

# وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR- ANNABA UNIVERSITY

UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA



جامعة باجي مختار- عنابة

Année : 2017

Faculté: Sciences de l'Ingéniorat

Département: Electronique

## MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de : MASTER

### Intitulé

APPLICATION DES METHODES DE PRONOSTIC DE  
DEFAILLANCES SUR UN MOTEUR A COURANT CONTINU

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : AUTOMATIQUE

Spécialité: AUTOMATIQUE INDUSTRIELLE

Par : Bounour Fethi Med Elhadi

### DEVANT Le JURY

Président	: FEZARI, M.	Université Badji Mokhtar Annaba
Directeur de mémoire	: BENMOUSSA, S.	Université Badji Mokhtar Annaba
Examineur	: REDJATI, A.	Université Badji Mokhtar Annaba

# Remerciements

Je tiens à remercier toutes les personnes qui ont apporté leur aide pour la réalisation de ce modeste travail.

Tous mes remerciements vont en particulier à mon encadreur **Dr. Benmoussa Samir** pour son aide précieuse, ses conseils et ses orientations qui ont permis l'accomplissement de ce travail.

Mes remerciements vont aussi aux messieurs et pour avoir acceptés d'examiner et juger ce travail.

Enfin, je tiens à remercier ma famille pour leur affection et leurs encouragements durant toutes mes années d'études.

# Dédicaces

Ce travail est consacré aux être les plus chers que j'ai au monde Ma mère, mon père, mes amis et ma grande famille.

Pour leurs encouragement et soutiens durant mes années des études et leurs précieuses aide jusqu' aujourd'hui.

## **Résumé :**

Ce travail de projet de fin d'étude est consacré à la conception d'un système de pronostic et une comparaison entre pronostic à base modèle avec méthode stochastique. Le travail sera porté sur le développement d'une méthode d'estimation du temps restant utile (RUL), après la détection de la dégradation. Le modèle dynamique du système sera utilisé afin de générer les jeux de données en fonctionnement normal et défaillant. La méthode développée dans ce travail de projet de fin d'étude est validée par simulation sur un moteur à courant continu. L'obtention des différents modes de fonctionnement ne nécessite pas un apprentissage sur le processus réel.

Mots clés : diagnostic, Pronostic, RUL, Méthode stochastique.

## **Abstract**

This work of end-of-study project is devoted to the design of a prognostic system and a comparison between prognostic a basic model with stochastic method. The work will be on the development of a method of estimating the remaining useful time (RUL), after the detection of the degradation. The dynamic model of the system will be used for normal and faulty data sets. The method developed for the end-of-study work validated by simulation on a DC motor. Obtaining the different operating modes does not require any learning about the actual process

Key words: diagnosis, Prognosis, RUL, Stochastic method.

## ملخص

تعمل هذه المذكرة مشروع نهاية الدراسة إلى تصميم نظام النذير وإدخال نموذج يستند مقارنة التشخيص مع طريقة مؤشر العشوائية. إرادة العمل يركز على تطوير وسيلة لتقدير الوقت المتبقي المفيد (RUL)، بعد الكشف عن تدهور. سيتم استخدام النمذجة الديناميكي للنظام لتوليد مجموعات البيانات في الأداء الطبيعي وضعف. يتم التحقق من صحة طريقة تم تطويرها في هذا العمل من الدراسة النهائية للمشروع عن طريق المحاكاة على محرك DC. الحصول على وسائط تشغيل مختلفة لا تتطلب التعلم على العملية الفعلية.

كلمات البحث: التشخيص، والتشخيص، RUL، طريقة مؤشر العشوائية

## Sommaire :

**Introduction générale** ..... [2]

### **Chapitre 1 : Diagnostic et Pronostic de Défaillance**

1.1 Introduction..... [6]

1.2 Concepts terminologie..... [6]

1.3 La Diagnostic..... [7]

    1.3.1 Les méthodes de Diagnostic..... [9]

    1.3.2 Les relations de redondance analytique..... [9]

1.4 Le Pronostic ..... [11]

    1.4.1 Les approches de Pronostic..... [12]

    1.4.2 Les avantages et les inconvénient..... [13]

1.5 Conclusion..... [14]

### **Chapitre 2 : Méthode Stochastique, Mouvement Brownien et Filtre de Kalman**

2.1 Introduction..... [17]

2.2 Le processus stochastique..... [17]

2.3 Mouvement Brownien ..... [18]

    2.3.1 Définition et Premières propriétés..... [18]

2.4 filtre de kalman..... [20]

    2.4.1 Principe du filtre de Kalman..... [20]

2.5 Calcule de RUL..... [24]

2.6 Approche adoptée ..... [26]

2.7 Conclusion..... [27]

## **Chapitre 3 : Application sur un moteur à courant continu**

3.1 Introduction.....	[30]
3.2 Modélisation du MCC et génération de données.....	[31]
3.2.1 Représentation mathématique d'un MCC .....	[31]
3.3 Pronostic avec processus stochastique .....	[34]
3.3.1 Estimation de dégradation.....	[34]
3.3.2 Calcul de RUL.....	[34]
3.4 Pronostic a base modèle .....	[35]
3.4.1 Module du Diagnostic .....	[35]
3.4.2 Module de Pronostic .....	[40]
3.4.3 Estimation du RUL.....	[41]
3.5 La comparaison.....	[42]
3.6 Conclusion.....	[44]
<b>Conclusion Générale.....</b>	<b>[46]</b>
<b>Annexe.....</b>	<b>[47]</b>
<b>Bibliographie.....</b>	<b>[49]</b>

## Liste des Figure :

### Chapitre 1 : Pronostic de défaillance

- Figure 1-1 - Figure 1-1 - Exemple Du RUL ..... [7]  
Figure 1.2- structure générale d'un système de diagnostic.. ... [8]  
Figure 1.3- les Méthodes de Diagnostic ..... [8]  
Figure 1.4- Classification des approches Pronostic ..... [12]

### Chapitre 2 : Méthode Stochastique, Mouvement Brownien et Filtre de Kalman

- Figure 2-1 – RUL réel et RUL expert ..... [25]  
Figure 2-2 – RUL estimé..... [26]  
Figure 2-3- erreur de RUL ..... [26]

### Chapitre 3 : Application sur un Moteur à Courant Continu

- Figure 3-1– Figure 3.1- schéma technologie de MC..... [30]  
Figure 3- 2 – Bloc diagramme d'un MCC..... [31]  
Figure 3- 3 – modèle Simulink du MCC..... [32]  
Figure 3-4(a) – partie Electrique de MCC ..... [33]  
Figure 3-4 (b) –partie mécanique de MCC ..... [33]  
Figure 3-5- estimation de dégradation avec processus stochastique... [34]

Figure 3-6- estimation de RUL avec processus stochastique .....	[34]
Figure 3-7- représentation des résidus dans Matlab. ....	[36]
Figure 3-8- représentation De modelé de dégradation.....	[37]
Figure 3-9-(a)- fonctionnement normal de RRA 1.....	[38]
Figure 3-9-(b)- fonctionnement normal de RRA 2.....	[38]
Figure 3-9-(c)- fonctionnement défaillant de RRA 1... ..	[39]
Figure 3-9-(d)- fonctionnement défaillant de RRA 2.....	[39]
Figure 3-10- bloc d'estimation dégradation .....	[41]
Figure 3-11- Dégradation réel et Dégradation estimé.....	[41]
Figure 3-12- Bloc d'estimation de RUL.....	[42]
Figure 3-13- RUL estimé.....	[42]
Figure 3-14- Dégradation à base modelé et estimation avec méthode stochastique .....	[42]
Figure 3-15- RUL estimé a base modelé et RUL estimé avec méthode stochastique.....	[43]

## Liste des Tableau :

Tableau 1.1 – matrice de signature de défaut du système de l'Eq.1.1 ... [11]

Tableau 1.2 – Avantages et inconvénient des approche de pronostic [13]

Tableau 3.1 - Spécification du MCC.....[33]

Tableau 3.2 – Détectabilité et isolabilité de défaut.....[36]

# INTRODUCTION GENERALE

## **Cadre :**

Cadre Ce travail de mémoire est réalisé sous la direction de Dr.BENMOUSSA Samir au sein du laboratoire d'Automatique et de Signaux d'Annaba (LASA).

## **Objectif :**

La disponibilité des équipements de production, les coûts exploitation et maintenance optimale sont les principales performances recherchées par les entreprises industrielles. Tous entre dans le domaine de la sûreté de fonctionnement qui a de but surveillance de la sécurité des personnes et des biens. L'évolution dans l'industrie a changé la manière d'application sur les défaillances, non seulement faire la maintenance mais de prévoir les risque et les coûts qui a nous guidé a un système automatisé intelligent, appelé un système intégré de maintenance prévisionnelle dont le rôle est la surveillance de l'état de fonctionnement actuel et futur des machines a été développé.

Réalisation d'un système intégré de maintenance prévisionnelle peut être faite avec deux modules essentiels : un module de diagnostic et module de pronostic. Le module de diagnostic a pour tâche la détection de début de dégradation d'une entité (ou composant), l'isolation de l'entité défectueuse et l'identification de l'amplitude de défaillance, mais le module de pronostic a pour objectif de déterminer la durée de vie restant avant la défaillance complète. **Ou** faire une approche stochastique de la dégradation et estimé la durée de vie restant avant la défaillance. Ainsi, l'estimation de la vie résiduelle d'une machine permet d'une part d'assurer une disponibilité complète du système et d'autre part d'assurer la sécurité des personnes et des biens : la défaillance d'une machine risque peut causer des dégâts humaines et matériels importants.

Ce Projet de fin d'étude a pour but de développe un système intégré de maintenance prévisionnelle avec le diagnostic et le pronostic et applique la méthodologie développée sur un moteur à courant continu (MMC). Et faire une comparaison entre les méthodes de prédire la durée vie résiduelle avant leur défaillance pour remplacement.

## **Organisation du manuscrit :**

Ce rapport de mémoire est organisé comme suit :

Le premier chapitre est consacré au diagnostic et pronostic, aux différentes méthodes et approche. Ainsi que la complémentarité entre la diagnostic et le pronostic

Dans le deuxième chapitre on va présenter l'approche adoptée et définie les méthodes stochastique et le filtre de kalman

Le dernier chapitre présente une étude de cas par application sur un moteur à courant continu. Et les différents résultats de simulation sur Matlab obtenus sont analysés afin de montrer l'applicabilité de la méthodologie développée.

Une conclusion générale fait état de thème abordé dans ce mémoire permettant de dégager des perspectives pouvant contribuer à compléter le travail présente dans ce projet fin d'étude.

# CHAPITRE 1

# DIAGNOSTIC ET PRONOSTIC DE DEFAILLANCE

## Sommaire

---

1.1 Introduction.....	[6]
1.2 Concepts terminologie.....	[6]
1.3 La Diagnostic.....	[7]
1.3.1 Les méthodes de Diagnostic.....	[9]
1.3.2 Les relations de redondance analytique.....	[9]
1.4 Le Pronostic .....	[11]
1.4.1 Les approches de Pronostic.....	[12]
1.4.2 Les avantages et les inconvenant.....	[13]
1.5 Conclusion.....	[14]

---

## **1.1 Introduction :**

Le module de diagnostic et le module de pronostic sont deux clés dans un système intégré de maintenance prévisionnelle.

Le but du module de diagnostic est de surveiller le bon fonctionnement d'un processus industriel et d'assurer la détection de début de dégradation, et le but du module de pronostic est l'estimation de la durée de fonctionnement avant défaillance et du risque d'existence ou d'apparition ultérieure d'un ou plusieurs modes de défaillances.

Donc les fonctions principales des deux modules sont :

- La détection de la défaillance dès début d'apparition et d'identifier l'entité, les causes ou le composant défectueux.
- L'estimation de la durée de vie restante avant sa défaillance et le risque avec prédiction de la future apparition d'un ou plusieurs modes de défaillance.

Dans ce chapitre nous présenterons un aperçu général de la conception d'un système de diagnostic et d'exposer une vision globale sur le pronostic industriel et ces différentes techniques.

## **1.2 Concepts et terminologie :**

Il est intéressant, dans un premier temps, de rappeler les principaux termes utilisés en diagnostic des systèmes technologiques :

**Un défaut :** est tout écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique de référence lorsque celui-ci est en dehors des spécifications.

**Une panne :** est l'incapacité d'un dispositif à accomplir une fonction requise.

**Une défaillance :** C'est la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir ses ou ses fonctions requises (s) avec les performances définies dans les spécifications techniques. L'ensemble est indisponible suite à la défaillance.

