

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة الدكتور الطاهر مولاي سعيـدة

Université Saida Dr Tahar Moulay –
Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Mémoire de fin d'études présenté pour l'obtention du Diplôme de MASTER

En : Automatique

Spécialité : Automatique et Systèmes

Par : MIMOUNI Amine

Sujet

Diagnostic d'un système linéaire approche par l'estimation paramétrique

Soutenue publiquement en **20/09/2023** devant le jury composé de :

Dr MRAH abdelkader	Univ. Saida	Président
Mr BOUROUINA abdelkader	Univ. Saida	Rapporteur
PR MOSTEFAI mohamed	Univ. Saida	Examineur

Année universitaire 2022/2023

Remerciement

Je remercie dieu pour m'avoir donné le courage et la force, et m'avoir aidé tout le long de ce parcours pour réaliser ce modeste travail.

Nous souhaiterions tout d'abord adresser nos sincères remerciements à Monsieur bourouina abdelkader le responsable du projet fin d'étude. Il m'a fait bénéficier de ses conseils et ses encouragements ont permis à ce travail d'aboutir.

Mes vifs remerciements vont à ma famille essentiellement mon Père et ma Mère , mes frère pour son soutien moral.

A tous mes amis.

Et je présente un grand remerciement à toute personne ayant contribué, de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail, .

Dédicace

A ma mère ,et mon père et mes frs mes frères mohamed ahmed nono et houcin

A mes amis par tout et bien sur merci à mes ennemis

A la famille ben attalah et mimouni

A Quartuer aoun ali

A mon camarade Ali_reda_hamou_amine.k

A tous les gens qui sont connue mois.

A mes camarades à la classe de 2ème Master automatique des système

*A tous les enseignants de notre faculté. Personnellement à vous Monsieur
bourouina abdelkader*

Mimouni amine

Sommaire

Introduction générale

CHAPITRE 1 : Généralité sur le diagnostic du système

1-1 Introduction.....	1
1.1. Estimation paramétrique.....	1
1.2. Diagnostic.....	2
1.3. Défaut.....	2
1.4. Dégradation.....	2
1.5. Panne.....	2
1.6. Signe.....	3
1.7. Les différents types de défauts.....	3
1.8. Les défauts de capteurs.....	3
1.9. Les défauts d'actionneurs.....	3
1.10. Les défauts composants ou systèmes.....	6
1.11. Caractéristiques d'un système de diagnostic.....	7
1.12. Performance d'une procédure de diagnostic.....	8
1.13. Caractéristiques d'un système de diagnostic.....	9
1.14. Les étapes du diagnostic	10
1.15. Présentation des méthodes de diagnostic	10
1.15 Diagnostique par traitement du signal	10
1.16 Méthodes de diagnostic à base de modèles qualitatifs.....	11
1.17 Méthodes de diagnostic à base de modèles quantitatifs.....	11
1.18 Méthodes de diagnostic à base de modèle.....	11
1.19 Espace de parité	11
1.20 Méthodes d'estimation paramétrique.....	12
1.21 Méthodes de diagnostic à base d'observateurs	12
1.22 Principe du diagnostic	13

1.23	Principe des méthodes de reconnaissance des formes en diagnostic.....	14
1.24	Classification des méthodes de diagnostic.....	16
1.25	Méthodes de diagnostic à base de modèle	16
1.26.	Les Avantages du diagnostic	17
1.27	Les Inconvénients du diagnostic	18
1.28	Les systèmes linéaires et non linéaires	18

CHAPITRE 2 : ESTIMATION PARAMETRIQUE

2-1	Introduction :	20
2.2	Identification paramétrique	20
2.3	Moindre carre	21
2.4	Identification basée sur l'erreur de sortie	22
2.5	Méthode des moindres carrés	24
2.6	Choix du signal d'excitation	30
2.7	Choix du signal d'excitation	32
2.8	La séquence binaire pseudo-aléatoire (SBPA)	34
2.9	Identification par la méthode variable instrumentale	37
	Conclusion	53

CHAPITRE 3: Diagnostic D'un System électromécanique Approche Par Estimation paramétrique.

	introduction	55
3.1.	description d'un moteur a courant continu [1]	55
3.2	Modélisation d'un actionneur électrique.....	56
3.3	Modélisation du circuit statorique	57
3.4	Modélisation de circuit rotorique.....	57
3.5	modèle de la partie mécanique	58
3.6	Modélisation de la partie motrice	59

3.7 on reprend ici le modèle du moteur à courant continu à excitation indépendante.....	59
3.8 Génération des Résidus par l'estimation paramétrique stochastique	61
3.9 Resultats de sumilation	63
Conclusion générale.....	76

Figure	Page
CHAPITRE 1 : Généralité sur le diagnostic du système	
Figure. (1.1): Différents types de défauts : a) défaut abrupt, b) défaut intermittent, c) défaut graduel	07
Figure (1-2) : Les Etapes du Diagnostic	10
Figure (1-3): différentes Etapes du Diagnostic	13
Figure (1-4) : Principe du diagnostic	14
Figure (1-5): classification des méthodes du diagnostic	17
CHAPITRE 2 : Estimation paramétrique	
Figure (2.1) : 1 Identification basée sur l'erreur de sortie	21
Figure (2.2) : Modèle du système	22
Figure (2.3) : la réponse indicielle	23
Figure (2. 4) : la réponse indicielle discrète	37
Figure (2. 5) : signal d'excitation (PRBS)	38
Figure (2- 6) : step Reponse GlS sans bruit ($V_a=0$)	40
Figure (2- 7) : step reponse GLS_noise	42
Figure (2.8) : step reponse variable instrumental	44
Figure (2- 9) : step reponse Gz	46
Figure (2- 10) : step reponse avec bruit $V_a=0.1$ pour 100 et 1000 et 10000 itiration	48

CHAPITRE 3: Diagnostic d'un système linéaire approché par l'estimation paramétrique

Figure (3.1) : stator et rotor du moteur courant continu	55
Figure (3.2) : schéma de principe du moteur à courant continu à excitation indépendante	56
Figure (3.3) - commande par l'introducteur	60
Figure (3.4) – commande par l'induit	60
Figure (3- 5) : Bloc de simulation pour synthèse des résidus	64
Figure (3- 6) la commande U et la vitesse W	65
Figure (3- 7) le résidu θ_1 (erreur de résistance R)	67
Figure (3- 8) le résidu θ_2 (erreur de l'inductance L)	69
Figure (3- 9) le résidu θ_3 (erreur de l'inertie J)	71
Figure (3- 10) le résidu θ_4 (erreur de la charge T)	73
Figure (3- 11) le résidu θ_5 (erreur de frottement K_f)	75
	76
	77

Introduction générale

Introduction Générale

Introduction générale :

En raison d'une modernisation incessante des outils de production, les systèmes industriels deviennent de plus en plus complexes et sophistiqués. En parallèle, une demande accrue de fiabilité, de disponibilité, de reconfigurabilité et de sûreté de fonctionnement des systèmes sont devenus de véritables enjeux du troisième millénaire. L'Automatique, qui repose sur une notion de système représentant un ensemble d'éléments formant un tout structuré, a permis à l'homme de développer des méthodes de supervision telles le diagnostic et la commande tolérante aux défauts des systèmes.

Le fait de pouvoir effectuer en temps réel un diagnostic de l'outil de production peut également contribuer à prévoir et éviter des pannes voire des casses matérielles, aux graves conséquences sécuritaires ou économiques. Cela permet donc l'amélioration de la production par minimisation des arrêts ainsi que leurs durées.

Cette mémoire est consacré à la mise en œuvre de méthodes de diagnostic des par estimation paramétriques Cette méthode est utilisable à la fois dans le cas des systèmes déterministes et dans le cas des systèmes stochastiques. Elle s'appuie sur l'élaboration de signaux permettant de tester la cohérence des mesures par rapport à leurs valeurs calculées à l'aide d'un modèle . D'un point de vue général, la méthode consiste à vérifier les relations algébriques entrées/sorties du modèle en utilisant les mesures réelles. Pour cela, les signaux recueillis sur le système sont injectés dans les relations entrées/sorties et les signaux ainsi créés sont utilisés comme résidus. . on généralisé cette methodes on utilise l'estimation récursive, c'est à- dire des relations faisant intervenir les valeurs des sorties des capteurs et les entrées des actionneurs à différents instants. Enfin, l'estimation parametriques permet le diagnostic en temps réel. Notre travail s'articulera autour de trois chapitres :

Dans le premier chapitre-nous exposerons une généralité sur les méthodes de diagnostic

Le deuxième chapitre est consacré au l'estimation paramétrique par la méthode de moinder carrée(simple instrumental récursive avec une application sur un système linéaire

Dans le troisième chapitre représentera la modélisation d'un moteur à courant continu et le diagnostic par la méthode d'estimation paramétrique récursive, avec une simulation des différents résultats et les tests.

