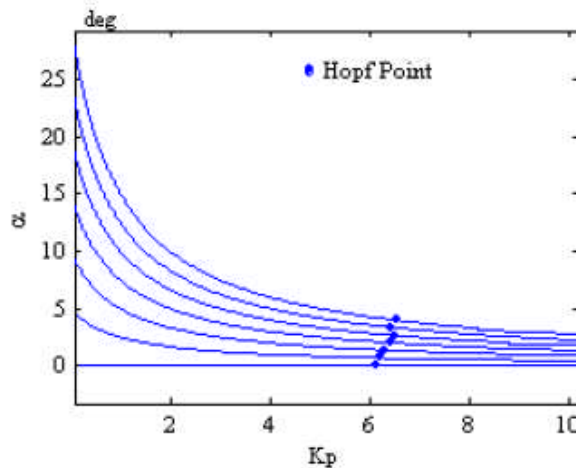


Fig. 9 Equilibrium and Hopf points as  $k_p$  varies for  $\tau$ .

Same thing was found different values of  $\tau$ . Those limit cycles bifurcates from equilibrium point, from some of those Hopf points, we have start looking for the continuation of limit cycles. The results of this operation for  $\alpha_{ref}=0$  and respectively  $\tau=15s$  and  $\tau=2s$  are illustrated respectively by Fig. 10-11.



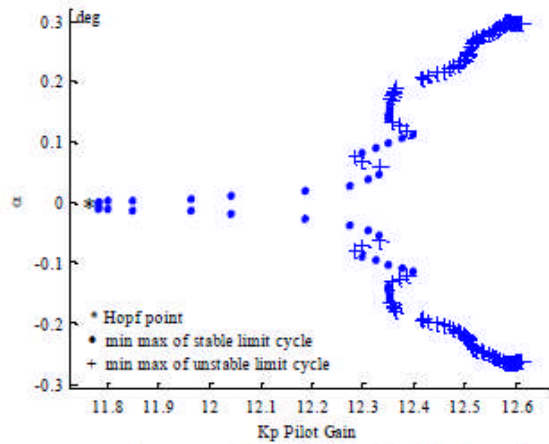


Fig. 10 Stable and unstable limit cycles for  $\tau = 15$  s as  $K_p$  varies

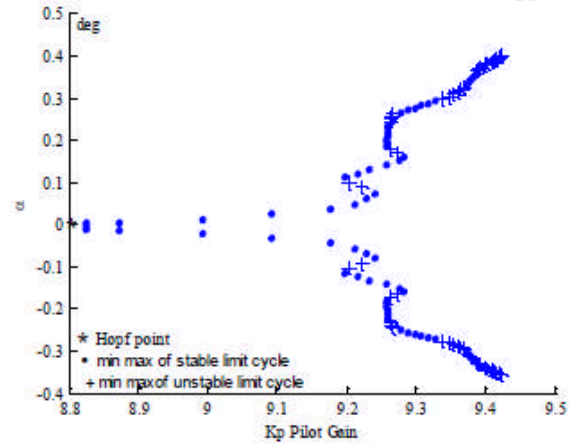


Fig. 11 Stable and unstable limit cycles for  $\tau = 2$  s as  $K_p$  varies

For both cases, the analysis stops because the system goes to chaos or diverges. This chaos is illustrated by Fig. 12.

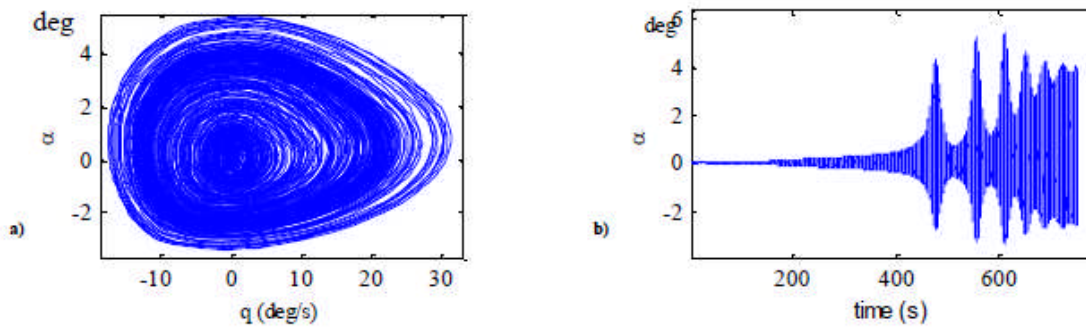


Fig. 12 Aircraft in loop in chaos situation  $K_p=13$   $\tau=15$  a) phase diagram b) attack angle vs time

## VI. CONCLUSION

The objective is to analyze the phenomenon of oscillations due to the interaction of the pilot. Thus, the SAS had initially been designed; this was carried out in a very fast and effective way by transforming our problem to a continuation one. A transformation of the static feed forward gains to a dynamic one was introduced to have the desired system. The results are very promising and give the exact desired system with the desired constraints. Thereafter, an analysis by bifurcation theory is done to highlight the possibility of existence of stable, unstable limit cycles and chaos phenomena at the time of the interaction of the pilot. By this study, we have discovered PIO category III presented by limit cycles with a limited amplitude but which diverge largely or goes to chaos. We project to analyse a complete aircraft dynamic longitudinal and lateral one.