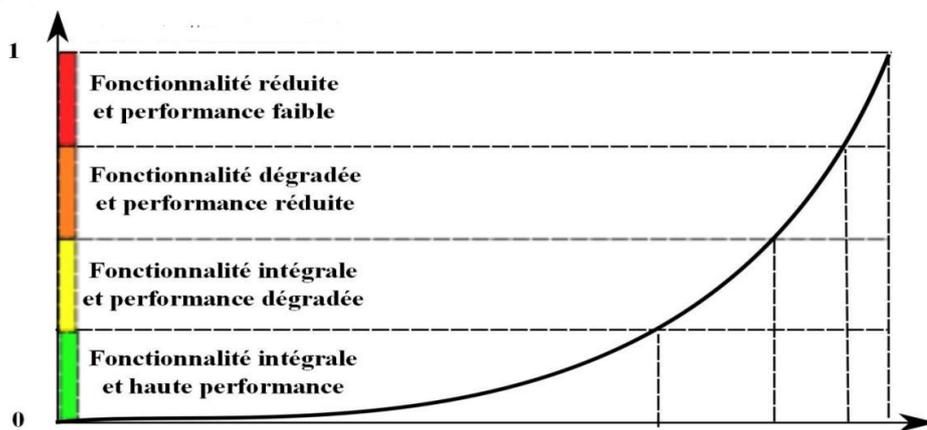


Figure 1-1 - Exemple Du RUL

**RUL : Remaining Useful Life time**, en anglais représente la durée de vie utile restante avant la défaillance ou dans certains systèmes on définit comme la probabilité pour que le système fonctionne durant un certain temps.

**Dégradation** : « damage, en anglais » est un processus d'altération causée par changements dans les propriétés structurelles inhérentes au système, ainsi les performances actuelles et ultérieures du système sont affecté et cela de manière irréversible.

**Un modèle de dégradation** : c'est la caractérisation de l'évolution de la dégradation et ses effets sur le système. Un modèle de dégradation peut être de type déterministe, représente par des équations différentielles ordinaires (ODE), ou de type stochastique.

### 1.3 La Diagnostic :

Est l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance(s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test.

D'après cette définition, le diagnostic est basé sur deux concepts :

- Le raisonnement logique : méthode utilisée pour détecter et localiser un défaut à partir d'un ensemble d'information
- L'ensemble d'information : représente les observations obtenues à partir du système les entrées fournies par les actionneurs (u), les

mesures acquises par les capteurs ( $y$ )), et la connaissance a priori sur le système (par exemple les caractéristique physique du système).

Un système de diagnostic doit être en mesure de réaliser les trois étapes suivant :

**La détection de défaut :** la détermination de la présence de défaut et de l'instant de leurs occurrences.

**Isolation ou localisation :** elle attribue le défaut à un sous-système particulier (capteur, actionneur, processus...).

**Identification :** la détermination de l'amplitude de défaut.

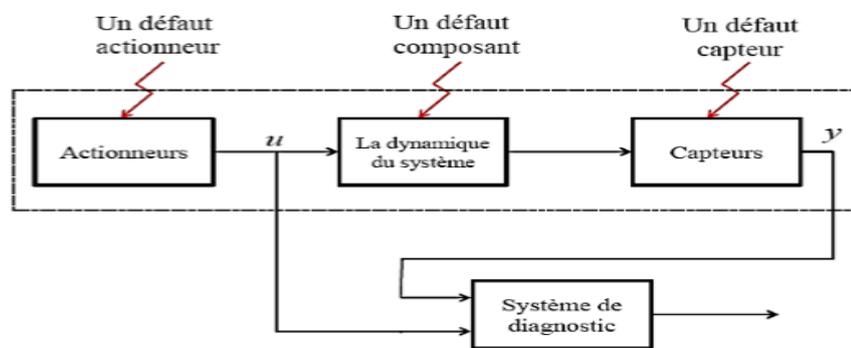


Figure 1.2- structure générale d'un système de diagnostic

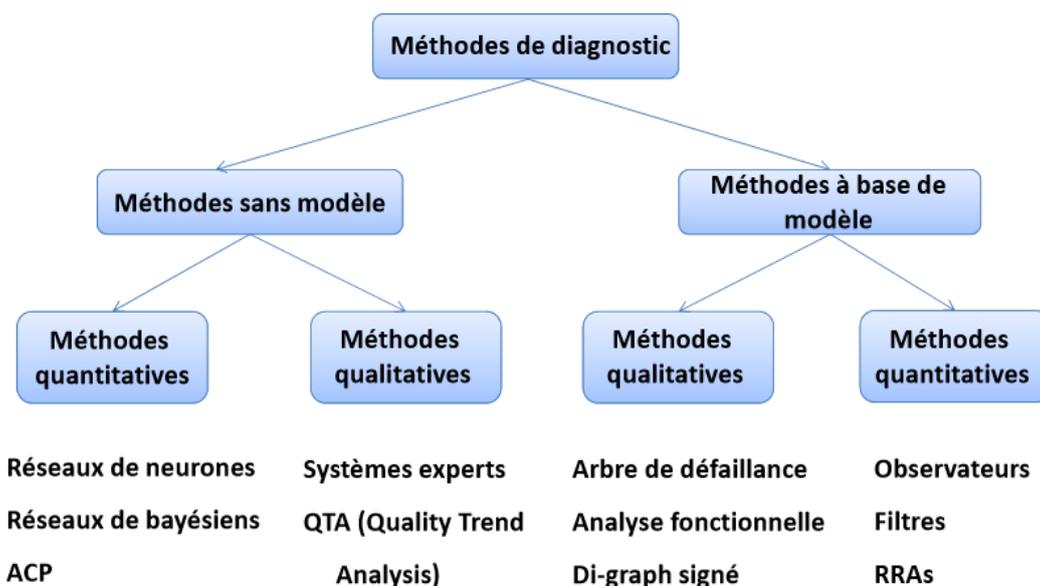


Figure 1.3- les Méthodes de Diagnostic

### 1.3.1 Les méthodes de diagnostic :

La sélection de la méthode de diagnostic la plus appropriée à un système industriel donné ne peut se faire qu'après un recensement des besoins et des connaissances disponibles et l'objectif de la classification est de structurer la démarche nécessaire pour retenir la méthode techniquement et économiquement la plus efficace.

Pour les méthodes sans-modèles la connaissance analytique et structurelle du système physique n'est pas nécessaire mais elle à une connaissance a priori sur les différents modes de fonctionnement de système, pour les méthodes à base de modèles l'obtention de différents modes de fonctionnement ne nécessite pas un apprentissage sur le processus réel et ces méthodes sont faciles à développer et à appliquer mais l'inconvénient est la difficulté d'obtenir un modèle analytique précis

### 1.3.2 Les Relation de redondances analytique (RRA) :

Cette méthode, appelée redondance analytique, ne peut être mise en œuvre que si l'on dispose d'un modèle statique ou dynamique, linéaire ou non linéaire, déterministe ou stochastique du système ou du sous-système reliant les entrées et les sorties mesurées

Une RRA est exprimée par :

$$RRA = \emptyset (\gamma, \theta) \quad \text{Ou :}$$

$\theta$  : Ensemble de paramètres du système

$\gamma$  : Ensemble de variables connues du système (Signaux d'entrées, signaux de sorties)

$\emptyset$  : une fonction polynomiale

L'évaluation numérique d'une RRA conduit à un résidu  $r = \text{eval}(RRA) = 0$  dont la valeur numérique en l'absence de la défaillance et de bruits doit être nulle. Ce résidu on indicateur de défaut exprime l'incohérence entre les informations disponibles et les informations théoriques fournies par un modèle qui est supposé être correct.

A partir de l'ensemble des expressions des RRAs, une matrice booléenne ( $M_{ij}$ ), appelée, la matrice de signature de défauts (fault signature

matrix, FSM) est déduire. Les éléments de cette matrice (composée en ligne par les résidus  $r$  et en colonne pour les défauts  $F$ ) sont obtenus comme suit :

$$M_{ij} = \begin{cases} [1 \text{ si le résidu } r_i \text{ contient le défaut } F_j \\ [0 \text{ sinon} \end{cases}$$

La détectabilité et l'isolabilité d'un défaut sur un élément constituant le système se fait à l'aide de la logique booléenne. Un défaut sur un composant est dit détectable si au moins un des résidus est sensible au paramètre lié au composant. Quant à l'isolabilité, elle vérifiée si la signature associée à ce défaut est unique.

Afin d'illustrer la procédure de génération de relation de RRAs, on considère le système d'équations suivant :

$$\begin{aligned} X &= a \cdot i + b \\ Y &= a \cdot i + c \end{aligned} \quad \text{Eq 1.1}$$

Où  $a$ ,  $b$  et  $c$  sont des paramètres supposés connues et constants. Quant aux  $i$ ,  $x$ , et  $y$  sont des variables connues.

A partir de l'eq.1.1 les RRA suivantes sont obtenus :

$$\begin{aligned} \text{RRA1} &= x - a \cdot i - b \\ \text{RRA2} &= y - a \cdot i - b \end{aligned} \quad \text{Eq 1.2}$$

Evaluation des RRAs de système d'Eq1.2 conduit à la génération de l'ensemble de résidus suivants :

$$\begin{aligned} \text{res1} &= x - a \cdot i - b = 0 \\ \text{res2} &= y - a \cdot i - b = 0 \end{aligned} \quad \text{Eq1.3}$$

Variables	res1	res2	D	I
a	1	1	1	0
b	1	0	1	0
c	0	1	1	0
i	1	1	1	0
x	1	0	1	0
y	0	1	1	0

Tableau 1.1 – matrice de signature de défaut du système de l'Eq.1.1

L'étude de la détectabilité et l'isolabilité des défauts affectant l'ensemble des paramètres du système décrit par l'Eq.1.1 nous conduit à générer une matrice de signature de défaut illustré par le tableau 1.2

A partir de ce tableau, on peut déduire que tous les défauts sont détectables par contre aucun défauts n'est isolable.

#### **1.4 Le Pronostic :**

Est un concept nouveau de l'automatique moderne. Il peut être considéré comme une extension du diagnostic (diagnostic prédictif). En effet, l'introduction de la prédiction est tout à fait pertinente pour la surveillance des systèmes.

Est l'estimation de la durée de fonctionnement avant défaillance et du risque d'existence ou d'apparition ultérieure d'un ou plusieurs modes de défaillances

Ainsi le pronostic est associé à :

- 1- L'estimation de RUL
- 2- La prédiction de future apparition d'un ou plusieurs modes de défaillance

De manière générale, le pronostic consiste à prédire l'évolution de l'état futur de santé d'un système et d'estimer le temps vie restant d'un système avant qu'une ou plusieurs défaillances n'apparaissent sur ce dernier. Il repose sur un ensemble d'algorithmes à exécuter.

A partir des informations d'entrées. Ainsi, trois grandes familles de méthodologies sont distinguées :

- 1- pronostic guidé par les données
- 2- pronostic basé sur l'expérience
- 3- pronostic exploitant un modèle physique

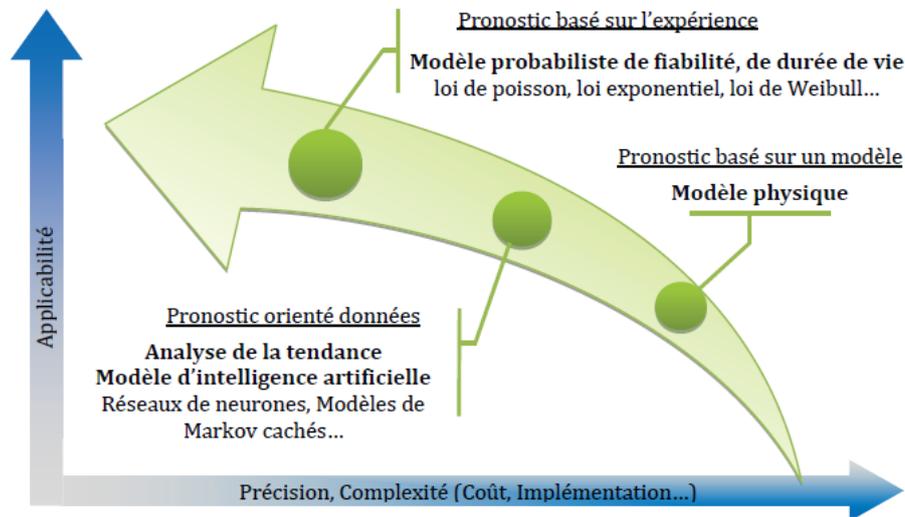


Figure 1. 16. Classification des méthodes de pronostic [Vacht\_06]

Figure 1.4- Classification des approches Pronostic

### 1.4.1 Les approches de Pronostic :

- Pronostic guidé par les données

Le pronostic guidé par les données s'appuie sur le constat suivant : les mesures (entrées/sorties) constituent souvent la plus forte et la plus sûre source d'information pour comprendre les phénomènes de dégradation... Sa force réside dans l'aptitude à apprendre (par les exemples) et à capturer les relations subtiles entre données, même si ces relations sont inconnues ou difficile à décrire

- Pronostic basé sur l'expérience

Le pronostic basé sur l'expérience est basé sur la formalisation des mécanismes physiques de Détérioration des composants par modèles stochastiques (loi de fiabilité, processus markoviens ou non-markoviens) initiés par connaissances a priori et jugement d'expert

- Pronostic basé sur le modèle physique

La mise en œuvre de cette approche s'appuie généralement sur une représentation mathématique disponible du mécanisme de dégradation. Les relations causales issues des lois de la physique sont utilisées pour modéliser les interactions entre les entités du système. Ainsi, les résidus sont employés comme instruments mathématiques. De gros résidus dénotent la présence de défauts de fonctionnement, et des petits la présence de perturbations normales comme les bruits ou les erreurs de modélisation. L'utilisation de méthodes de pronostic basées sur le modèle implique des connaissances spécifiques liées à la défaillance ainsi qu'une forte maîtrise du mode de fonctionnement du système analysé

#### 1.4.2 Les Avantages et inconvénients :

Approche de pronostic	Avantages	inconvénients
Basé sur l'expérience	Connaissances disponible dans de nombreux domaines d'expertise	Nécessite un bon retour d'expérience Intégration simplifiée des variations de conditions opérationnelles
Guidés par les données	Connaissance des mécanismes de dégradation directement incluse dans les données	Nécessite des scénarios d'expérience pour différentes conditions opérationnelles
Basée sur les modèles	Meilleurs performance de pronostic obtenues flexibilité de l'approche due à l'intégration de connaissance de la structure de mécanismes de dégradation	Nécessite une connaissance liée au mécanisme de dégradation

Tableau 1.2 – Avantages et inconvénient des trois approche de pronostic

A partir de ces deux tableaux, on peut conclure que le choix d'une approche de pronostic est basé principalement sur le type de connaissance disponible sur le système.