A la fin une conculsion générale

CHAPITRE 1 :

*Généralité sur le diagnostic du
système*

1.1 Introduction

C'est une évidence de constater que la commande des systèmes devient de plus en plus complexe ; cela est dû à la nature des systèmes, mais aussi à la volonté de contrôler tous les paramètres et toutes les perturbations affectant le système. Dans cette dynamique s'est développée la discipline de la sûreté de fonctionnement. Pour un grand nombre d'applications, il est nécessaire d'implanter un système de surveillance afin de détecter, isoler, voire identifier tout dysfonctionnement. Un système de surveillance doit permettre de caractériser le mode de fonctionnement d'un système à partir d'informations préalablement collectées, en reconnaissant et en indiquant les anomalies de comportement. Cette surveillance peut être réalisée en mode exploitation ou en mode hors exploitation.

Chacun des modes présente un certain nombre d'avantages et d'inconvénients. Le mode d'implémentation en exploitation permet de réagir rapidement en cas de problèmes et s'accompagne souvent d'une procédure de maintenance sur site. Il impose un traitement en temps réel des différents signaux. Le mode d'implémentation hors exploitation permet de faire de la maintenance préventive et peut être utilisé en complément du mode d'implémentation en exploitation lorsque celui-ci ne permet pas de préciser la raison du dysfonctionnement du système.

Du fait de la variété des systèmes et des défauts à diagnostiquer ainsi que l'hétérogénéité des informations disponibles, diverses approches ont été développées pour la détection et la localisation de défauts. Ces approches peuvent être classées selon la disponibilité d'un modèle du processus à surveiller. Dans le cas où le modèle n'est pas disponible, c'est l'analyse des données fournies par le système qui permet de décider de son état. Dans le deuxième cas, les redondances d'information et la connaissance fournie par le modèle sont utilisées pour caractériser le mode de fonctionnement du système. Des signaux indicateurs de défauts, nommés résidus, sensibles aux différents types de défauts, doivent être alors générés. Ils doivent contenir suffisamment d'informations pour que soit possible la localisation d'un ou plusieurs défauts. De plus, ils doivent être insensibles aux différentes perturbations inconnues agissant sur le système ainsi qu'aux incertitudes liées aux imprécisions du modèle. L'évolution de ces résidus permet de décider si le mode de fonctionnement est normal ou non.

Ce chapitre présente des généralités sur le diagnostic. Après une représentation de la terminologie utilisée dans la littérature scientifique dans le domaine du diagnostic, les principales approches de détection seront énoncées. Les méthodes usuelles et avec modèle analytique seront évoquées.

1.2 Estimation du problème

Le problème de la conception des algorithmes de diagnostic peut se formuler comme suit : en utilisant les données disponibles (en ligne ou or ligne), et la connaissance que l'on a du système, il s'agit de produire des décisions les meilleurs possibles relatives à l'état de santé du système. Les données disponibles sont les valeurs des variables mesurées (signaux) et des

paramètres connus du système (sorties, valeurs des consignes mesurées, entrées calculées, paramètres nominaux).

1.3 Diagnostic

De nombreuses définitions sont proposées pour le terme de diagnostic, celle du dictionnaire Robert est rigoureusement étymologique : « action de déterminer une maladie d'après ses symptômes ». L'origine de ce mot provient de deux mots grecs, « dia » qui signifie « par » et « gnossie » qui signifie « connaissance ». Dans l'industrie, le diagnostic est défini par l'ensemble d'actions visant à évaluer un procédé (système) et identifier la cause probable des défaillances à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test de son fonctionnement.

Le diagnostic est en principe défini comme un processus à trois phases :

- détection du mode de fonctionnement.
- qualification du mode de fonctionnement.
- décision à partir de la reconnaissance du mode de fonctionnement.
- La mission pour laquelle le système a été conçu, peut être totalement remplie, partiellement remplie ou non remplie, cela dépend du mode de fonctionnement.

Un système est dit diagnosticable s'il est susceptible d'être soumis à un diagnostic, il doit alors être muni d'organes d'observation (capteurs) et d'un système d'analyse pour étudier les informations fournies. La diagnosticabilité sera l'aptitude d'un système à être diagnostiqué.

1.4. Défaut

Le concept de défaut est fondamental dans les opérations de surveillance pour la conduite et la maintenance des procédés industriels. On appelle défaut tout écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique théorique. Cet écart est idéalement nul en l'absence de défaut. Les défauts peuvent apparaître au niveau des capteurs, des actionneurs ou au niveau du processus lui-même.

1.5. Dégradation

C'est le processus qui amène à état défaillant du système.

1.6. Panne

Lorsque plus aucune fonction n'est assurée le terme de panne est employé à la place du terme défaillance. Défaut Défaillance panne

1.7. Signe

Un défaut est perceptible au travers d'un signe, caractère manifestant un état comportemental anormal. Un signe est caractérisé par un ensemble d'observations qui indique la probabilité de l'existence ou de la vérité d'une chose qui la manifeste la démontre ou permet de la prévoir.

1.8. Les différents types de défauts

D'une manière générale, un défaut correspond à une déviation du comportement normal du système, de son unité de commande ou de son système d'instrumentation. Les défauts peuvent être purement aléatoires (défauts cataleptiques), ou progressifs, dans le cas du vieillissement ou de l'usure (défauts évolutifs).provenance d'un système physique. Il est révélateur de la présence d'un défaut. Les défauts sont des événements qui apparaissent à différents endroits du système, c'est la raison pour laquelle, dans la littérature, les défauts sont classés en fonction de leur localisation, définissant alors des types de défauts.

1.9. Les défauts de capteurs

Ce type de défaut est la cause d'une mauvaise image de l'état physique du système. Un défaut capteur partiel produit un signal avec plus ou moins d'adéquation avec la valeur vraie de la variable à mesurer. Ceci peut se traduire par une réduction de la valeur affichée par rapport à la valeur vraie, ou de la présence d'un biais ou de bruit accru empêchant une bonne lecture. Un défaut capteur total produit une valeur qui n'est pas en rapport avec la grandeur à mesurer.

1.10. Les défauts d'actionneurs

Ils se traduisent par une incohérence entre la consigne d'un actionneur et sa sortie. Les défauts actionneurs agissent au niveau de la partie opérative et détériorent le signal d'entrée du système. Ils représentent une perte totale (défaillance) ou partielle d'un actionneur agissant sur le système. Un exemple de perte totale d'un actionneur est un actionneur qui est resté "collé" sur une position entraînant une incapacité à commander le système par le biais de cet actionneur. Les défauts actionneurs partiels sont des actionneurs réagissant de manière similaire au régime nominal mais en partie seulement, c'est-à-dire avec une certaine dégradation dans leur action sur le système (perte de puissance d'un moteur, fuite dans un vérin, . . .).

1.11. Les défauts composants ou systèmes

Ce type de défaut provient du système lui-même ; bien souvent les défauts n'appartenant pas à un défaut capteur ou actionneur sont classés de manière arbitraire dans cette catégorie. Néanmoins, un défaut composant résulte de la casse ou de l'altération d'un composant du système réduisant les capacités de celui-ci à effectuer une tâche. En pratique, ceci revient à

considérer une modification des caractéristiques du système proprement dit (la CTN : résistance à Coefficient de Température Négatif, d'une chaufferie est cassée, un roulement est altéré, . . .)

Une autre classification des défauts à partir de leurs évolutions temporelles les définit comme suit:

1.12 Ponctuels : Un défaut ponctuel ou passager se caractérise par une durée brève et un écart significatif par rapport à la moyenne locale. Ses origines sont le plus souvent localisées au niveau des systèmes de collecte et de transport des mesures (parasites électromagnétiques, ...etc.).