## REFERENCES

- [1] J. D. Blight, R. L. Dailey and D. Gangsaas, Practical control law design for aircraft using multivariable techniques. *International Journal of Control*, Vol. 59, pp. 93-137, 1994.
- [2] R. A. Hyde, H1 Aerospace Control Design: A VSTOL Flight Application. *Advances In Industrial Control Series*, Springer Verlag, 1995.
- [3] R. J. Adams, J. M. Buffington, A. G. Sparks and S. S. Banda, Robust Multivariable Flight Control Design. *Advances In Industrial Control Series*, Springer Verlag, 1994.
- [4] Dornheim, M.A., "USAF report details April YF-22A crash," *Aviat. Week Space Technol.* Vol. 137, pp. 55, Nov 16 '92.
- [5] Dornheim, M.A. and D. Hughes, Boeing corrects several 777 PIOs. *Pilot-Induced Oscillation*, "Aviat. Week Space Technol." Vol. 142, pp. 32, May 8 95.
- [6] McRuer, D.T., D.H. Klyde, and T.T. Myers, Development of a Comprehensive PIO Theory. *AIAA American Institute of Aeronautics and Astronautics*, 1996: p. 581-597.
- [7] Klyde David H. and Mitchell David G. "Investigating the Role of Rate Limiting in Pilot-Induced Oscillation," in *AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference and Exhibit*. 2003. Austin, Texas.
- [8] Mitchell, D.G., Identifying the Pilot in Pilot-Induced Oscillation. *AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference Denver, Colorado, USA*, 2000.
- [9] Amato, F., et al., "Analysis of Pilot in the Loop Oscillation Due to Position and Rate Saturation," *AIAA*, 2000
- [10] Mehra, R.K. and R.K. Prasanth. Application of nonlinear global analysis and system identification to aircraft-pilot coupled oscillations. in *Control Applications*, 1998. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on. 1998.

- [11] Randall, E.B. and Y.B. Timothy. "A quantitative criterion for pilot-induced oscillation - Time Domain Neal-Smith Criterion," AIAA Atmospheric Flight mechanics Conference, 1996. San Diego, CA.
- [12] Gregory P. Gilbreath, Prediction of pilot- induced oscillation (PIO) due to actuator rate limiting using the open loop on set point OLOP criterion., in department of air force. 2001, Air Force Institute of Technology: Ohio.
- [13] Anderson, M.R., Pilot-induced oscillations involving multiple nonlinearities. *Journal of Guidance Control and Dynamics*, 1998. 21(5): p. 786-791.
- [14] H.Aissaoui, O.Akhrif, *Limit cycles analysis of non-linear pilot induced oscillations and their bifurcation*. Fourth Multi-Conference on Systems, Signals & Devices - SSD'07 Tunis Marsh 2007
- [15] Ananthkrishnan N, Nandan K. Sinha, 'Level Flight Trim Stability Using Extended Bifurcation and continuation procedure' *J. Guidance*, Vol. 24, No. 6, pp. 1225-28, 2002.

## CONCLUSION GÉNÉRALE

Les travaux cités dans ce rapport ont portés sur trois thèmes différents d'une grande importance pour les différents domaines. Ces travaux sont dans le but d'apporter une aide importante aux spécialistes de ces domaines facilitant et optimisant leurs interventions lors de l'exécution de leurs tâches. Les techniques utilisées, ont varié des méthodes statistiques, les réseaux de neurones, les distances géodiques, les ondelettes, l'analyse de la composante principale et les méthodes de continuations et bifurcation.

En contrôle non destructif, on a mis au point une méthode capable de pister très tôt les défauts d'engrenages en combinant différentes techniques et dans les résultats sont très performants.

En analyse des systèmes dynamiques, on a mis en œuvre une méthode très rapide et très innovante pour l'amélioration de la stabilité de l'avion et l'analyse de sa stabilité en boucle fermée lors des manœuvres du pilote.

Comme perspective à l'ensemble des travaux, on envisage pour chacune d'elles des améliorations dans les algorithmes et particulièrement la réalisation un banc d'essais pour l'analyse vibratoire et relever les empreintes spectrales pour chaque type de défauts.



## Liste des publications

### **PUBLICATIONS DE RECHERCHE (ARTICLES DE JOURNAUX)**

New Nonlinear Quick Technique for Automatic Stability Augmentation System by Continuation and Nonlinear Pilot Induced Oscillations' Analysis  
Volume 4 Issue 12, IJARCSSE December 2014

**Gear fault detection using artificial neural networks with discrete wavelet transform and principal component analysis** Journal of Mechanical Engineering and Sciences (JMES) ISSN (Print): 2289-4659; e-ISSN: 2231-8380 Volume 10, Issue 2, pp. 2016-2029, September 2016

**Automatic brain tumor extraction for T1 and T2 MRI using geodesic distance and statistical methods** IJARCSSE Volume 3 Issue 11 December- 2013.