Dans le cas où une connaissance experte est majoritairement disponible, au travers de l'observation et de la réalisation d'études empiriques, alors le pronostic basé sur l'expérience est considéré. Quant à l'approche fondée sur les données, elle repose sur de grandes hypothèses à savoir que les

caractéristiques statistiques des données sont relativement inchangées, à moins qu'un défaut de fonctionnement ne soit la cause de l'apparition d'un changement et que les données intègrent les relations subtiles de cause à effet de l'apparition de ce défaut. Enfin, si la connaissance des principes physiques d'évolution de la dégradation permettant l'établissement de modèles de dégradation et une architecture d'instrumentation soient disponibles, alors l'approche du pronostic à base de modèle peut être considérée. Ce type de pronostic est basé sur la formalisation des relations causales issue de la physique pour traduire l'évolution de la dégradation sur le système

### **1.5 Conclusion :**

Dans ce premier chapitre, nous avons fait un rappel sur la terminologie utilisée et les différentes approches du la diagnostic et le pronostic. Ainsi que le choix d'une approche suit la connaissance du système. Et on a décrit les avantages et les inconvénients pour chaque approche.

# CHAPITRE 2

# METHODE STOCHASTIQUE, MOUVEMENT BROWNIEN ET FILTRE DE KALMAN

## Sommaire

---

2.1 Introduction.....	[17]
2.2 Le processus stochastique.....	[17]
2.3 Mouvement Brownien .....	[18]
2.3.1 Définition et Premières propriétés.....	[18]
2.4 filtre de kalman.....	[20]
2.4.1 Principe du filtre de Kalman.....	[20]
2.5 Calcule de RUL.....	[24]
2.6 Approche adoptée .....	[26]
2.7 Conclusion.....	[27]

---

## 2.1 Introduction :

Le module de pronostic est un module clé dans un système de maintenance prévisionnelle, il a de but de calcule la durée de vie utile restante avant la défaillance, et Il existe des différentes méthodes pour le réalise. Est ce choix est basé principalement sur le type de connaissance disponible sur le système.

L'approche basée sur l'expérience est la modélisation probabiliste de la dégradation est réalisé par le processus stochastique.

## 2.2 Les processus stochastiques :

- Equation, intégrale stochastique en théorie des probabilités, on dit qu'un phénomène est stochastique s'il dépend de variable(s) aléatoire(s)
- La notion de corrélation. ou de liaison de probabilité, ou liaison stochastique. On peut évidemment dire que cette notion découle du théorème des probabilités composées qui montre ce que sont des aléatoires non indépendants

### Définition :

- Un **processus stochastique** ou **processus aléatoire** ou **fonction aléatoire** (voir Probabilité) représente une évolution, discrète ou à temps continu, d'une variable aléatoire.
- Un processus stochastique  $X = (X_t)_{t \in T}$  est une famille de variables aléatoires  $X_t$  indexée par un ensemble  $T$ . En général  $T = \mathbb{R}$  ou  $\mathbb{R}_+$  et on considère que le processus est indexé par le temps .

Si  $T$  est un ensemble fini, le processus est un vecteur aléatoire. Si  $T = \mathbb{N}$  alors le processus est une suite de variables aléatoires. Plus généralement quand  $T \subset \mathbb{Z}$ , le processus est dit discret. Pour  $T \subset \mathbb{R}^d$ , on parle de champ aléatoire (drap quand  $d = 2$ ). Un processus d' dépend de deux paramètres :  $X_t(\omega)$  d' dépend de  $t$  (en général le temps) et de l'aléatoire  $\omega \in \Omega$ .

- Pour  $t \in T$  fixé,  $\omega \in \Omega \rightarrow X_t(\omega)$  est une variable aléatoire sur l'espace de probabilité  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ .
- Pour  $\omega \in \Omega$  fixé,  $t \in T \rightarrow X_t(\omega)$  est une fonction à valeurs réelles, appelée trajectoire du processus. C'est un enjeu que de savoir si un

processus admet des trajectoires mesurables, continues, d'érivables ou encore plus régulières

### **Types de processus :**

On distingue généralement les processus en temps discret et en temps continu, à valeurs discrètes et à valeurs continues.

Si l'ensemble est dénombrable on parle de *processus discret* ou de série temporelle, si l'ensemble est indénombrable on parle de processus continu. La différence n'a rien de fondamental : en particulier la stationnarité, constance en fonction du temps des propriétés statistiques, se définit de la même façon. Il ne s'agit même pas d'une différence pratique car les calculs sur un processus continu s'effectuent à partir de l'échantillonnage d'une réalisation du processus. La différence porte plutôt sur l'attitude adoptée face à l'utilisation d'une seule réalisation.

Il existe une différence un peu plus nette entre les processus à valeurs continues et les processus de comptage à valeurs discrètes. Les seconds remplacent par des sommes algébriques les intégrales utilisées par les premiers.

## **2.3 Mouvement brownien (MB) :**

- **Historique :**

Depuis, de nombreux travaux sont consacrés au mouvement brownien, à ses généralisations et au calcul stochastique. Citons pour terminer Wolfgang Doblin, mathématicien franco-allemand dont les travaux précurseurs en analyse stochastique (fin des années 30) sont restés méconnus jusqu'à l'ouverture de son célèbre pli cacheté en 2000 à l'académie des sciences de Paris (Doblin, mobilisé pendant la deuxième guerre mondiale avait envoyé ses travaux depuis le front, par crainte de ne pas revenir de la guerre. Il n'est pas revenu. Son courrier est resté oublié jusqu'en 2000).

### **2.3.1 Définition, premières propriétés :**

Le caractère très erratique des trajectoires qui caractérise le mouvement brownien est en général associé à l'observation que le phénomène, bien que très désordonné, présente une certaine homogénéité dans le temps,

au sens où la date d'origine des observations n'a pas d'importance. Ces propriétés sont reprises dans la définition qui suit :

- Un mouvement brownien (standard) réel est un processus gaussien centré  $(B_t)_{t \in \mathbb{R}^+}$  à trajectoires continues de fonction de covariance

$$K(s, t) = \min(s, t) := s \wedge t.$$

On l'appelle aussi processus de Wiener.

L'opérateur  $K(s, t) = \min(s, t)$  est symétrique et de type positif. En effet si  $c : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  est à support borné alors

$$\begin{aligned} \sum_{s, t \in \mathbb{R}} c(s)c(t)K(s, t) &= \sum_{s, t \in \mathbb{R}} c(s)c(t)(s \wedge t) \\ &= \sum_{s, t \in \mathbb{R}} c(s)c(t) \int \mathbf{1}_{[0, s]}(x)\mathbf{1}_{[0, t]}(x)dx \\ &= \int \sum_{s, t \in \mathbb{R}} c(s)c(t)\mathbf{1}_{[0, s]}(x)\mathbf{1}_{[0, t]}(x)dx \\ &= \int \left( \sum_{t \in \mathbb{R}} c(t)\mathbf{1}_{[0, t]}(x) \right)^2 dx \geq 0. \end{aligned}$$

### Équivalence du MB :

Soit  $B = (B_t)_{t \geq 0}$  une famille de variables aléatoires indexées par le temps. On dit que  $B$  est un mouvement brownien si c'est un processus à trajectoires continues tel que

- pour tout  $t \geq 0 : B_t \sim N(0, t)$ .
- pour tout  $0 \leq t_1 \leq t_2 \leq \dots \leq t_n$ , les variables aléatoires  $B_{t_1}, B_{t_2} - B_{t_1}, \dots, B_{t_n} - B_{t_{n-1}}$  sont indépendantes.

### Propriétés en loi du mouvement brownien :

On se fixe dans cette section un mouvement brownien  $B$ . Systématiquement, pour vérifier qu'on a un mouvement brownien, il s'agit de vérifier qu'on a un processus gaussien, centré, à trajectoires continues et avec la bonne fonction de covariance. Dans les propriétés qui suivent, il est facile (et omis) de constater que le processus est gaussien, centré et à trajectoires continues; on se contente de calculer l'opérateur de covariance

1) Symétrie :  $-B$  est un mouvement brownien.

2) Autosimilarité (propriété d'échelle) : Pour tout  $c > 0$ ,  $B_{ct} = 1/\sqrt{c} B_t$  est un mouvement brownien (standard).

3) Inversion du temps. Le processus  $e$  défini par  $e B_t = tB_{1/t}$  si  $t \neq 0$  et  $e B_0 = 0$  est un mouvement brownien standard. En effet,  $B$  est gaussien car à nouveau ses lois fini-dimensionnelles sont des transformations linéaires de celles de  $B$  ; le processus est centré de covariance.

4) Retournement du temps : Le processus retourné à l'instant  $T$ .

$$\begin{aligned} \text{Cov}(\widehat{B}_t^T, \widehat{B}^T, s) &= \text{Cov}(B_T - B_{t-s}, B_T - B_{T-s}) \\ &= \text{Cov}(B_T, B_T) - \text{Cov}(B_T, B_{T-s}) - \text{Cov}(B_{T-t}, B_T) + \text{Cov}(B_{T-t}, B_{T-s}) \\ &= T - (T-s) - (T-t) + T - \max(t, s) = \min(t, s). \end{aligned}$$

Régularité trajectorielle : Le mouvement brownien  $(B_t)_{t \geq 0}$  a des trajectoires ps localement holdériennes d'ordre  $\gamma < 1/2$ .

## 2.4 Le Filtre de Kalman

Définition :

Est un **filtre à réponse impulsionnelle infinie** qui estime les états d'un système dynamique à partir d'une série de mesures incomplètes ou bruitées. Le filtre a été nommé d'après le mathématicien et **informaticien américain** d'origine **hongroise Rudolf Kalman**.

### 2.4.1 Principe du Filtre de Kalman

Nous reprenons le modèle présenté au début du chapitre 1 qui fait apparaître des entrées déterministes  $u(t)$  et aléatoires  $w(t)$  et  $v(t)$ . Nous supposons donc que notre système perturbé peut être modélisé par le modèle d'état suivant appelé modèle de Kalman :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + Mw(t) & \text{équation d'état, } x \in \mathbb{R}^n, u \in \mathbb{R}^m, w \in \mathbb{R}^q \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) + v(t) & \text{équation de mesure, } y \in \mathbb{R}^p, v \in \mathbb{R}^p \end{cases}$$

## Hypothèses :

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \text{ (innovation)}$$

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \text{ (covariance de l'innovation)}$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \text{ (gain de Kalman optimal)}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{y}}_k \text{ (état mis à jour)}$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \text{ (covariance mise à jour)}$$

avec

- $\mathbf{z}_k$  : observation ou mesure du process à l'instant k
- $\mathbf{H}_k$  : matrice qui relie l'état  $\mathbf{x}_k$  à la mesure  $\mathbf{z}_k$
- $\mathbf{P}_{k|k}$  : matrice d'estimation *a posteriori* de la covariance de l'erreur
- $\mathbf{R}_k$  : matrice de covariance du bruit de mesure
- $\mathbf{I}$  : matrice identité aux dimensions adéquates

H1: La paire (A, C) est d'observable, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de mode instable et inobservable dans le système.

H2: les signaux  $w(t)$  et  $v(t)$  sont des bruits blancs gaussiens centrés de Densité Spectrale de Puissance (DSP)  $W$  et  $V$  respectivement, c'est-à-dire :

$$\begin{aligned} - E[w(t) w(t + \tau)^T] &= W \delta(\tau), \\ - E[v(t) v(t + \tau)^T] &= V \delta(\tau) \\ - E[w(t) v(t + \tau)^T] &= 0 \end{aligned}$$

Cette dernière relation traduit l'indépendance stochastique des bruits  $w(t)$  et  $v(t)$  : cette hypothèse est introduite pour alléger les calculs qui vont suivre mais n'est pas nécessaire. On trouvera dans la référence les formules qui prennent en compte une corrélation entre les bruits d'état et de mesure.