1.13 Abrupts : La caractéristique principale de ce type de défauts est la discontinuité dans l'évolution temporelle de la variable. Cette évolution, si elle ne correspond pas aux évolutions dynamiques normales attendues pour la variable (changement de consigne), est caractéristique d'une panne brutale de l'élément en question : arrêt total ou partiel, Intermittents : Il s'agit d'un type de défauts caractéristiques de faux contacts ou de pannes intermittentes de capteurs. C'est un cas particulier de défaut brutal sur un capteur avec perte aléatoire de signal,

1.14 Graduels : Ils apparaissent de manière progressive avec une amplitude croissante. Ils se présentent sous la forme de dérives souvent dues au vieillissement ou à l'usure. Ce type de défauts est caractéristique d'un encrassement ou d'une dérive dans les paramètres caractéristiques du procédé. Il s'agit de défauts très difficiles à détecter, car leurs évolutions temporelles sont les mêmes que celles d'une modification paramétrique lente représentant une non-stationnarité du procédé.

La figure 1.2 résume cette classification des défauts à partir de leurs évolutions temporelles.

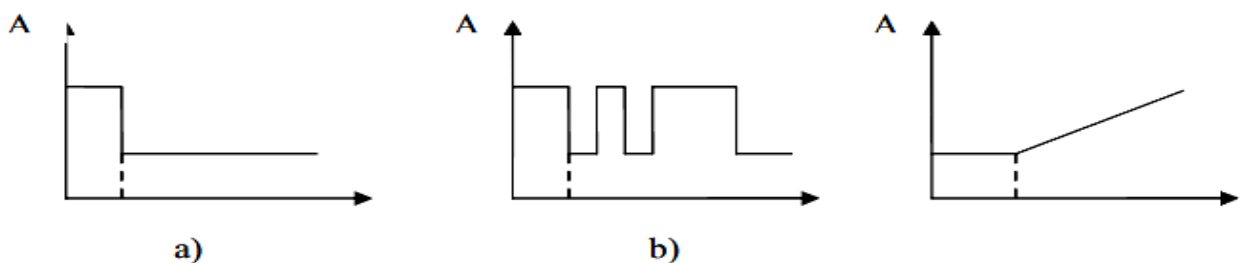


Figure. 1.1: Différents types de défauts : a) défaut abrupt, b) défaut intermittent, c) défaut graduel

1.15 Les défauts peuvent également avoir un effet additif ou multiplicatif :

Défauts à effets additifs : Ils correspondent à des entrées inconnues agissant sur le système. En présence d'un tel défaut, les grandeurs de sortie du système varient indépendamment des entrées connues.

Les défauts à effets multiplicatifs: Les défauts à effets multiplicatifs correspondent à des modifications des paramètres du modèle représentant le système. Ils engendrent des variations des sorties dont l'amplitude dépend des valeurs des unités connues.

1.16. Caractéristiques d'un système de diagnostic

L'ensemble des caractéristiques souhaitées qu'un système de diagnostic devrait posséder [Venkatasubramanian, 2003] est :

- a) Détection rapide.
- b) Isolation : c'est l'habilité pour différencier les défauts.
- c) Robustesse vis-à-vis de certains bruits et d'incertitudes.
- d) Identification de nouveauté : on se réfère à la capacité de décider si le processus est en état normal ou anormal. Dans le cas d'anomalie, il faut identifier s'il s'agit d'un défaut connu ou d'un nouveau défaut.
- e) Estimation de l'erreur de classification du défaut (diagnostic) en vue de sa fiabilité.
- f) Adaptabilité: le système de diagnostic devrait être adaptable aux changements de conditions du processus (perturbations, changements d'environnement).
- g) Facilité d'explication de l'origine du défaut et de la propagation de celui-ci. Ceci est important pour la prise de décision en ligne.
- h) Conditions de modélisation : pour le déploiement rapide et facile des classificateurs de diagnostic en temps réel, l'effort de modélisation devrait être aussi minimal que possible.
- i) Facilité de mise en oeuvre informatique (faible complexité dans les algorithmes et leur implémentation) et capacité de stockage.
- j) Identification de multiples défauts : pour de grands processus, l'énumération combinatoire de multiples défauts est trop importante et ils ne peuvent être explorés de manière exhaustive.

1.17 Performance d'une procédure de diagnostic

Comment s'assurer que le système de diagnostic développé soit le plus performant possible ? Pour répondre à une telle question, il convient tout d'abord de définir en vertu de quels critères le système peut être évalué. D'une manière générale, nous pouvons regrouper les différents critères de performance du système de détection de la manière suivante :

- Détectabilité,
- Isolabilité,
- Sensibilité,
- Robustesse,
- Coût économique,
- Temps de développement.

La notion de détectabilité est l'aptitude du système de diagnostic à pouvoir déceler la présence d'une défaillance sur le procédé. Elle est fortement liée à la notion d'indicateurs de défauts (résidus) ; le générateur de résidu doit, d'une certaine manière, être sensible à la défaillance que l'on souhaite détecter. L'isolabilité est la capacité du système de diagnostic à remonter directement à l'origine du défaut. Une alarme engendre bien souvent de nouvelles alarmes et il devient dès lors difficile de retrouver l'organe défaillant. La propriété d'isolabilité est liée à la structure des résidus et à la procédure de détection elle-même. La sensibilité caractérise l'aptitude du système à détecter des défauts d'une certaine amplitude. Elle dépend non seulement de la structure des résidus mais aussi du rapport de l'amplitude du bruit de mesure avec celle du défaut.

La robustesse détermine la capacité du système à détecter des défauts indépendamment des erreurs de modélisation (sensibilité du résidu aux défauts et insensibilité vis-à-vis des perturbations). Généralement, la robustesse est définie par rapport à toutes les entrées inconnues.

En pratique, d'autres critères sont à prendre en considération. En phase d'industrialisation, les contraintes ergonomiques et économiques sont essentielles. La rapidité de détection peut être un facteur déterminant. De même, les coûts économiques vont conditionner la stratégie de diagnostic. Le système nécessite-t-il des composants trop chers pour sa conception, le temps de développement est-il trop important ? Autant de points à vérifier afin de satisfaire le cahier des charges.

1.18 Caractéristiques d'un système de diagnostic

L'ensemble des caractéristiques souhaitées qu'un système de diagnostic devrait posséder [Venkatasubramanian, 2003] est :

- a) Détection rapide.
- b) Isolation : c'est l'habilité pour différencier les défauts.
- c) Robustesse vis-à-vis de certains bruits et d'incertitudes.
- d) Identification de nouveauté : on se réfère à la capacité de décider si le processus est en état

normal ou anormal. Dans le cas d'anomalie, il faut identifier s'il s'agit d'un défaut connu ou d'un nouveau défaut.

e) Estimation de l'erreur de classification du défaut (diagnostic) en vue de sa fiabilité.

f) Adaptabilité: le système de diagnostic devrait être adaptable aux changements de conditions du processus (perturbations, changements d'environnement).

g) Facilité d'explication de l'origine du défaut et de la propagation de celui-ci. Ceci est important pour la prise de décision en ligne.

h) Conditions de modélisation : pour le déploiement rapide et facile des classificateurs de diagnostic en temps réel, l'effort de modélisation devrait être aussi minimal que possible.

i) Facilité de mise en oeuvre informatique (faible complexité dans les algorithmes et leur implémentation) et capacité de stockage.

j) Identification de multiples défauts : pour de grands processus, l'énumération combinatoire de multiples défauts est trop importante et ils ne peuvent être explorés de manière exhaustive.