**Numerical simulation of radial and axial compressed elastomeric O-ring relaxation** Global Journal of Researches in Engineering Vol XII issue VI June (2012) p. 1-4

**AR Modeling for Automatic Cardiac Arrhythmia Diagnosis using QDF Based Algorithm** International journal IJARCSSE Volume 2 issue 5 (2012) p. 494-499

**AR Modeling for Cardiac Arrhythmia Classification using MLP Neural Networks** International journal of Computer Applications IJCA Volume 47– No.24, June 2012 p.44-51

**Analytical Finite element analysis for short term O-ring relaxation,** International Journal Applied Mechanics and Materials Vol. 61 (2011) p. 33-42

**Finite element analysis for short term O-ring relaxation,** Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering, Volume 5, Number 6, Dec. (2011) p. 478 – 482

*Automatic Diagnosis of Brain Magnetic Resonance Images based on Riemannian Geometry.* JECO13(2): 30-40 (2015)

**Numerical gear vibration simulation in the presence of localized and distributed defects'** JMEST, Vol. 2 Issue 4, April – 2015.

*Riemannian Manifolds for Brain Extraction on Multi-modal Resonance Magnetic Images.* International Journal of Medical, Health, Biomedical, Bioengineering and Pharmaceutical Engineering Vol:9, No:6, 2015

*Adaptive Spectral Estimation of Non-stationary Biomedical Signals Based on Autoregressive Modeling and Kalman Filtering,* The Open Electrical & Electronic Engineering Journal 2015; 2(4): 59-67

*Epilepsy Seizure Detection Using Autoregressive Modelling and Multiple Layer Perceptron Neural Network*, American Journal of Computer Science and Engineering 2015; 2(4): 26-31

**Electrocardiogram Features Extraction and Classification for Arrhythmia Detection.** Journal of multidisciplinary engineering and science technology. Vol. 2 Issue 3, March -2015

## **PUBLICATIONS DE RECHERCHE (ARTICLES DE CONFERENCES)**

**‘Gear tooth faults detection using numerical vibration simulation’** International Symposium on Aircraft Materiel Marrackech 23-26 Avril 2014.

**‘Numerical simulation of compressed elastomeric O-ring relaxation’** International Symposium on Aircraft Materiel Marrackech 10, 12 May, Morocco 2012.

**‘Automatic stability augmentation system and nonlinear `pilot induced oscillations’ analysis by continuation and bifurcation theory’** International Symposium on Aircraft Materiel Marrackech 14, 16 May, 2010.

**“Finite element analysis for short term O-ring relaxation”** Engineering International Symposium on Aircraft Materiel Marrackech 14, 16 May, 2010.

**“ Filtering approaches for online identification of GMS friction model ”**EUROCON International Conference on Computer as Tools 27-29 April, Lisbonne, 2011,

**‘IDENTIFICATION OF GMS FRICTION MODEL WITHOUT FRICTION FORCE MEASUREMENT’** 2011 8th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices

**« Bearing defects prediction using Empirical Wavelet Transform »** conférence : **Wave Propagation in complex media for quantitative and non destructive evaluation.** Aussois, France. Décembre 7-11, 2015.

**« Détection des défauts d’engrenages en se basant sur les réseaux de neurones et la transformée en ondelettes discrète »** présentée au congrès ‘Congrès International du Génie Industriel et Management des systèmes CIGIMS 2015’. Fès, Mai 21-23, 2015.

**Automatic brain tumor detection and egmentation for MRI using covariance and geodesic distance,** International Conference on conference: Multimedia Computing and Systems (ICMCS), 2014

Communications nationales

**Détection et classification des arythmies cardiaques par la modélisation autoregressive, l’analyse discriminante par les réseaux de neurones** 1<sup>ère</sup> Edition Des Journées Doctorales FST, Beni Mellal 10,11 Juin 2014

**‘Adaptive Spectral Estimation of Electroencephalogram Signals Based on Kalman Filtering’,** 1<sup>ère</sup> Edition Des Journées Doctorales FST, Beni Mellal 10,11 Juin 2014

**« Gear vibratory signal simulation for local fault »** Journées Doctorales, Université Sultan Moulay Slimane, FST Béni Mellal, Juin 10-11, 2014.

**« Détection et analyse des défauts de dentures d’engrenages par la transformée en ondelettes et la transformée de Hilbert »** Journées Doctorales, Université Sultan Moulay Slimane, FST Béni Mellal, Mars 26-28, 2015.

Extraction et classification des tumeurs par les descripteurs de la géométrie riemannienne  
1<sup>ère</sup> Edition Des Journées Doctoriales FST, Beni Mellal 10,11 Juin 2014

**Riemannian manifolds for medical image processing** 1<sup>ère</sup> Edition Des Journées doctoriales  
FST, Beni Mellal 10,11 Juin 2014