H3:  $V$  est inversible (il y a autant de sources de bruits blancs indépendantes que de mesures dans l'équation de mesure)

Quelques remarques:

- Bien que toute la théorie du filtre Kalman soit valable dans le cas non stationnaire, nous supposons que le système et les bruits sont stationnaires: les matrices  $A$ ,  $B$ ,  $M$ ,  $C$ ,  $D$ ,  $W$  et  $V$  sont supposés ici indépendantes du temps.

- La moyenne d'un signal aléatoire, que l'on appelle aussi biais, est considérée comme déterministe et doit être, le cas échéant, extraite du signal  $w(t)$  pour que celui-ci satisfasse l'hypothèse de signal centré (hypothèse H2). Par exemple si le signal aléatoire  $w(t)$  qui perturbe le système linéaire défini est biaisé et si ce biais  $E[w(t)]$  est connu alors on appliquera le filtre de Kalman sur le modèle suivant:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + [B \quad M] \begin{bmatrix} u(t) \\ E[w(t)] \end{bmatrix} + M(w(t) - E[w(t)]) \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) + v(t) \end{cases}$$

Le bruit d'état  $W(t) = w(t) - E[w(t)]$  est maintenant centré. Si le biais  $E[w(t)]$  est inconnu alors on pourra le modéliser comme une condition initiale sur une variable d'état supplémentaire et le filtre de Kalman permettra d'estimer ce biais

- Si les bruits sont des bruits colorés et caractérisés par des spectres complexes alors les résultats de la section 1.3.2 permettront de prendre en compte la "couleur" (ou réponse fréquentielle) de ces bruits par un modèle de Kalman augmenté de la représentation Markovienne des bruits. Par exemple: si on connaît le spectre complexe  $\Phi_{ww}(s)$  du signal aléatoire  $w(t)$  centré et coloré qui intervient dans l'équation d'état (2.1), la décomposition  $\Phi_{ww}(s) = G(-s)GT(s)$  permettra de déterminer une représentation Markovienne du signal aléatoire  $w(t)$  c'est-à-dire une représentation d'état de  $G(s)$  :

$$\begin{cases} \dot{x}_G(t) = A_G x_G(t) + B_G b(t) \\ w(t) = C_G x_G(t) \end{cases}$$

Où  $b(t)$  est maintenant un signal aléatoire de spectre complexe unitaire  $\Phi_{bb}(s) = I_{q \times q}$  (c'est-à-dire un bruit blanc normalisé)

Le modèle augmenté:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{x}_G(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & MC_G \\ 0 & A_G \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ x_G(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} u(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ B_G \end{bmatrix} b(t) \\ y(t) = [C \ 0] \begin{bmatrix} x(t) \\ x_G(t) \end{bmatrix} \end{cases}$$

En fait toute l'information déterministe que l'on peut connaître du système doit être regroupée dans le modèle (soit  $\dot{x} = Ax + Bu$ ,  $y = Cx + Du$  et la matrice  $M$ ); toute l'information aléatoire doit être regroupée dans les bruits  $w(t)$  et  $v(t)$ . Le bruit d'état  $w_x = M_w$  représente les perturbations extérieures (le vent dans le cas d'un avion, les irrégularités de la route dans le cas d'une voiture, ...) et/ou également les erreurs de modélisation (écart entre le modèle tangent et le modèle non-linéaire qui apparaît lors de la linéarisation, phénomènes dynamiques non-négligés,...):  $w_x$  est un majorant de tout ce qui fait que l'état n'évolue pas exactement comme le prédit le modèle déterministe

### Conditions d'état initial du filtre de Kalman

- Pour exécuter le filtre de Kalman, on commence par la paire  $x_{0|0}$ ,  $P_{0|0}$  (en variante, on peut aussi utiliser  $x_{1|0}$ ,  $P_{1|0}$ ). Une difficulté avec le filtre de Kalman est la détermination de ces conditions initiales. Dans de nombreuses applications réelles, la distribution pour  $x_0$  est inconnue. Plusieurs approches sont possibles.
- Pour les séries d'états stationnaires, on peut calculer  $x_{0|0}$ ,  $P_{0|0}$  directement
- Informations préalables
- Ou on peut traiter  $x_0$  comme un vecteur fixe, en prenant  $x_{0|0} = x_0$  et  $P_{0|0} = 0$ , et estimer ses composants en les traitant comme paramètres supplémentaires dans le modèle. Les détails sont plus impliqués
- La règle générale est que, pour de longues séries chronologiques, les conditions d'état initiales auront peu d'impact.

## Divergence du filtre de Kalman.

- L'instabilité numérique dans l'algorithme, les erreurs ronde-off, etc., peuvent provoquer une divergence dans le filtre
- Modèle fi t. Si le modèle d'état sous-jacent ne correspond pas bien au processus réel, le filtre peut diverger.
- Observabilité. Si nous ne pouvons pas observer certaines des variables d'état (ou des combinaisons linéaires), nous pouvons obtenir une divergence dans le filtre.

## Estimation des paramètres via filtre de kalman :

- Équation d'Etat: discrétiser le modèle pour le prix au comptant
- Equation de mesure: discrétise la formule pour le prix à terme en termes de points. Ajouter un terme de bruit
- Nous estimons les paramètres dans le modèle en utilisant la vraisemblance maximale avec le filtre de Kalman.\*

## 2.5 Calcule du RUL :

Le RUL est défini comme l'attente du temps restant pour HI pour atteindre le seuil b exprimé en équations :

$$Z_{t_j} = \inf \{x : HI(t+x) \leq Th_p | HI(t) > Th_p\}$$
$$RUL(t_j) = E \{Z_{t_j}\}$$

La fonction de densité de probabilité (The Probability Density Function (PDF)) de  $Z_{t_j}$  est exprimée comme suit:

$$pdf_{Z_{t_j}}(x) = \frac{-(Th_p - HI(t_j))}{\sqrt{2 \cdot \pi \cdot x^3 \cdot \sigma^2}} \cdot e^{-\left(\frac{(Th_p - HI(t_j) - \mu_{t_j} \cdot x)^2}{2 \cdot x \cdot \sigma^2}\right)}$$

Ainsi,  $RUL_{t_j} = \int_0^{+\infty} pdf_{Z_{t_j}}(x) x dx$ . L'intervalle de confiance de 5% to 95% probabilité est  $[RUL_{t_j}^-, RUL_{t_j}^+]$  où  $\int_0^{RUL_{t_j}^-} pdf(x) dx = 0.05$  and  $\int_0^{RUL_{t_j}^+} pdf(x) dx = 0.95$ .

### Exemple:

Pour illustrer l'estimation RUL, un paysage de simulation est proposé en utilisant le système et introduisant un encrassement progressif dans la soupape. Afin de mettre en évidence l'intérêt du pronostic de la faute pour le CBM, le RUL donné par les experts (Time to Failure of expert = 1000h) est estimé en fonction du RUL réel (Time to failure est 854.9h), comme le montre la Fig. 2-1

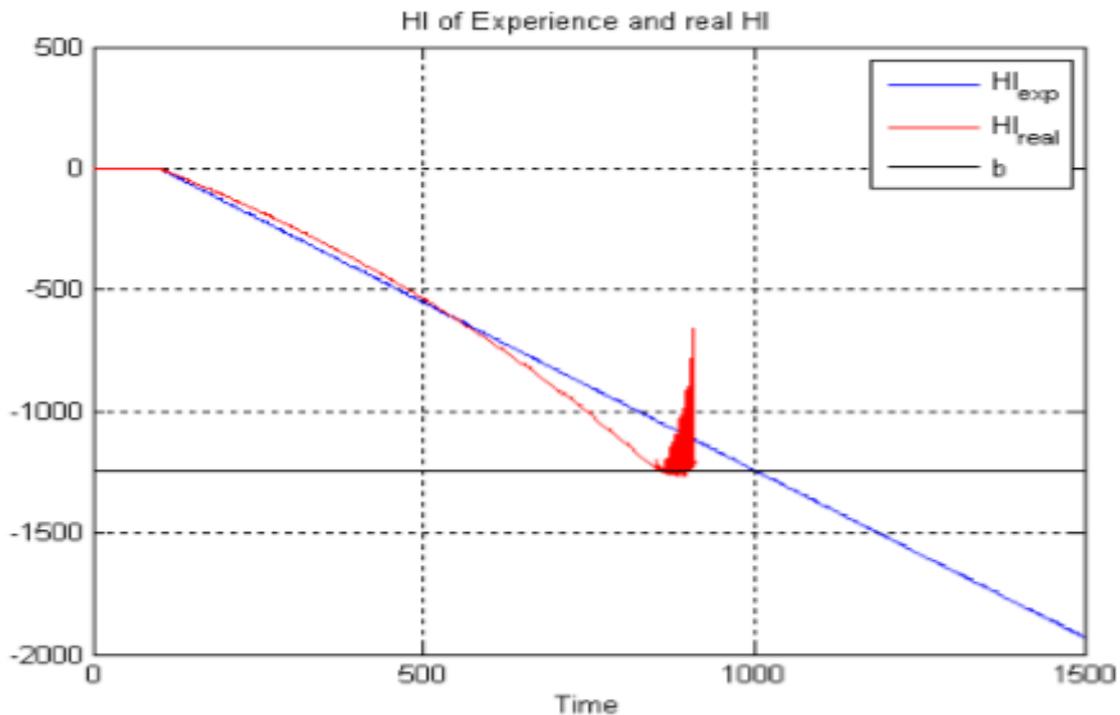


Figure 2-1 – RUL réel et RUL expert

Le début de la dégradation est à  $t_d = 101h$ . Figure. 2-2 présente l'évolution du RUL estimé par rapport au RUL réel et à l'RUL de l'expert. Il montre qu'au début de l'estimation, le système se dégrade plus lentement que prévu. De  $t = 300h$ , le RUL estimé est plus précis que celui de l'expert et converge progressivement sur le RUL réel. La Fig 2-3 présente l'erreur d'estimation RUL (RUL estimé - RUL réel) Et des erreurs RUL expertes (RUL expert - RUL réel). De  $t = 500h$ , l'erreur de RUL estimée est insignifiante. L'intervalle de confiance est calculé à l'aide du PDF du RUL, et cela dépend de l'écart-type. Plus l'écart-type est élevé, plus l'intervalle de confiance est grand. Dans cet exemple (figure 2-2), l'écart-type est très petit et constant, ce qui explique que la courbe du RUL estimé coïncide avec celles de RUL<sup>-</sup> et RUL<sup>+</sup>

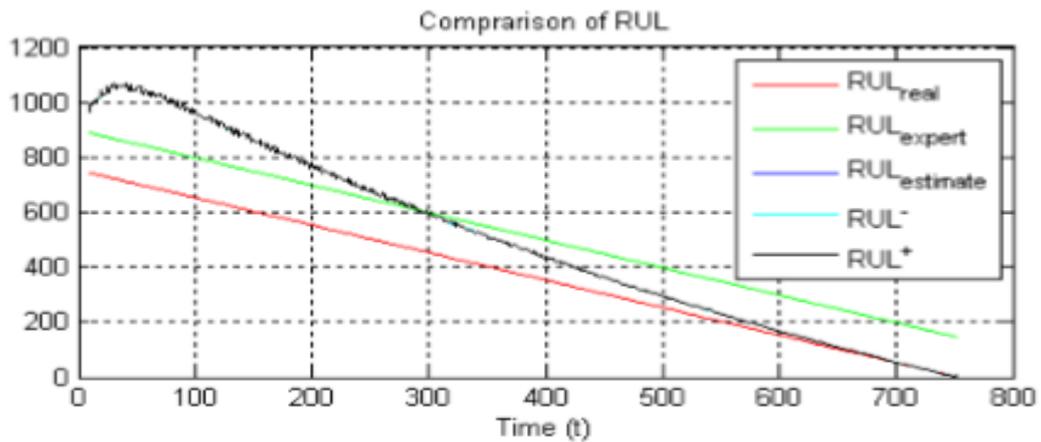


Figure 2-2 – RUL estimé

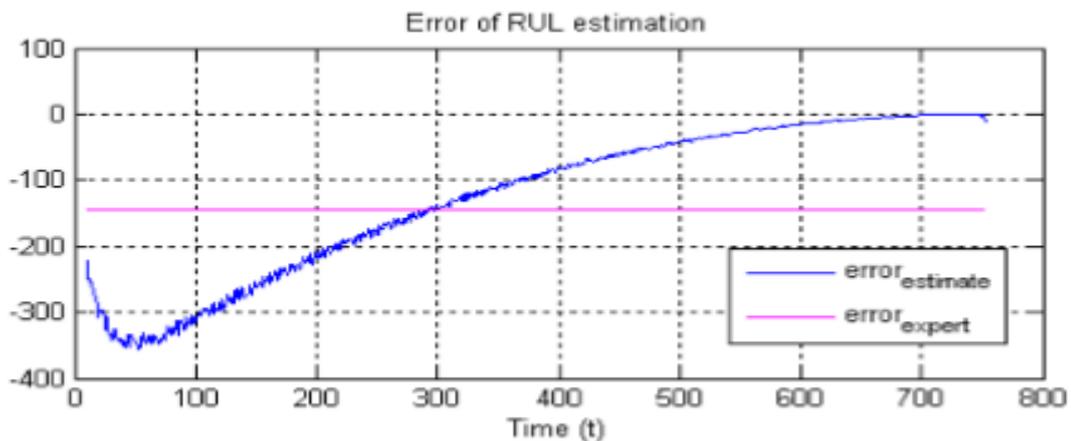


Figure 2-3- erreur de RUL

## 2.6 Approche adoptée :

L'approche de pronostic adoptée dans ce projet de fin d'étude est l'approche basée sur un modèle physique et l'approche processus stochastique.