1.19 Les étapes du diagnostic :

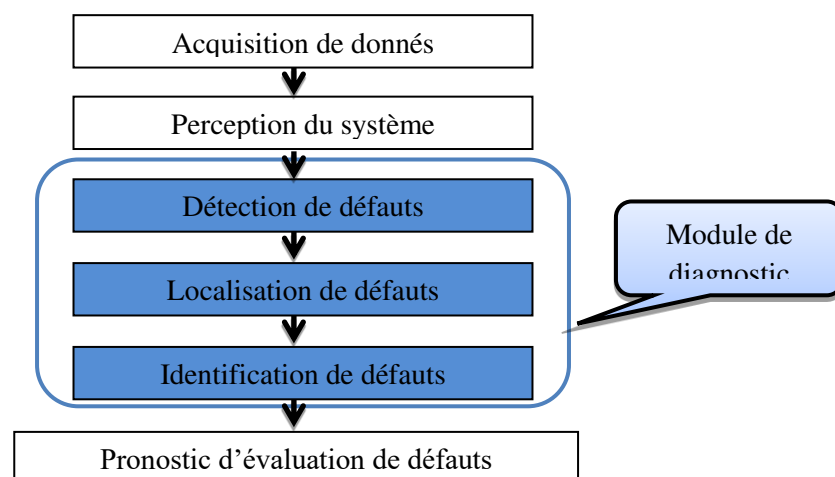


Figure 1-2 : Les Etapes du Diagnostic

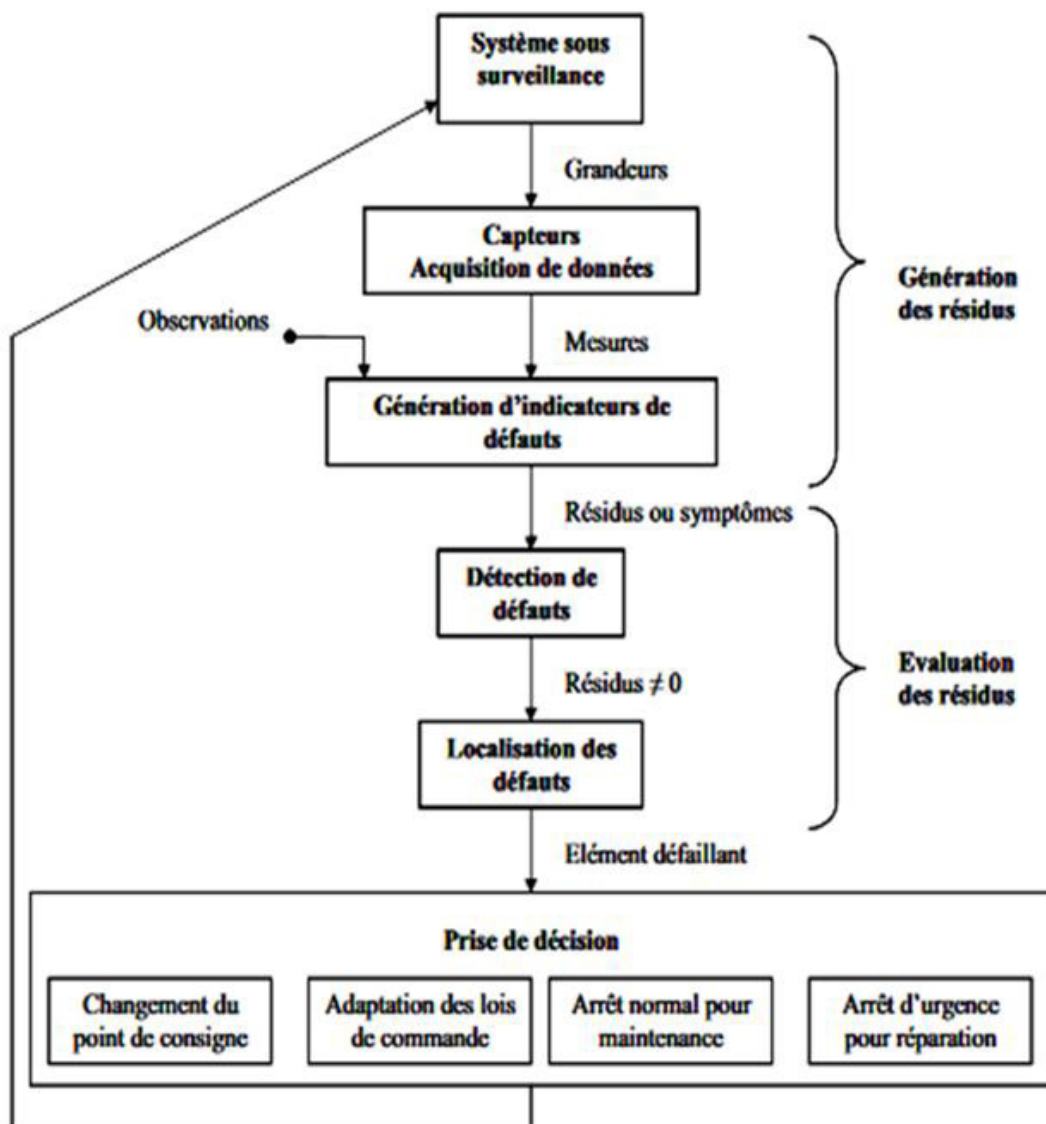


Figure 1.3 : Différentes étapes du diagnostic

1.21 Présentation des méthodes de diagnostic :

Selon que l'on dispose, ou pas, d'un modèle mathématique représentatif du système, les méthodes de diagnostic se répartissent en deux grandes classes. Dans le premier cas, on utilise des redondances d'informations et la connaissance fournie par le modèle mathématique pour caractériser le mode de fonctionnement ou l'état du système, puis décider s'il est normal ou anormal. Dans le deuxième cas, c'est l'analyse des données fournies par le système qui permet de décider de son état.

Les méthodes les plus familières aux automaticiens sont les méthodes basées sur l'utilisation de modèles mathématiques. Celles-ci utilisent la redondance existante entre les différentes variables mesurées en termes de relations statiques ou dynamiques.

Dans l'étude qui suit, il sera question de présenter les différentes méthodes de détection et d'isolation des défauts. L'intérêt portera surtout sur les méthodes à base de modèle mathématique.

1.22 Classification des méthodes de diagnostic

Les premières méthodes de diagnostic furent basées sur la redondance des matériels jugés critiques pour le fonctionnement du système. La redondance matérielle est très répandue dans les domaines où la sûreté de fonctionnement est cruciale pour la sécurité des personnes et de l'environnement, comme dans l'aéronautique ou le nucléaire. Les principaux inconvénients de la redondance matérielle sont liés aux coûts dus à la multiplication des éléments ainsi qu'à l'encombrement et aux poids supplémentaires qu'elle génère. On peut globalement distinguer deux grandes familles de méthodes de diagnostic.

- -Les méthodes basées sur une modélisation des systèmes ou sur des signaux, qualifiées de
« méthodes avec connaissance à priori »
- Les méthodes basées sur l'intelligence artificielle également appelées « méthodes sans connaissance à priori ».

Ces deux méthodes coexistent au sein d'un même système de diagnostic. Cette utilisation conjointe des deux approches qualitatives et quantitatives, permet l'exploitation de l'ensemble des connaissances disponibles concernant le fonctionnement du système. La figure 1.4 donne un panorama général des différentes méthodes de diagnostic.

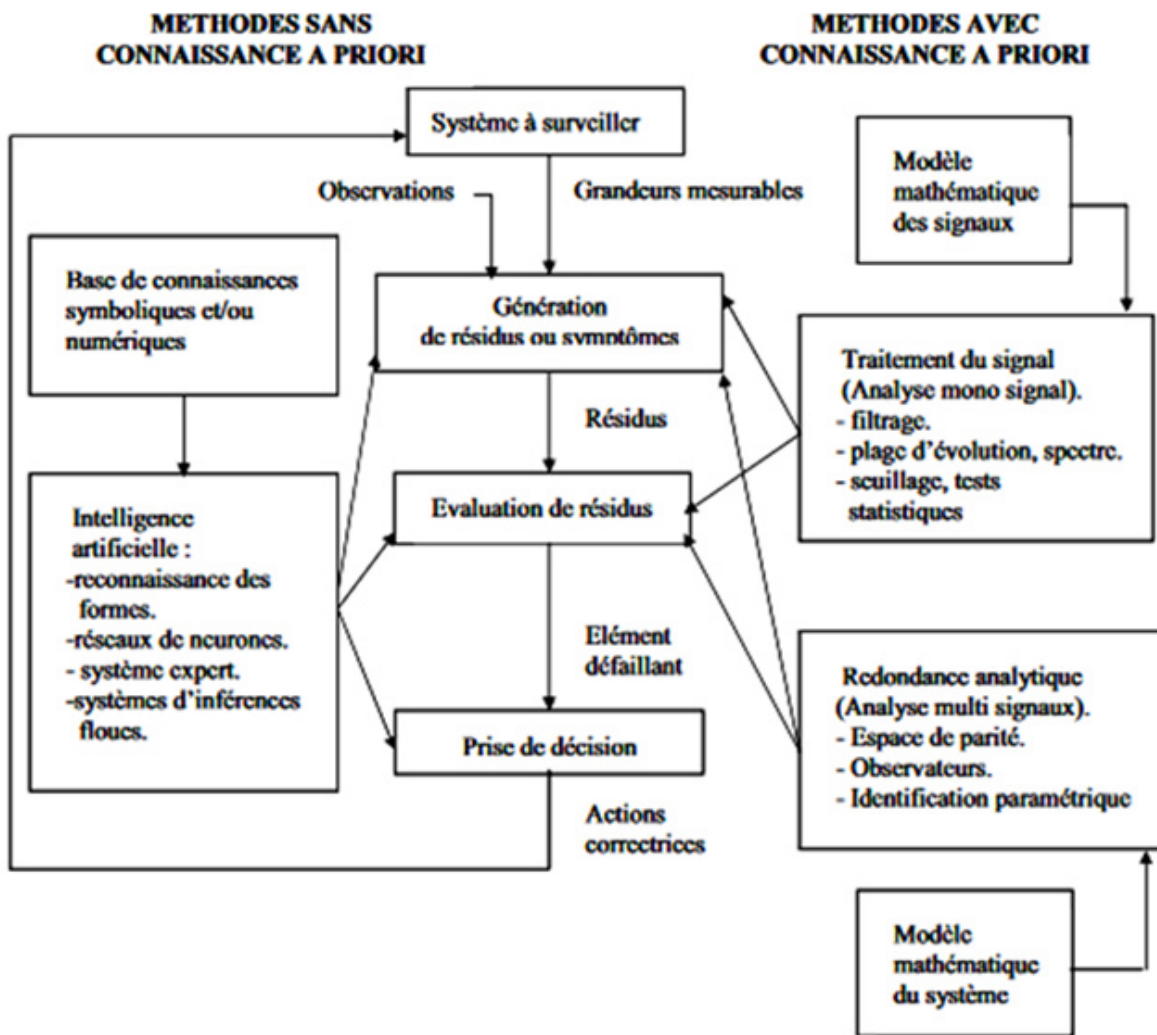


figure 1.4 : classification des méthodes du diagnostic

1.22.1 .Diagnostic par traitement du signal :

Le traitement et l'analyse d'un signal peuvent être parfois utiles dans le domaine de diagnostic en effet, La mesure d'un signal indique des oscillations qui peuvent être harmoniques, de nature stochastique ou les deux simultanément. La variation de ces signaux peut être reliée aux défauts.

Ainsi, d'une manière générale, on peut déterminer les caractéristiques d'un signal relatif à un défaut en déterminant par exemple son amplitude. Il existe toutefois d'autres possibilités qui consistent à déterminer les fonctions d'auto corrélation, les transformées de Fourier ou la densité spectrale.

1.22.2 Méthodes de diagnostic à base de modèles qualitatifs :

Les modèles qualitatifs permettent d'abstraire le comportement du procédé avec un certain degré d'abstraction à travers des modèles non plus mathématiques mais des modèles de type symbolique. Ces modèles décrivent d'une manière qualitative l'espace d'état continu du système. Contrairement aux modèles de type numérique, les modèles qualitatifs ne représentent pas la physique du système, mais ils le décrivent en termes de mode de fonctionnement.

1.22.3 Méthodes de diagnostic à base de modèles quantitatifs :

Ces méthodes reposent sur l'estimation de l'état, des paramètres ou de l'espace de parité en utilisant des modèles mathématiques du système décrivant le comportement du système. Si l'écart entre ces modèles et les variables du système dépasse un certain seuil, une défaillance est alors détectée. A ce moment, un résidu sera généré et comparé avec toutes les signatures des défauts connues, afin d'isoler et d'identifier la défaillance. Parmi les différentes méthodes de détection et de diagnostic utilisant des modèles mathématiques, nous trouvons principalement celles utilisant l'espace de parité, l'estimation paramétrique et celle à base d'observateurs.

1.22.4 .Méthodes de diagnostic à base de modèle :

Le principe de ces méthodes consiste à comparer le comportement du système avec le comportement du modèle qualitatif et/ou quantitatif établi. Tout écart est alors synonyme d'une défaillance. Il est nécessaire donc d'avoir des connaissances approfondies sur le procédé à diagnostiquer sous la forme d'un modèle représentatif, qui fournit des grandeurs caractéristiques du procédé qui seront constamment comparées aux grandeurs issues du procédé réel.

Selon le type du modèle (qualitatif et/ou quantitatif), on peut distinguer deux branches de méthodes : les méthodes quantitatives issues de la communauté FDI (Faut Détection and Isolation) et les méthodes qualitatives issues des communautés intelligence artificielle. La dissociation entre les méthodes qualitatives et les méthodes quantitatives n'implique pas que ces deux aspects sont disjoints. En réalité, ces deux types d'approche peuvent coexister au sein d'une même méthode de diagnostic.

1.22.4.1 .Espace de parité :

Cette méthode est utilisable à la fois dans le cas des systèmes déterministes et dans le cas des systèmes stochastiques. Elle s'appuie sur l'élaboration de signaux permettant de tester la cohérence des mesures par rapport à leurs valeurs calculées à l'aide d'un modèle (on parle aussi de consistance des mesures, de leur parité). D'un point de vue général, la méthode consiste à vérifier les relations algébriques entrées/sorties du modèle en utilisant les mesures réelles. Pour cela, les signaux recueillis sur le système sont injectés dans les relations entrées/sorties et les signaux ainsi créés sont utilisés comme résidus. La méthode a été développée au début pour le cas statique, puis elle a été généralisée plus tard pour cas des systèmes dynamiques. Cette généralisation utilise la redondance temporelle, c'est à- dire des relations faisant intervenir les valeurs des sorties des capteurs et les entrées des actionneurs à différents instants. Enfin, la redondance fréquentielle est également utilisée.

1.22.4.2 .Méthodes d'estimation paramétrique :

Quand la structure du modèle est connue la détection et la localisation des défauts peuvent être effectuées en utilisant des techniques d'identification. L'idée de base consiste à estimer les paramètres du système en temps réel et de les comparer aux paramètres non affectés par les défauts. Pour cela on doit établir un modèle mathématique du système à diagnostiquer et décrire toutes les relations qui existe entre les constantes physiques et les paramètres du modèle, puis estimer les paramètres du système ainsi que ceux du modèle à partir des entrées et sorties du système. Le vecteur de résidus est obtenu en faisant la différence entre les grandeurs estimées et les valeurs nominales.

1.22.4.3 .Méthodes de diagnostic à base d'observateurs :

Cette approche s'appuie sur une bonne connaissance du modèle et de ses paramètres, et nécessite l'intégration des diverses relations qui, contrairement aux relations de parité, sont différentielles. Le diagnostic de défaut à base d'observateurs est basé sur le principe de génération de résidus en comparant les grandeurs disponibles du système réel aux grandeurs estimées (issues de l'observateur). L'état du système est reconstruit en se recalant à l'aide de certaines mesures, le gain de l'estimateur dépendant des objectifs et des performances désirées. Dans le cas des systèmes linéaires, la structure de base des reconSTRUCTEURS est toujours la même, un modèle parallèle corrigé à l'aide de l'erreur d'estimation multipliée par un gain adéquat, mais dans le cas non linéaires le problème s'avère difficile. En diagnostic, la construction d'observateur est beaucoup plus complexe que ce qu'il en est dans le cas de commande dans la mesure où les paramètres d'observateurs jouent un rôle aussi sur

la manière dont les défauts vont affecter les résidus. En plus d'assurer la stabilité, ces paramètres doivent permettre de structurer les résidus afin de localiser les défauts. Cependant, pour ce type de stratégie, si une anomalie apparaît, elle affecte en général toutes les composantes des vecteurs résidus ; de ce fait, le problème de localisation est plus complexe que ce qu'il en est dans le cadre de l'espace de parité. Pour résoudre ce problème, une solution consiste à construire des bancs d'observateurs où chacun d'entre eux surveille un défaut.