La description du système de pronostic adopté :

- Module de diagnostic : le diagnostic de défaut est basé sur l'évaluation des résidus obtenus à partir des relations de redondances analytiques du système.
- La détection de dégradation : est détectée si le résidu  $i$  dépasse les seuils( $i$ ) fixés préalablement :

$$r_i \geq S_i$$

À partir de l'instant de détection de début de la dégradation, le module de pronostic est activé par un trigger contrôlé

- Module de pronostic : est composé de deux étapes suivantes :
  - 1- Estimation de défaut : consiste à caractériser le défaut considéré en terme des signaux d'entrées, de sorties et des paramètres structurelles su système

$$\hat{f} = h(e, s, \emptyset)$$

«e» : est le vecteur de signaux d'entées.

«s» : est le vecteur de signaux de sorties.

«∅» : est le vecteur de paramètres du système.

«h» : une fonction polynomiale non-linéaire.

- 2- Estimation de RUL : le modèle de dégradation d'une entité (ou paramètre) du système est considéré de type paramétrique dont la représentation mathématique peut prendre la forme suivante

$$F' = bF$$

Ainsi, après avoir estimé le défaut et le paramètre b, on va estimé le temps résiduel (RUL)

Concernons l'approche processus stochastique le programme est dans l'annexe

## 2.7 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons exposé le processus stochastique et le mouvement brownie avec le Filter de kalman qui va être utilisiez pour calcule le RUL. Est définie l'approche adopté dans notre projet et dans le provhain chapitre cette méthodologie du pronostic sera applique sur un moteur a courant continu (MCC).

# CHAPITRE 3

# APPLICATION SUR UN MOTEUR A COURANT CONTINU

## Sommaire

---

3.1 Introduction.....	[30]
3.2 Modélisation du MCC et génération de données.....	[31]
3.2.1 Représentation mathématique d'un MCC .....	[31]
3.3 Pronostic avec processus stochastique .....	[34]
3.3.1 Estimation de dégradation.....	[34]
3.3.2 Calcul de RUL.....	[34]
3.4 Pronostic a base modèle .....	[35]
3.4.1 Module du Diagnostic .....	[35]
3.4.2 Module de Pronostic .....	[40]
3.4.3 Estimation du RUL.....	[41]
3.5 La comparaison.....	[42]
3.6 Conclusion.....	[44]

---

### 3.1 Introduction :

Dans ce chapitre, la méthodologie adoptée pour concevoir un système intégré de maintenance prévisionnelle avec ces deux modules de diagnostic et pronostic sera présentée.

### 3.2. Modélisation d'un moteur à courant continu :

Un moteur à courant continu (MCC) est une machine électrique permet la conversion bidirectionnelle de l'énergie électrique en énergie mécanique. Ce système est de plus en plus utilisé dans les installations industrielles, notamment dans le domaine de la robotique. On trouve aussi son utilisation dans les systèmes de tractions dans les véhicules électriques. Le schéma technologique ainsi le bloc diagramme d'un MCC sont illustrés respectivement par les figures 3.1 et 3.2.

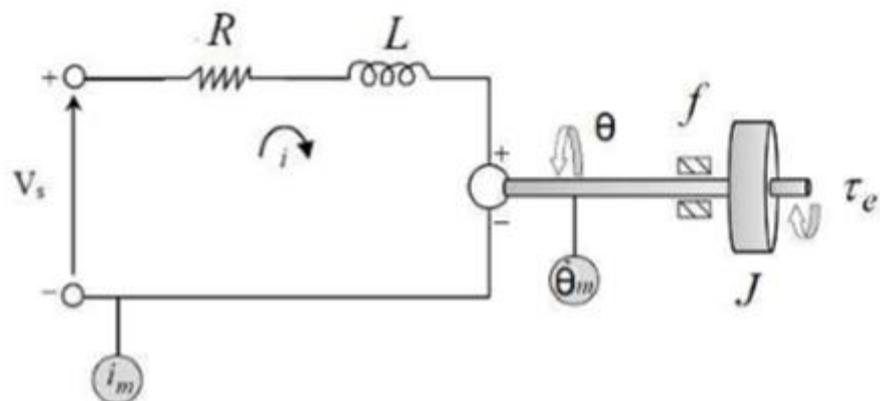


Figure 3.1- schéma technologie de MCC

Comme il est illustré par le bloc diagramme de la (figure 3.3), le moteur est composé de deux parties distinctes : partie électrique et une partie mécanique.

- La partie électrique correspond à un circuits RL composé d'une source de tension  $V_s$ , une résistance électrique  $R$ , et une inductance  $L$ .
- La partie mécanique est représentée par l'inertie du rotor  $J$ , de la force de frottement visqueux ( $f$ ).

Le transfert d'énergie entre les parties électrique et mécanique est représenté par une constante  $K_e$  qui décrit la force contre électromotrice (FCEM).

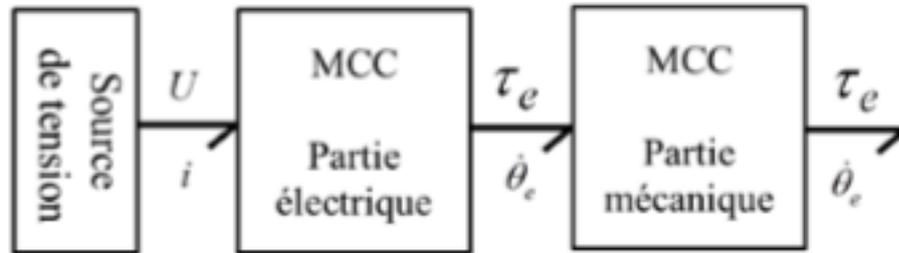


Figure 3.2 – bloc diagramme d'un MMC

### 3.2.1 Représentation mathématique du MCC :

Le modèle mathématique du MCC est décrit par des équations différentielles ordinaires (EDO). Ces derniers sont obtenus par le biais des équations électriques, électromécaniques et mécanique. Ainsi, pour la partie électrique et en se basant sur la loi des mailles, l'équation suivante est obtenue :

$$V_s(t) = R \cdot i(t) + L \cdot \frac{di(t)}{dt} + e(t) \quad \text{Eq 3-1}$$

Où :  $e(t)$  représente la force électromotrice (FEM).

De cote mécanique, le rotor en rotation est décrit par l'équation (dynamique) de l'équilibre suivante :

$$J \cdot \frac{d\theta(t)}{dt} = -f\theta(t) + \tau_e(t) \quad \text{Eq 3-2}$$

Où :  $\tau_e(t)$  représente le couple électromécanique.

La loi de Lenz permet de décrire la force électromotrice et le couple électromécanique. Ses derniers sont exprimés par :

$$e(t) = K_e \cdot \theta(t) \quad \text{Eq 3-3}$$

$$\tau_e = K_e \cdot i(t) \quad \text{Eq 3-4}$$

Par conséquent, à partir des équations Eq.3.1 – Eq.3.4, le modèle mathématique du MCC est donné par l'ensemble d'EDO suivant :

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} i(t) &= \frac{1}{L} V_s(t) - \frac{R}{L} i(t) - \frac{Ke}{L} \theta(t) \\ \frac{d}{dt} \theta(t) &= -\frac{f}{J} \theta(t) + \frac{ke}{l} i(t) \end{aligned} \quad \text{Eq 3-5}$$

Sous forme d'équations d'états ( $\dot{x} = Ax + Bu$ ), le modèle mathématique du MCC est donné par :

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} i \\ \theta \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & -\frac{Ke}{L} \\ \frac{Ke}{J} & -\frac{f}{J} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} i \\ \theta \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \end{pmatrix} V_s \quad \text{Eq 3-6}$$

Pour modéliser le MCC sous Matlab/Simulink, on fait appel à l'opérateur de Laplace. Ainsi, la transformée de Laplace de l'Eq.3.5 est:

$$\begin{cases} P i(P) = \frac{1}{L} V_s(P) - \frac{R}{L} i(P) - \frac{Ke}{L} \theta(P) \\ P \theta(P) = -\frac{f}{J} \theta(P) + \frac{ke}{l} i(P) \end{cases} \quad \text{Eq 3-7}$$

Où P : opérateur de la place

Si la grandeur d'entrée est la tension  $V_s$ , et la grandeur de sortie est la vitesse de rotation  $\theta$ , le schéma fonctionnel du MCC sous Matlab/Simulink est illustré par la figure 3.3

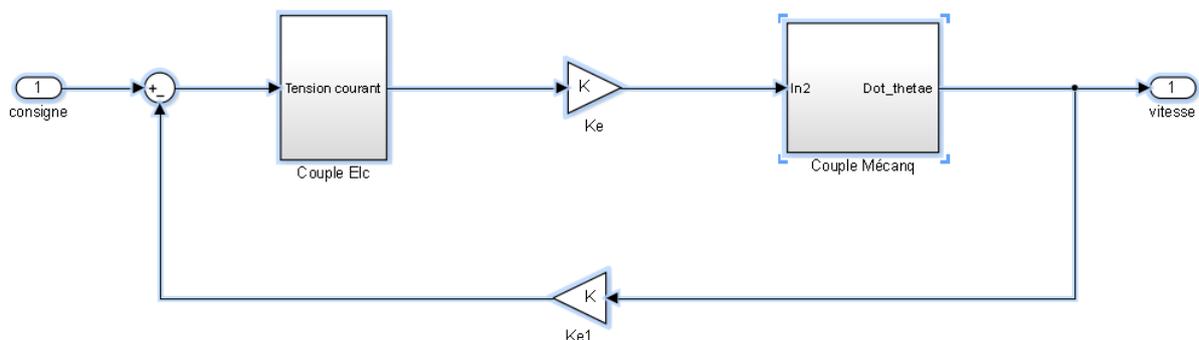


Figure 3- 3 – modèle Simulink du MCC

Où la partie électrique et la partie mécanique sont données respectivement par les figures 3.3-a, 3.3-b. les spécifications du MMC sont données par le tableau 3.1

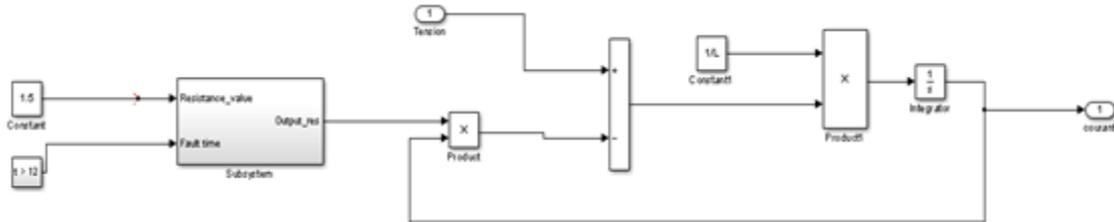


Figure 3.4-a partie électrique du MMC

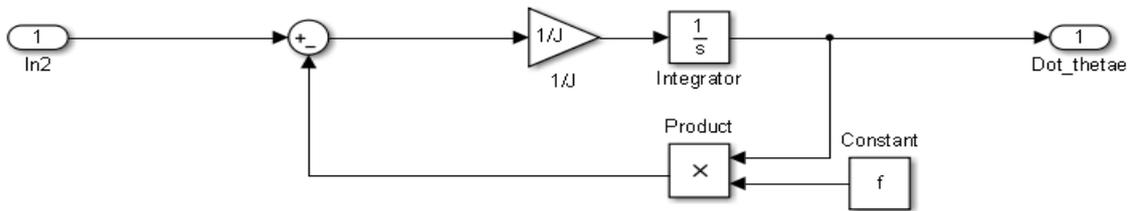


Figure 3.4-b partie Mécanique du MMC

Pour simuler le fonctionnement du MCC, le scenario suivant est considéré:

- La consigne : un échelon d'amplitude de 10 rad/s.
- Temps de simulation : 60 s.

R	1.5 ( $\Omega$ )
L	0.022 (H)
Ke	2.37 ( $V.s.rd^{-1}$ )
J	0.00177 ( $Kg.m^2$ )
F	0.3068 ( $N.m.s.rad^{-1}$ )

Tableau 3.1 Spécification du MCC

### 3.3 Pronostic avec processus stochastique :

#### 3.3.1 Estimation de dégradation

On appliquant la méthode de pronostique avec processus stochastique, on va estimer la dégradation avec Mouvement brownien et prédire le RUL. Les résultats sont :

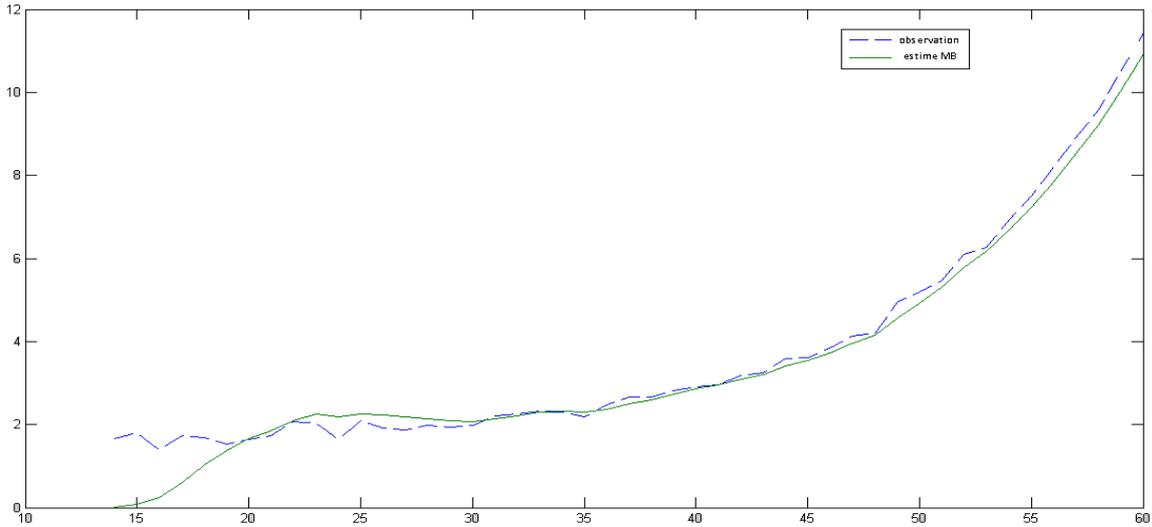


Figure 3-5- estimation de dégradation avec processus stochastique

#### 3.3.2 Calcul de RUL :

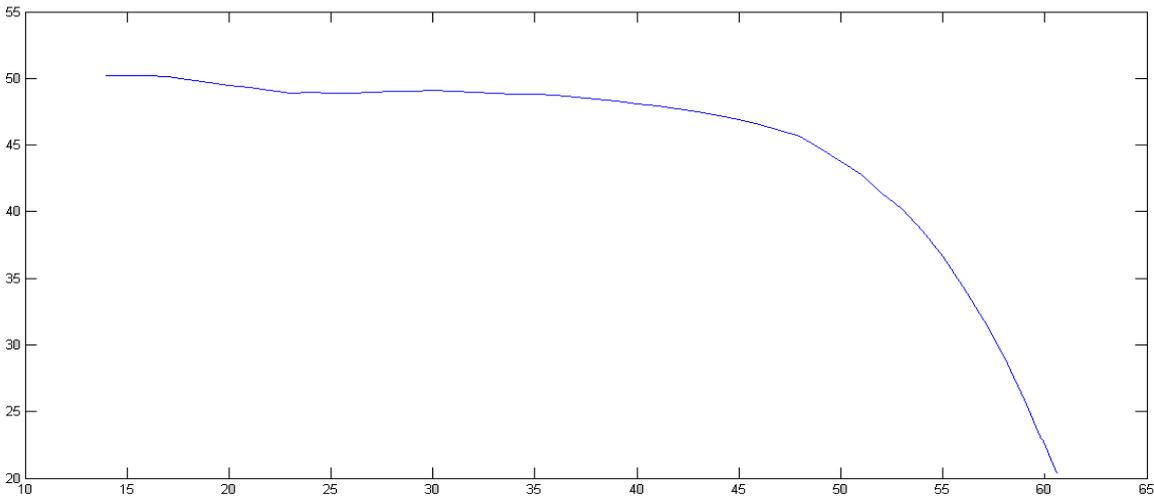


Figure 3-6- estimation de RUL avec processus stochastique

Le résultat d'estimation de RUL pour un seuil de défaillance pour la résistance de 6 Ohm est illustré par la figure. Ce résultat montre que RUL = 48s, c'est-à-dire il reste 48 second avant la défaillance à partir de l'instant de détection de début de la dégradation 14s

### 3.4 Pronostic A base model :

#### 3.4.1 Module du diagnostic

Le module du diagnostic a pour but de détecter le début de la dégradation d'une entité (ou un composant). Il est basé sur l'évaluation des résidus construits à partir des relations de redondances analytique (RRA). En fonctionnement normal, les résidus sont proches de zéros tandis qu'en fonctionnement défaillant, les résidus sont différents de zéros. Un défaut est détecté si un résidu dépasse le seuil fixé préalablement :

$$r_i \geq |s_i|$$

Une relation de relation de redondance analytique est obtenue en éliminant les variables inconnues de l'ensemble des équations d'Eq 3.5. par conséquent, deux (02) RRAs obtenus :

$$RRA1 = Vs(t) - R i(t) - L \frac{d}{dt} i(t) - ke \theta(t)$$

$$RRA2 = -ke i(t) + J \frac{d}{dt} \theta(t) + f \theta(t)$$

L'évaluation de l'ensemble de RRAs de l'Eq 3.9 permet de construire les résidus suivant :

$$res1 : Vs(t) - R i(t) - L \frac{d}{dt} i(t) - ke \theta(t) = 0$$

$$res2 : -ke i(t) + J \frac{d}{dt} \theta(t) + f \theta(t) = 0$$

Le modelé de diagnostic sous Matlab est représenté par la figure concernant les seuils, ils sont considéré fixes et égale à 0.3 , -0.3. Cette valeur est choisie expérimentalement.

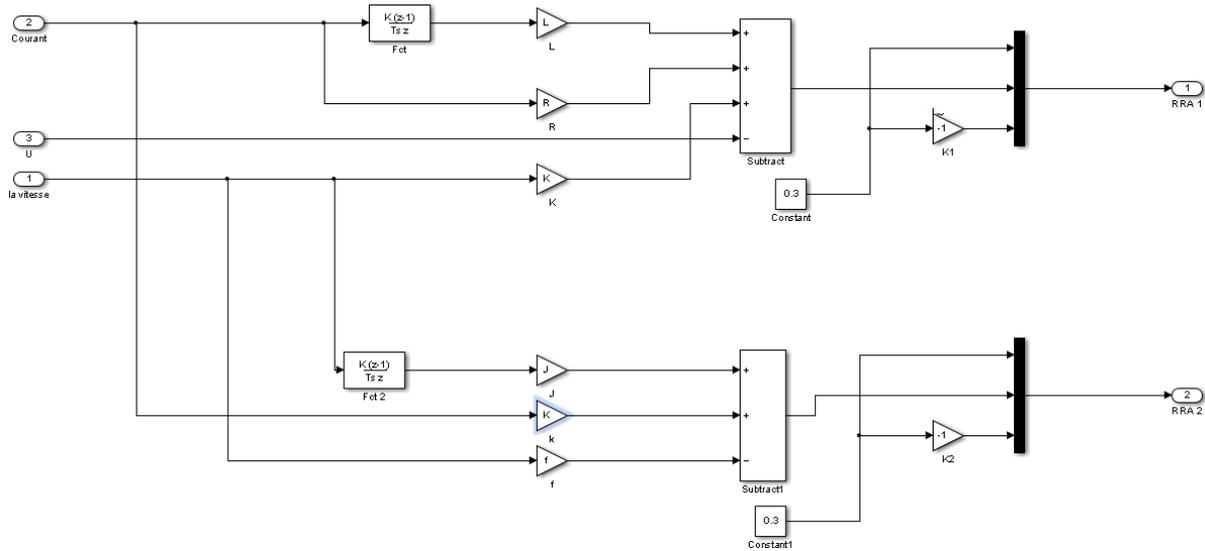


Figure 3-7– représentation des résidus dans Matlab.

L'isolabilité d'un défaut est faite à partir de la matrice d'incidence. Cette dernière est une matrice booléenne construite à partir de la structure de l'ensemble des relations de redondances analytique. Ainsi, la valeur booléenne de « 1 » est affectée un résidu sensible à un composant du système. Sinon, c'est la valeur booléenne « 0 ». la matrice de signature de défaut du MCC est représentée par le tableau

	Res1	Res2	D	I
Vs	1	0	1	0
R	1	0	1	0
L	1	0	1	0
Ke	1	0	1	0
Ke1	0	1	1	0
J	0	1	1	0
F	0	1	1	0

Tableau 3.2 – Détectabilité et isolabilité de défaut

La colonne « D » correspond à la détectabilité de défaut, quand à la colonne « I » correspond à l'isolabilité. A partir de ce tableau, les remarques suivants sont tirées :

- 1- Tous les défauts sont détectables.
- 2- Aucun défaut n'est isolable

Hypothèse simplificatrice :

On fait l'hypothèse qu'un défaut sur la résistance est détectable et isolable.

### Modèle de dégradation :

La cinématique de la dégradation de la résistance suit un équation différentielle ordinaire de la forme :  $\dot{f} = bF$

Ou : b est la constante de dégradation  $b = 0.4$

Sous simulink, elle est représentée par :

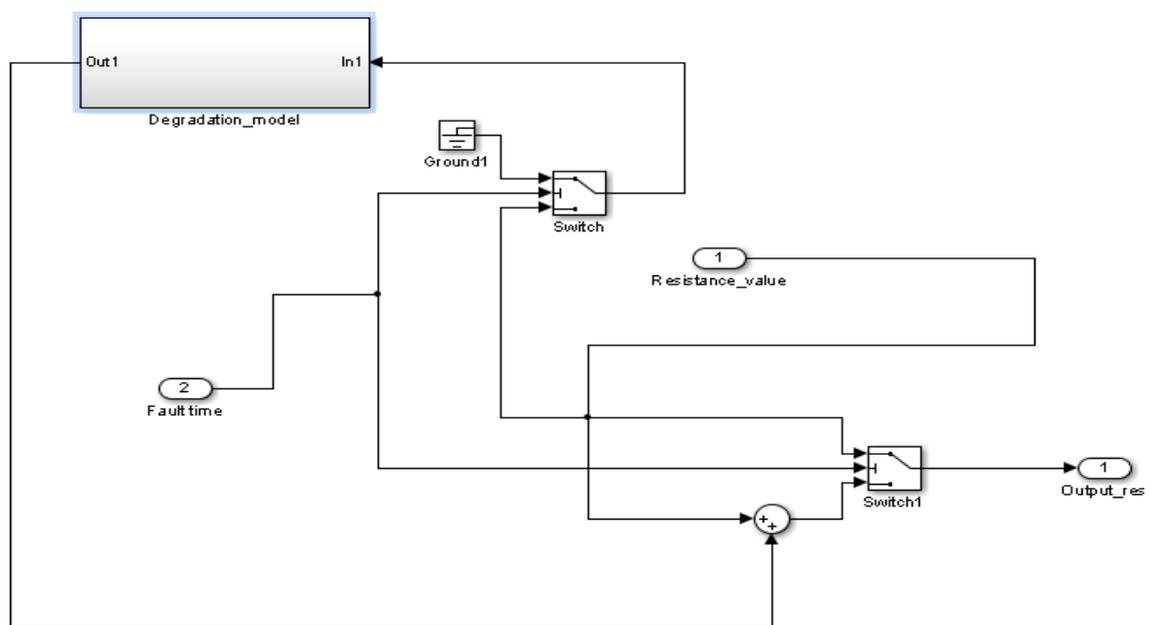


Figure 3-8- représentation De modelé de dégradation

Pour les résultats du module de diagnostic, ce scénario est considéré :

- 1- Un fonctionnement normal pour une durée de 60s
- 2- Un défaut sur la résistance

Les résultats sont représentés par les figures suivant :