1.23 Principe du diagnostic :

Le diagnostic détermine comment une faute affecte les sorties du processus. Dans l'approche FDI décrite auparavant, la détection d'erreur et le diagnostic de faute(s) regroupent trois étapes :

- Détecter l'existence d'une erreur.
- Localiser la faute.
- Caractériser l'amplitude de la faute (identifier)

L'étape de détection et de localisation sont toujours mis en œuvre en surveillance. La localisation est introduite lorsqu'aucune décision d'action sur la commande n'est requise. La localisation et l'identification constituent le diagnostic de fautes. La combinaison des trois fonctions présentées est définie par la stratégie de surveillance ou de supervision mis en œuvre. L'algorithme de diagnostic doit être : insensible aux perturbations, rejeter les bruits, robuste par rapport aux erreurs de modélisation, et sensible par rapport aux défauts (Voir figure 5) [10].

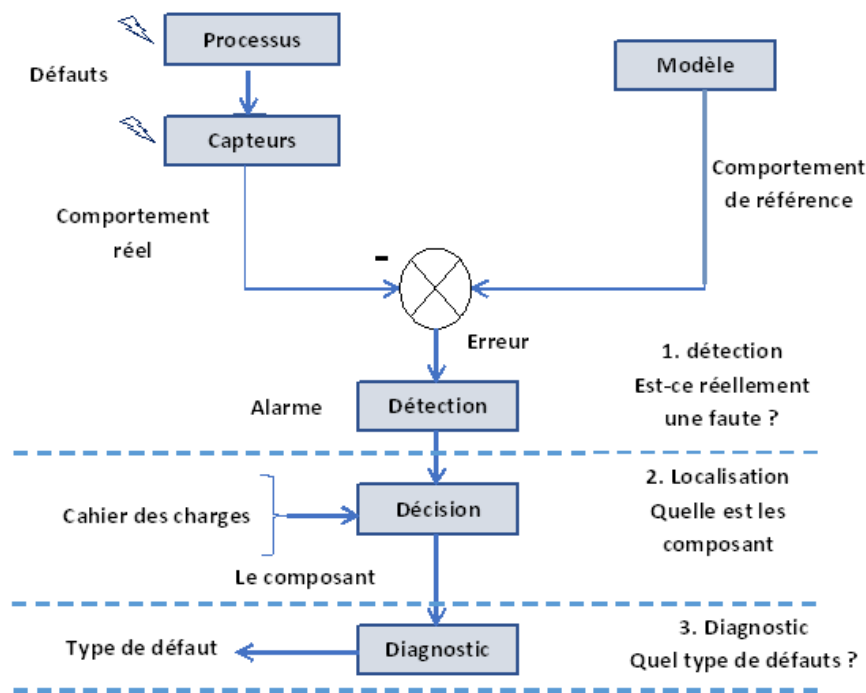


Figure 1-5 : Principe du diagnostic

1.24 Les Avantages du diagnostic :

- Applicable aux systèmes linaires et non linéaires
- Méthodes très répandues
- Possibilité de découpler les réponses des entrées inconnues
- Méthode plus robuste aux bruits de mesures
- La connaissance sur le système est découplée de la connaissance de diagnostic
- Il s'agit de connaissance de conception plutôt que d'exploitation
- Les fautes et les symptômes ne doivent pas être anticipés
- Le coût de développement et de maintenance est moindre
- Les modèles fournissent un support adéquat pour l'explication (structure du système explicitement représentée).

1.25 Les Inconvénients du diagnostic :

- Nécessité d'avoir un modèle précis et complet
- Mal adaptée au processus complexe
- Erreur de diagnostic due aux perturbations

- Pas de garantie de détection si le type de défaut n'a pas été modélisé
- Adaptabilité difficile aux changements de processus et manque de méthode générale dû au caractère
- Local du modèle (appliqué au système étudié).

1.26 Les systèmes linéaires et non linéaires :

On dit qu'un système est linéaire si la sortie est linéaire par rapport à l'entrée. Aucun système n'est strictement linéaire, ne serait-ce que par les saturations (butées physiques, par exemple) qu'il comporte. Inversement, un système non linéaire peut parfois être considéré comme linéaire dans une certaine plage d'utilisation. Il faut toujours garder à l'esprit que le système sur lequel on peut travailler n'est qu'un modèle mathématique de la réalité, et que par conséquent, il y a une perte d'information lors du passage au modèle. Bien sûr, il incombe à l'ingénieur de juger la pertinence de son modèle vis-à-vis des objectifs fixés.

Chapitre . 2

2.1. INTRODUCTION

Identification d'un système consiste à rechercher un modèle de représentation permettant de décrire le comportement entrée – sortie du système étudié. Du point de vue pratique l'identification est utilisée pour obtenir, à l'aide d'un modèle mathématique, une représentation approximative d'un système inconnu est trouvée des modèles exprimant les lois physiques connues et régissant le fonctionnement d'un système. Ce type de modèle est dit de *connaissance*.

Dans le cas où la mise en équation d'un système est difficile, on fait appel à des techniques d'identification qui permettent d'établir un modèle à partir de l'observation des signaux d'entrées et de sorties (comportement externe) et de mesures expérimentales. De manière générale, l'identification d'un modèle est effectuée en deux étapes :

- 1- la détermination de la structure du modèle (par exemple l'ordre du numérateur et celui du dénominateur),
- 2- L'estimation des paramètres du modèle

2.2. Identification paramétrique

L'identification consiste à déterminer les paramètres d'un modèle mathématique, dont la structure est établie selon un critère donné, les paramètres des modèles sont obtenus par la minimisation de l'erreur de prédiction entre le signal de sortie mesuré et le signal estimé suivant un critère d'optimalité par exemple : (moindres carrés, erreur quadratique moyenne, maximum de vraisemblance), nous nous intéressons plus particulièrement à la méthode qui est basée sur le blanchissement de l'erreur de prédiction. Formellement l'opération d'identification des paramètres du modèle peut se résumer par la figure ci-dessous

2. 3. Moindre carre :

Il est important de souligner qu'il n'y a pas un algorithme d'estimation paramétrique unique pour tous les types de modèles de bruit fournit des estimations paramétriques asymptotiquement non biaisées. Pour chaque structure de bruit, il y a une erreur entre la sortie du système et celle prédite par le modèle, est utilisée par un algorithme d'adaptation paramétrique, qui à chaque instant d'échantillonnage, va modifier les paramètres du modèle afin d'en minimiser l'erreur suivant un critère. La méthode des moindres carrés a été introduite par Karl Gauss en 1809. Elle a été à la base de toutes les méthodes d'identification et d'estimation des paramètres, cette méthode est basée sur la minimisation d'une fonction quadratique J .

2.4 Identification basée sur l'erreur de sortie

De façon générale le principe est très simple figure (II.). Le système réel et le model mathématique du système sont excités par les mêmes entrées u ; les sorties du système réel y et y_m sont comparées pour créer le vecteur des erreurs de sortie e . Un algorithme d'optimisation, change les paramètres à déterminés regroupés dans le vecteur P pour que le critère J , qui est fonction de e , devient minimal. Si J est minimal, alors nous avons trouvé le meilleur estimé de P au sens du critère choisi. L'erreur de sortie est par conséquent minimale. La figure (II.) présente le principe [11].

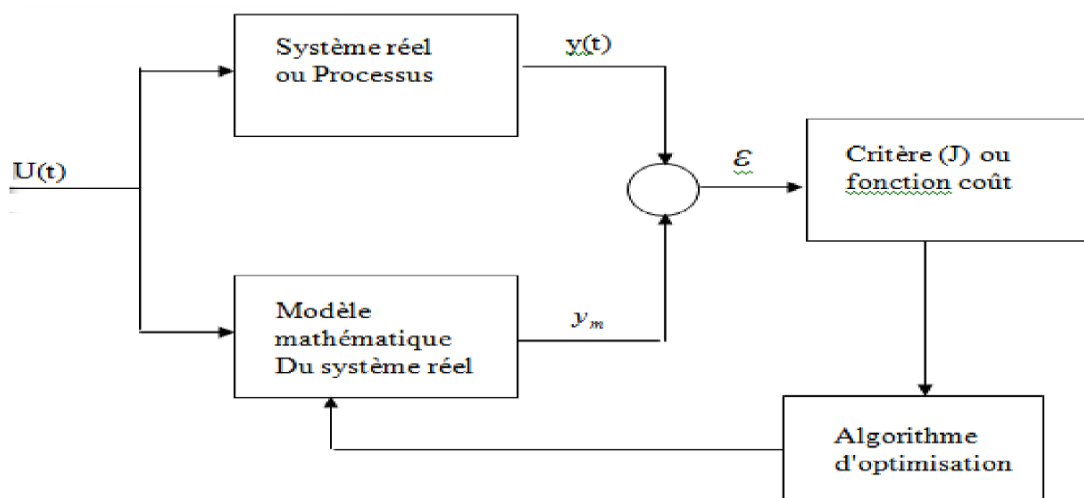


Figure2.1 Identification basée sur l'erreur de sortie

ce critère est général choisi de la form :

$$J = \sum e^2 \quad (2.1)$$

2.5 Méthode des moindres carrés :

Soit le système représenté par le modèle suivant :

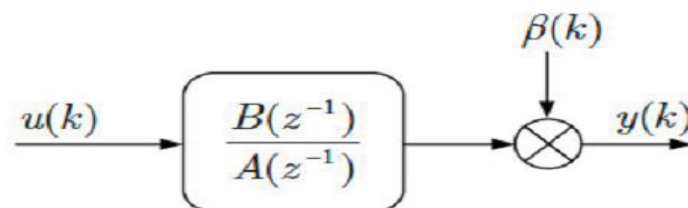


Figure2.2 Modèle du système.