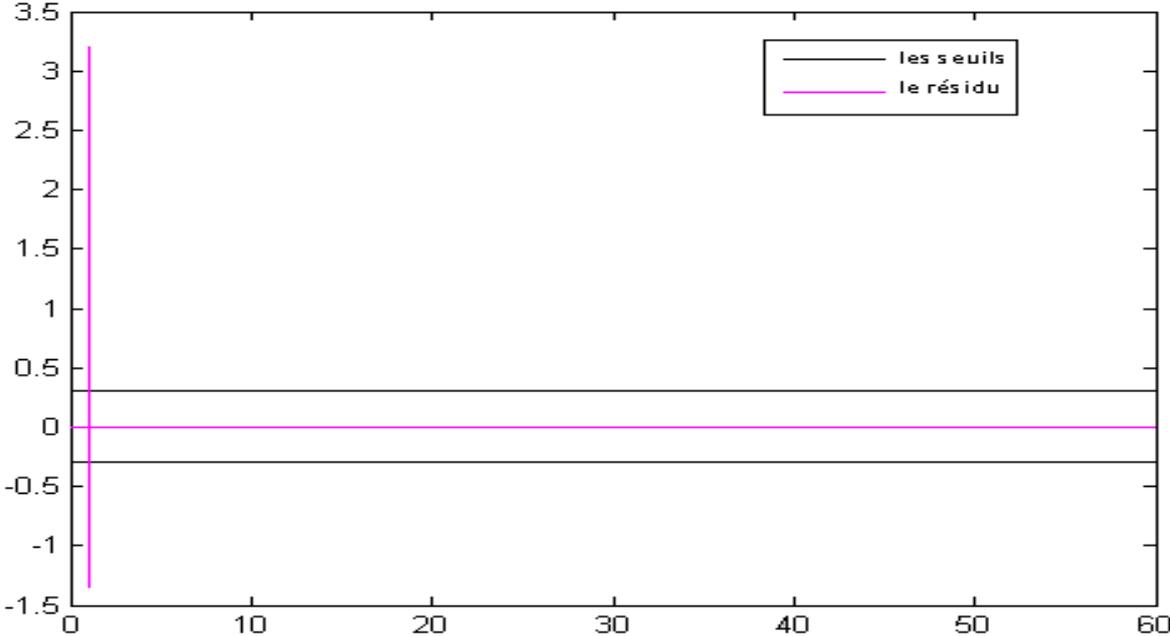


Figure 3-9-(a)- fonctionnement normal de RRA 1

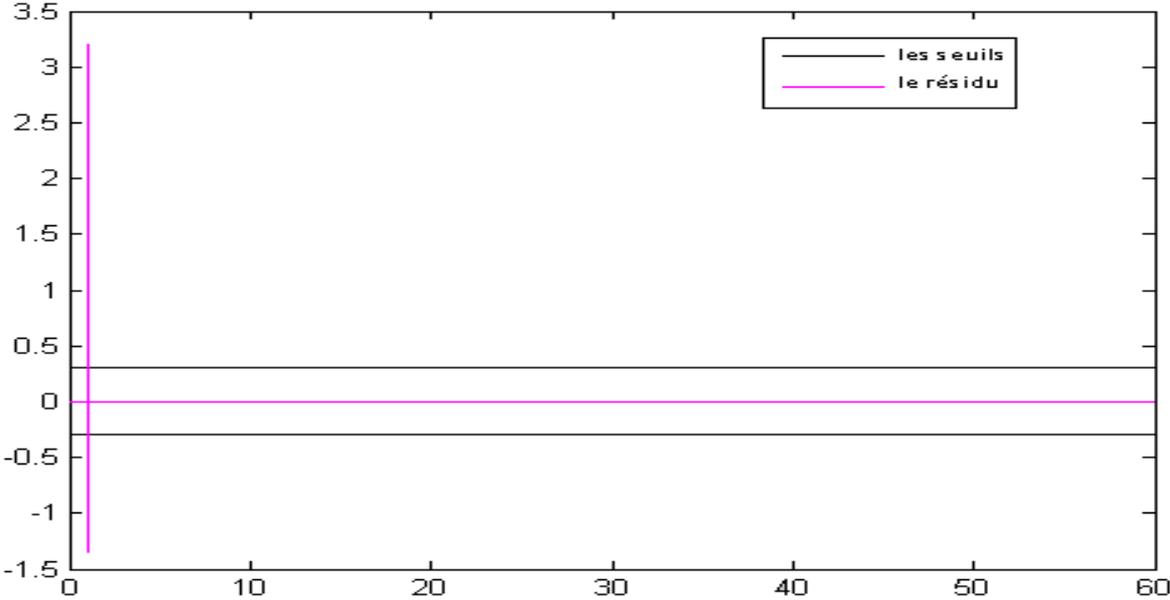


Figure 3-9-(b)- fonctionnement normal de RRA 2

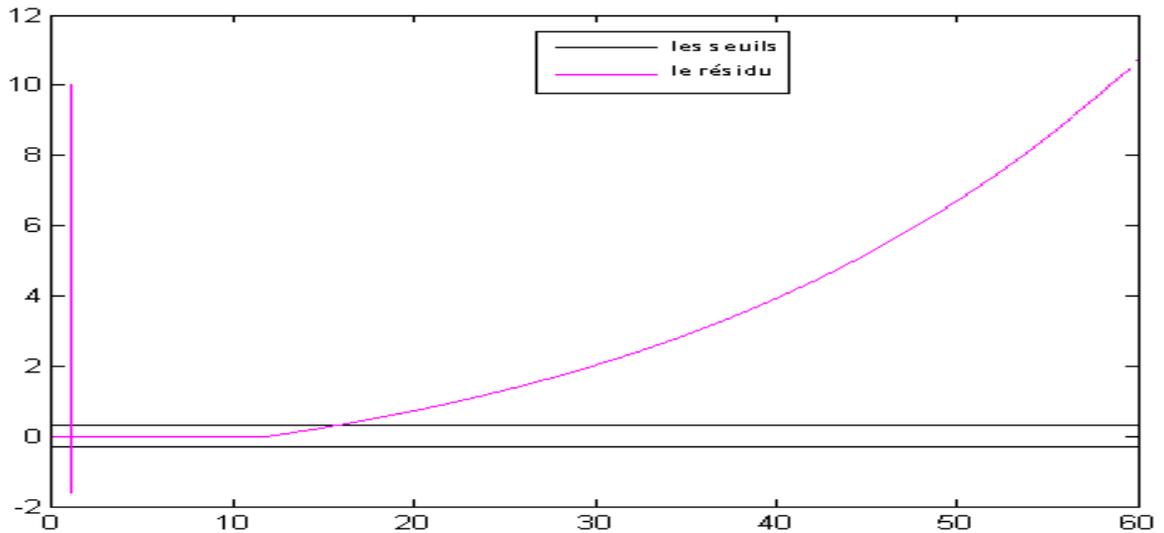


Figure 3-9-(c)- fonctionnement défaillant de RRA 1

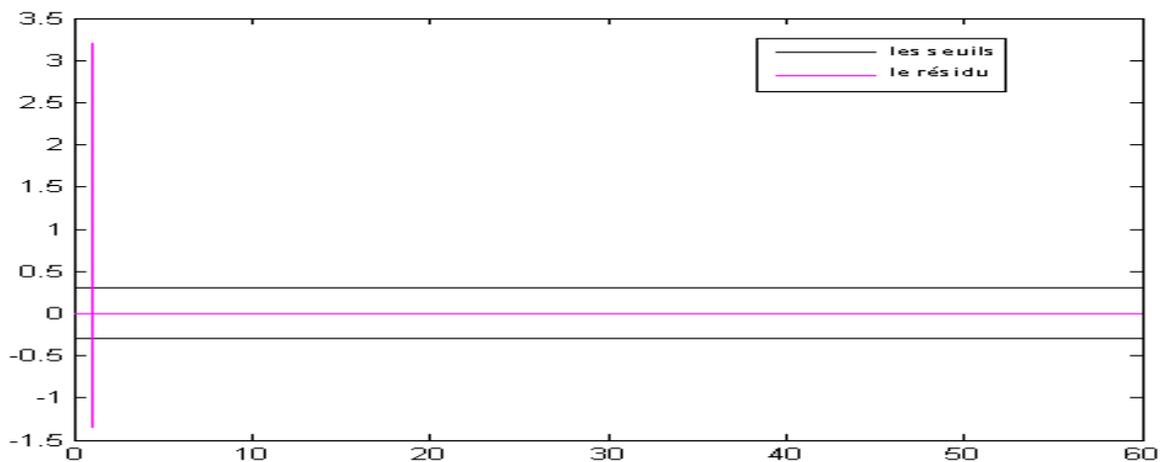


Figure 3-9-(d)- fonctionnement défaillant de RRA 2

En fonctionnement normal, les résidus sont à zéros. Tandis qu'en présence d'un défaut sur la résistance R, le Res1 dépasse le seuil et par conséquent le début de la dégradation est détecté. Le Res2 est à zéro puisqu'il n'est pas sensible à un défaut sur la résistance électrique. Nous notons que le défaut n'est pas détecté instantanément mais après un retard (1 seconde). Ceci est dû à la cinématique de la dégradation et à la sensibilité des seuils (fixes dans ce cas).

### 3.4.2 Module de pronostic

Le module du pronostic a pour but d'estimer le RUL, cette estimation est faite par 2 étapes :

- L'estimation de défaut.
- L'estimation de RUL

Estimation de défaut :

La 1<sup>ère</sup> étape dans le processus de pronostic considéré est l'estimation de la grandeur défaut (F). L'estimation est basée sur la génération de l'expression mathématique du défaut en fonction des grandeurs d'entrées (u) et sorties (y) et leurs dérivatives respectives. Le défaut considéré est un défaut sur la résistance électrique (R). Donc à partir de la RRA1 on écrit :

$$V_s(t) - (R + F(t))i(t) - L \frac{d}{dt} i(t) - k_e \theta(t) = 0$$

Où : F est la grandeur défaut

$$F(t) = \frac{1}{i(t)} (V_s(t) - (R)i(t) - L \frac{d}{dt} i(t) - k_e \theta(t))$$

Le défaut F est exprimé en fonction de signal d'entrée ( $V_s$ ), signaux de sorties ( $i$  et  $\theta$ ) et les paramètres structurels du système ( $R, L, K_e$ )

D'une autre manière :

$$R_F = R + F(t)$$

Où :

$$R_F = \frac{1}{i(t)} (V_s(t) - L \frac{d}{dt} i(t) - k_e \theta(t))$$

Sous matlab cette équation est illustrée par la figure est les résultats de l'estimation de  $R_F$  sont illustrée par la figure

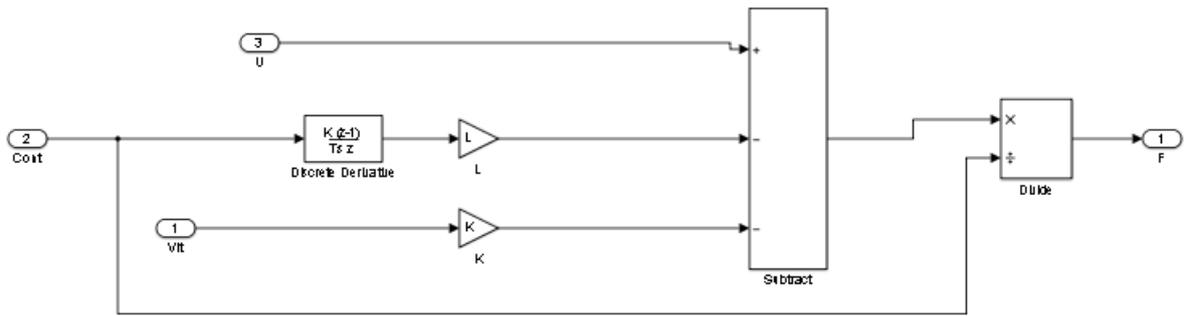


Figure 3-10- bloc d'estimation dégradation

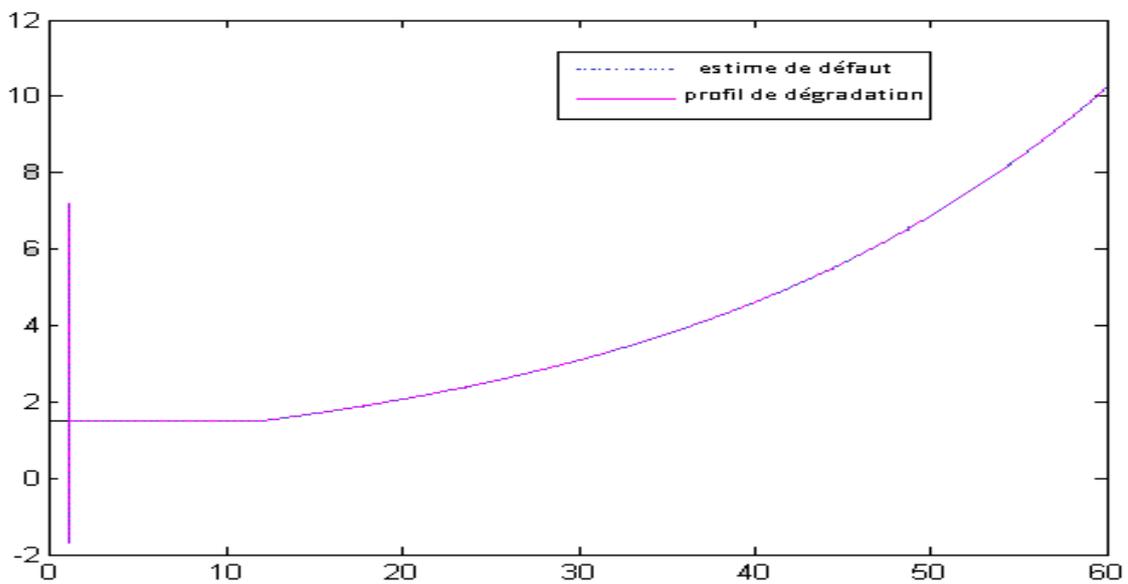


Figure 3-11- Dégradation réel et Dégradation estimé

### 3.4.3 Estimation de RUL :

La 2<sup>ème</sup> étape du module de pronostic est la prédiction RUL. Il est prédit par la forme suivante :

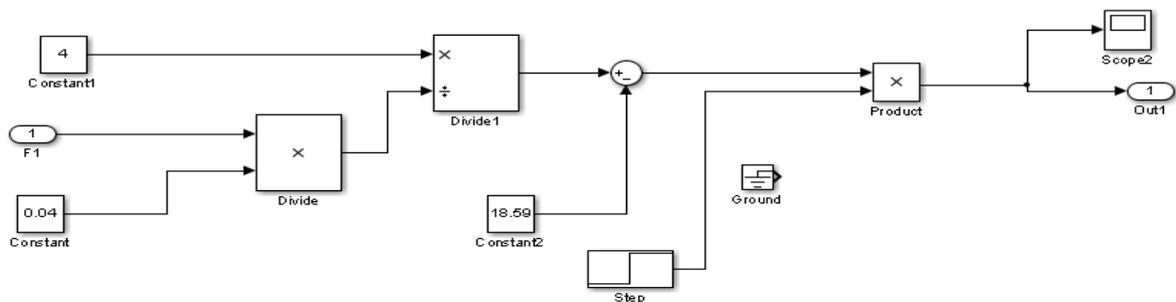


Figure 3-12- Bloc d'estimation de RUL

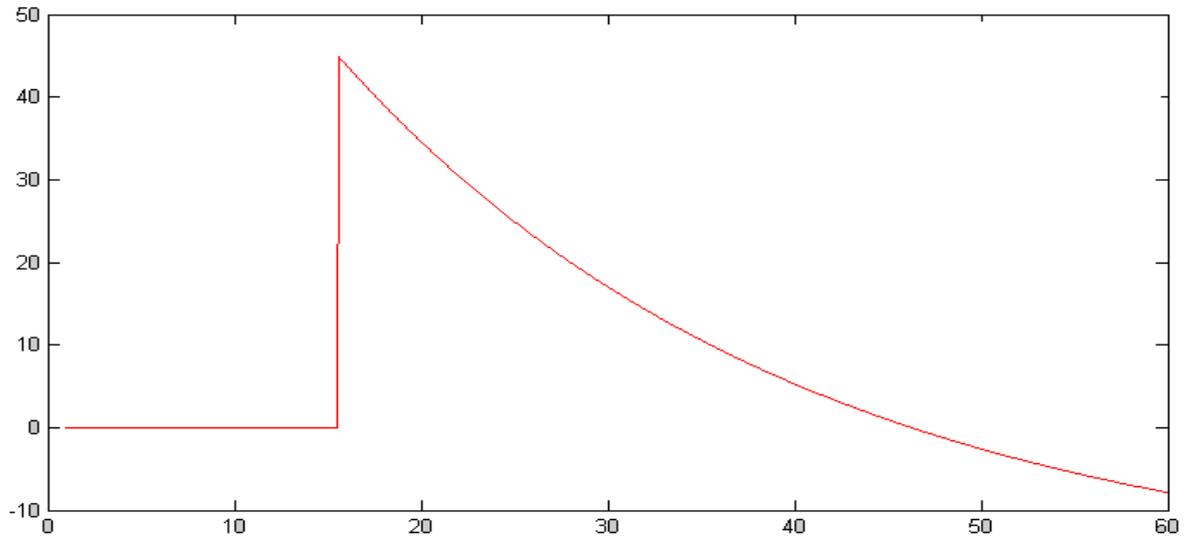


Figure 3-13- RUL estimé

Le résultat de simulation de RUL pour un seuil de défaillance pour la résistance de 6 Ohm est illustré par la figure. Ce résultat montre que  $RUL = 31s$ , c'est-à-dire il reste 31 second avant la défaillance à partir de l'instant de détection de début de la dégradation 15.7s

### 3.5 La comparaison :

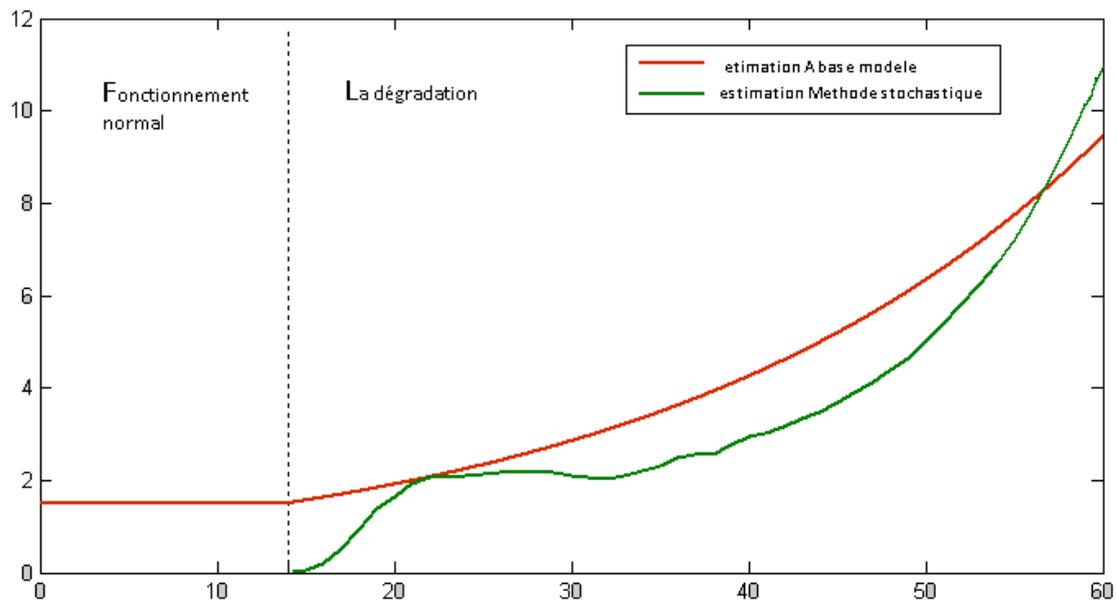


Figure 3-14- Dégradation à base modelé et estimation avec méthode stochastique

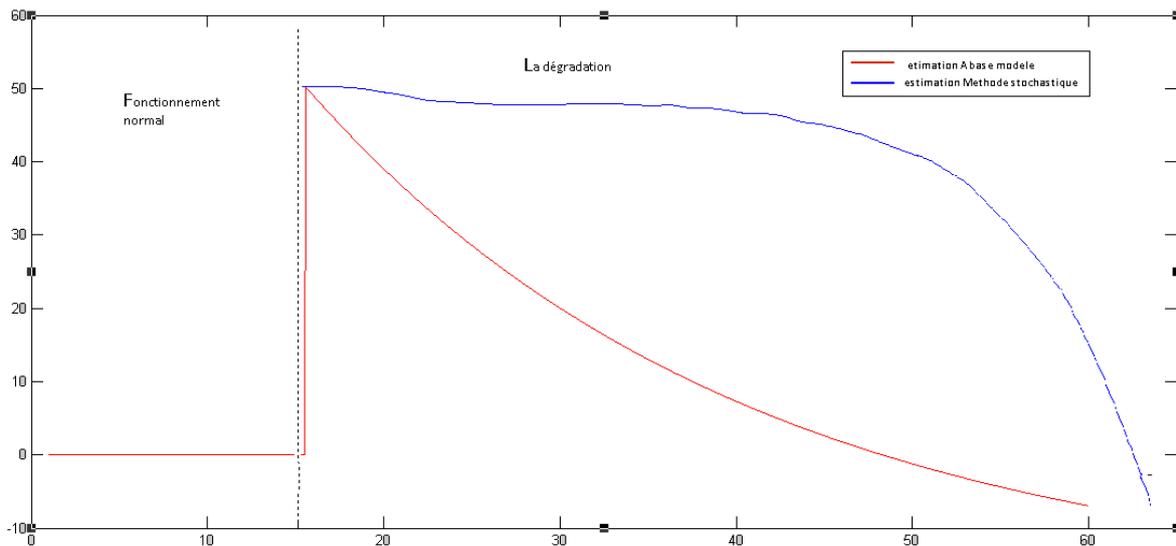


Figure 3-15- RUL estimé à base modélé et RUL estimé avec méthode stochastique

Par la comparaison de l'estimation de dégradation et l'estimation de RUL entre la méthode de pronostic a base modèle et pronostic avec processus stochastique :

- l'estimé de dégradation a base modèle est identique à la dégradation réel. Elle représente à 100% la vrai dégradation par contre l'estimé de stochastique est juste une approche de réel. Qui suit la même trajectoire mais reste un écarte de la réalité.
- Le RUL estimé par méthode a base modèle = 31s est l'estimé par méthode stochastique =50s. il a une différence de 19s. le RUL stochastique est plus long que a base modèle.

Enfin, on peut dire que la méthode à base modèle est la plus précise et plus fiable pour faire le pronostic mais la difficulté de faire la représentation mathématique pour tous les modèles si on peut, le processus stochastique est une solution alternative pour faire le pronostic mais il est moins précis.

### **3.6 Conclusion :**

Dans ce chapitre, les résultats de simulation du pronostic de défaillance sont présentés. Le module de diagnostic ainsi de pronostic sont basée sur les méthodes à base modèles. Et le mouvement brownien et filter de kalman applique le processus stochastique. Les résultats montrent l'applicabilité de la méthode développée. Nous rappelons que l'inconvénient de l'utilisation de ces méthodes est les hypothèses simplificatrices.

# **CONCLUSION**

# **GENERALE**

## **Conclusion générale :**

Dans ce mémoire, nous avons présenté le problème de pronostic de défaillance. Et comparé entre deux méthodes de réalisation de la maintenance prévisionnelle. Qui ont pour but de détecter la dégradation et d'estimer la durée de vie résiduelle avant la défaillance RUL. Pour montrer l'applicabilité de l'approche, nous avons considéré un moteur à courant continu. Les résultats de simulation sous matlab ont confirmé l'applicabilité du système intégré de maintenance prévisionnelle développé.

## **Perspective :**

Il serait intéressant de valider la méthodologie développée sur un système réel afin de montrer son efficacité.

# ANNEXE :

```
% RUL estimation using an Adaptive stochastic model
% DM is considered to be exponential in nature
% The DM coefficient is considered to be known apriori
% ECC 2016 Paper By MA Djeziri et al.

clear all
close all
clc

F=0.1; % initial condition

for i=1:46
    F(i+1)=F(i)*exp(0.1) ;
end

t=14:60;

n = 0.1*randn(1,47); % observation noise
x = 1.5+ F + n ; % the observation model

% Trajectory prediction

xe=zeros(length(t),1);
xcov=zeros(length(t),1);

Q = 1; % Matrice de co-variance sur les CIs
R = 1; % Matrice de co-variance sur l'estimation de l'etat

% State space Dynamic BM

A = [1 1;0 1];
B = [0 0.1];
C = [1 0];

P = B*Q*B'; % Initial error covariance

ve=(zeros(2,1)); % intial condition

l=0.1*randn(1,length(t));

% Kalman filter

for i=1:length(t)
    Mn = P*C'/(C*P*C'+R);
    ve = ve + Mn*(x(i)-C*ve); % x[n|n]
    P = (eye(2)-Mn*C)*P; % P[n|n]
    xe(i) = C*ve;
    errcov(i) = C*P*C';
end
```

```

    ve = A*ve + 0.1*1(i);           % x[n+1|n]
    P = A*P*A' + B*Q*B';           % P[n+1|n]
end

figure(1)
plot(t,x,'--',t,x,'-')

for i=1:length(xe)
    err(i)=(xe(i)-10); % 10 seuil de défaillance
    rul(i) = -(err(i))/(0.1*sqrt(2*pi))*exp(-(err(i))^2/2*(0.1)^2);
end

figure(2)
plot(t,rul)

```

# Bibliographie :

[1] Adama Fanhirii SANGARE, « étude d'un laboratoire virtuel de simulation des machines à courant continu », 2010

[2] Samir Benmoussa «Approche Bond Graph pour la détectabilité et l'isolabilité algébriques de défauts composants Thèse de doctorat 2013

[3] SAYAD Meriem, « Développement et application d'une méthode de pronostic à base de modèle dynamique sur un moteur à courant continu », 2014

[4] David Gucik-Derigny «Contribution au pronostic des systèmes à base de modèles : théorie et application» thèse de doctorat ,2011

[5] « Fault prognosis based on physical and stochastic models » Mohand Djeziria, Thi-Bich-Lien Nguyen a, Samir Benmoussa, Nacer M'Sirdi a laboratoire des Sciences de l'Information et des Systèmes (LSIS) UMR CNRS 7296 France

[6] Edouard Diez Lledo. Diagnostic et Pronostic de d' défaillances dans des composants d'un moteur d'avion. Automatique / Robotique. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2008. Français.

[7] Otilia Elena Vasile - Dragomir. Contribution au pronostic de d' défaillances par réseau neuro-flou : maitrise de l'erreur de prédiction.. Automatique / Robotique. Université de Franche-Comté,

[8] <http://www.techniques-ingenieur.fr> , un site internet contient énorme informations de pronostic