La mise en équation du système donne :

$$Y(k) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(k) + \beta(k) \quad (2-2)$$

Avec $u(k)$ et $y(k)$ séquences d'entrée et de sortie, $\beta(k)$ bruit de mesure, k l'instant d'échantillonnage, $A(z^{-1})$ et $B(z^{-1})$ deux polynômes qui s'écrivent :

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_n z^{-n} \quad (2-3)$$

$$B(z^{-1}) = b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_m z^{-m} \quad (2-4)$$

$$\theta^T = [a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, b_2, \dots, b_m] \quad (2-5)$$

Le vecteur des paramètres du modèle. Si on néglige le bruit de mesure et si on possède N mesures consécutives (u, y) , on peut écrire $N - n$ fois l'équation (2). Soit :

$$\begin{bmatrix} y(n+1) \\ y(n+2) \\ \vdots \\ y(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -y(1) & \dots & -y(n) & u(1) & \dots & u(m+1) \\ -y(2) & \dots & -y(n+1) & u(2) & \dots & u(m+2) \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ -y(N-n) & \dots & -y(N-1) & u(N-n) & \dots & u(N-n+m) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e(n+1) \\ e(n+2) \\ \vdots \\ e(N) \end{bmatrix} \quad (2-6)$$

D'où on en déduit l'estimateur du vecteur des paramètres :

Alors :

$$\underbrace{Y}_{\dim(N-n)} = \underbrace{\varphi}_{\dim(N-n)} \cdot \underbrace{\theta}_{\dim(n+m+1)} \cdot \underbrace{e}_{\dim(N-n)} \quad (2-7)$$

Le critère J est :

$$J = \sum e^2 = e^T e \quad (2-8)$$

Avec $e = y - \Psi\theta$ les résidus d'estimation. Donc :

$$J = (y - \Psi\theta)^T (y - \Psi\theta) = y^T y - \theta^T \Psi^T y - y^T \Psi \theta + \theta^T \Psi^T \Psi \theta \quad (2-9)$$

On cherche la valeur $\hat{\theta}$ et θ qui minimise J . Ainsi:

$$\left. \frac{\partial J}{\partial \theta} \right|_{\theta=\hat{\theta}} = \mathbf{0} = -\mathbf{2\Psi^T y} + \mathbf{2\Psi^T \Psi \theta} \big|_{\theta=\hat{\theta}} \quad (2.10)$$

D'où on en déduit l'estimateur du vecteur des paramètres :

$$\hat{\theta} = (\Psi^T \Psi)^{-1} (\Psi^T y) \quad (2.11)$$

2.6 Choix du signal d'excitation

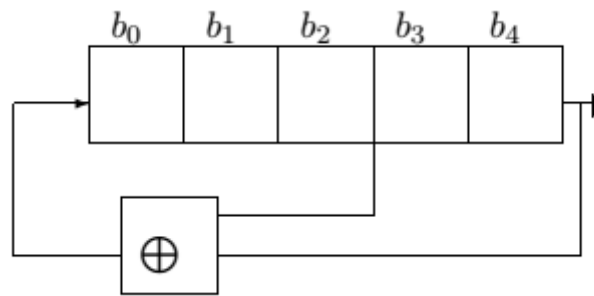
Pour bien identifier, il faut bien exciter dans tout le spectre de fréquences susceptible de contenir des constantes de temps du système.

- $\sin(\omega t)$: parfait d'un point de vue spectre (balayage en fréquence) mais peu de systèmes acceptent ce genre d'entrées.
- $\delta(t)$: parfait du point de vue théorique, mais difficile de réaliser une bonne approximation de l'impulsion.
- $u(t)$: moins bon d'un point de vue spectral $(u(f) = \frac{1}{2} \delta(f) + \frac{1}{i2\pi f})$, mais facile à implanter.
- $b(t)$: bruit blanc idéal d'un point de vue spectral mais comment le réaliser?

Il arrive que vous n'ayez aucune possibilité d'exciter le système (ex : machine en production), il faudra alors profiter des commandes "naturelles" du système comme signal d'entrée du système. Dans ce cas, le premier travail consiste à calculer le spectre du signal d'entrée (FFT par exemple). Il faudra vérifier a posteriori que les constantes de temps identifiées sont bien dans des domaines de fréquences dans lesquels le système a été excité.

2.6.1 La séquence binaire pseudo-aléatoire (SBPA). (en anglais PRBS : Pseudo Random Binary Sequence)

Le signal le plus utilisé comme signal d'excitation en identification est la SBPA. Cette séquence est une succession d'impulsions rectangulaires modulées en largeur, qui approximent un bruit blanc discret. Ces séquences s'appellent pseudo-aléatoires car elles sont caractérisées par une longueur de séquence à l'intérieur de laquelle des impulsions de largeur aléatoire. Ce signal est périodique de période la longueur de la séquence. Nous ne détaillerons pas plus les caractéristiques de ce signal. Les SBPA sont engendrées à l'aide de registres à décalage bouclés. Le bouclage est déterminé par le polynôme caractéristique de la séquence. En utilisant ces polynômes, on peut reproduire à l'aide de multiplications de registres égaux à 1 ou -1 une séquence. Le programme suivant permet de générer des séquences binaires pseudo-aléatoires de différentes longueurs.

2.6.2 Principe :**Figure 2.3** Génération d'une SPBA de longueur $2^5-1=31$ périodes d'échantillonnage

Les SPBA sont engendrées à l'aide de registres à décalage (réalisés en matériel ou logiciel) bouclés. La longueur maximale d'une séquence est 2^N-1 ; où N est le nombre de cellules du registre à décalage. La figure précédente présente la génération d'une SBPA de longueur $31=2^5-1$ obtenue à l'aide d'un registre à décalage ayant 5 cellules. A noter qu'au moins une de N cellules du registre à décalage doit avoir une valeur logique initiale différente de 0 (en générale, on fixe les valeurs logiques initiales de toutes les cellules à 1).

Nombres des cellules N	Longueur de séquence $L=2^N-1$	Bits additionnés B_i et B_j
2	3	1 et 2
3	7	1 et 3
4	15	3 et 4
5	31	3 et 5
6	63	5 et 6
7	127	4 et 7
8	255	2, 3, 4 et 8
9	511	5 et 9
10	1023	7 et 10

TABLEA2.1 donne pour différents nombres de cellules, les structures des bouclages permettant d'engendrer des SBPA de longueur maximale

Notons aussi un élément caractéristiques très important des SBPA : la durée maximale d'une impulsion (t_{im}) de la SBPA est égale $N T_e$ (où N nombres des cellules et T_e la période d'échantillonnage)

Dimensionnement de la SBPA

Pour bien identifier le gain statique du procédé, il faut que la durée d'au moins une des impulsions (par exemple l'impulsion de durée maximale) soit supérieure au temps de montée t_M du procédé. La durée maximale d'une impulsion étant $N.T_e$, il résulte la condition :

$$t_{im} = N T_e > t_M \quad (2.1)$$

A partir de la condition $t_{im} = N T_e > t_M$, on détermine N et donc la longueur de la séquence 2^N-1 .

$$t_{im} = T_e \cdot N > t_M \quad (2.2)$$

D'autre part, pour balayer tout le spectre de fréquences, il faut que la longueur d'un essai soit au moins égale à la longueur de la séquence. Dans beaucoup de cas, on choisit la durée de l'essai (L) égale à la longueur de la séquence. Si la durée de l'essai est spécifiée, il faut donc s'assurer que :

$$2^{N-1}T_e < L ; L = \text{durée de l'essai} \quad (2.3)$$

A noter que la condition précédente peut conduire à des valeurs assez grandes de N correspondant à des longueurs de séquence de durée prohibitive soit parce que T_e est très grand, soit parce que le système à identifier risque d'évoluer pendant la durée de l'essai.

C'est la raison pour laquelle dans beaucoup de situations pratiques, on choisit comme fréquence d'horloge pour la SBPA un sous-multiple de la fréquence d'échantillonnage. Si :

$$f_{SBPA} = \frac{f_e}{p} ; p = 1, 2, 3 \quad (2.4)$$

Alors la condition (2.2):

$$t_{im} = pNT_e > t_M \quad (2.5)$$

Cette approche est plus intéressante que l'allongement de la longueur de la séquence (augmentation de N). En effet, si on passe de N à $N' = N+1$, la durée maximale d'une impulsion passe de NT_e à $(N+1)T_e$ mais la durée de la séquence double $L' = 2L$. Par contre si on choisit $f_{SBPA} = f_e/2$, la durée maximale d'une impulsion passe de NT_e à $2NT_e$ pour une durée de la séquence doublée $L' = 2L$. De la comparaison des deux approches, il résulte que la deuxième approche (division de la fréquence) permet d'obtenir une impulsion de durée plus grande pour une durée identique de la séquence et donc de l'essai. Si on note par p l'entier diviseur de fréquence, on a dans le cas de la division de la fréquence d'horloge ($t_{im} = \text{durée de l'impulsion maximale}$) :

$$t_{im} = pNT_e ; L' = PL = p(2^{N-1})T_e ; p = 1, 2, 3, \quad (2.6)$$

Dans le cas de l'augmentation du nombre de registres N par $p-1$, sans changer la fréquence d'horloge, on a :

$$t_{im} = (N+p-1)T_e ; L' = (2^{p-1})L ; p = 1, 2, 3, \dots$$

Notons que l'utilisation d'un diviseur de fréquence pour la fréquence d'horloge de la SBPA va augmenter la densité spectrale de la séquence en basses fréquences (but recherché) mais va réduire la bande de fréquence correspondant à une densité spectrale d'énergie constante.

A titre d'exemple, les densités spectrales des séquences binaires pseudo-aléatoires engendrées avec $N = 8$, pour $p = 1, 2, 3$ sont représentées dans la figure 5.3.4. On peut observer que pour $p > 1$ l'énergie du signal est réduite en hautes fréquences mais augmentée en

basses fréquences. Par ailleurs pour $p = 3$ il y a un trou à $f_e/3$ (le signal ne contient pas la sinusoïde de fréquence $f_e/3$).

Choix de l'amplitude de la SBPA

L'amplitude de la SBPA peut être très faible, mais elle doit être supérieure au niveau du bruit résiduel. Si le rapport signal / bruit est trop faible, il faut allonger la longueur de l'essai pour pouvoir obtenir une bonne estimation des paramètres.

n	bits	n	bits
3	$b2 \oplus b1$	12	$b11 \oplus b7 \oplus b3 \oplus b0$
4	$b3 \oplus b2$	14	$b13 \oplus b9 \oplus b5 \oplus b0$
5	$b4 \oplus b2$	16	$b15 \oplus b11 \oplus b2 \oplus b0$
6	$b5 \oplus b4$	18	$b17 \oplus b1$
7	$b6 \oplus b5$	20	$b19 \oplus b2$
8	$b7 \oplus b3 \oplus b2 \oplus b1$	22	$b21 \oplus b0$
9	$b8 \oplus b4$	24	$b23 \oplus b6 \oplus b1 \oplus b0$
10	$b9 \oplus b6$	26	$b25 \oplus b5 \oplus b1 \oplus b0$

Tableau2.2 des bits à utiliser pour obtenir une séquence de longueur maximale

Une séquence sur N bits à une longueur de $L=2^N - 1$. dont 2^{N-1} "1" et $2^{N-1} - 1$ "0" sa valeur moyenne est donc non nulle.

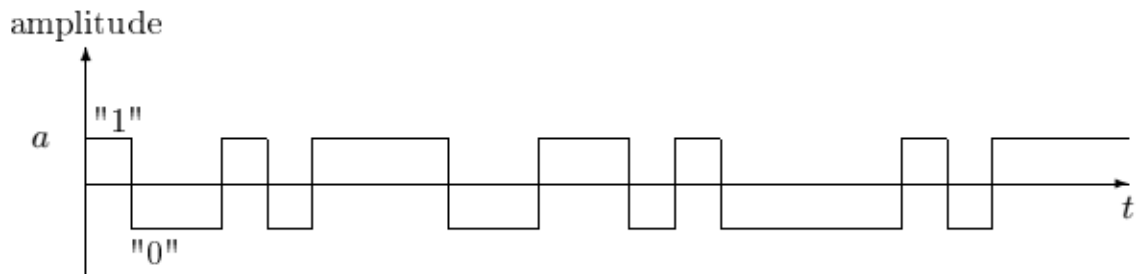


Figure2.4 Diagramme temporel d'une séquence binaire pseudo aléatoire.

La moyenne

$$E(x) = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L x(k) = \frac{1}{L} \left[\left(\frac{L+1}{2} \right) a - \right]$$

$$E[s(t)] = \frac{a}{L} \quad (2.14)$$

2.7 Application 1: Soit le système donne par la représentation suivante :

$$G(s) = \frac{K\omega^2 e^{-\tau s}}{s^2 + 2\varepsilon\omega s + \omega^2} \quad (2.15)$$

Avec $\tau = 0$, $\omega = 20 * \pi$, $\varepsilon = 0.1$, $K = 1$

La génération des données pour une réponse indicielle et tracer dans la figure suivante

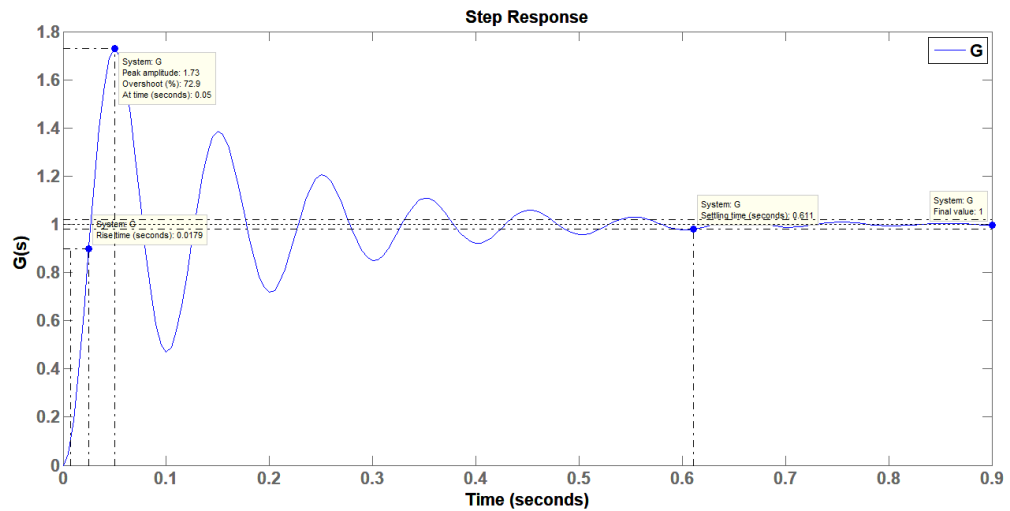


Figure 2.5 : la réponse indicielle

La réponse indicielle de système $G(s)$ aux les caractéristiques suivantes (Temps de monté $T_m=0.017$ s, et un pic à l'instant 0.05 s a une valeur maximale 1.73 (72%) avec une valeur final égale 1).

La discrétisation de système avec une période d'échantillonnage T_e représenter dans la fonction de transfert G_z suivante :

$$G(z) = \frac{0.1799z + 0.1725}{z^2 - 1.591z + 0.883} \quad (2.16)$$

La réponse indicielle discrète configurée si dessus :

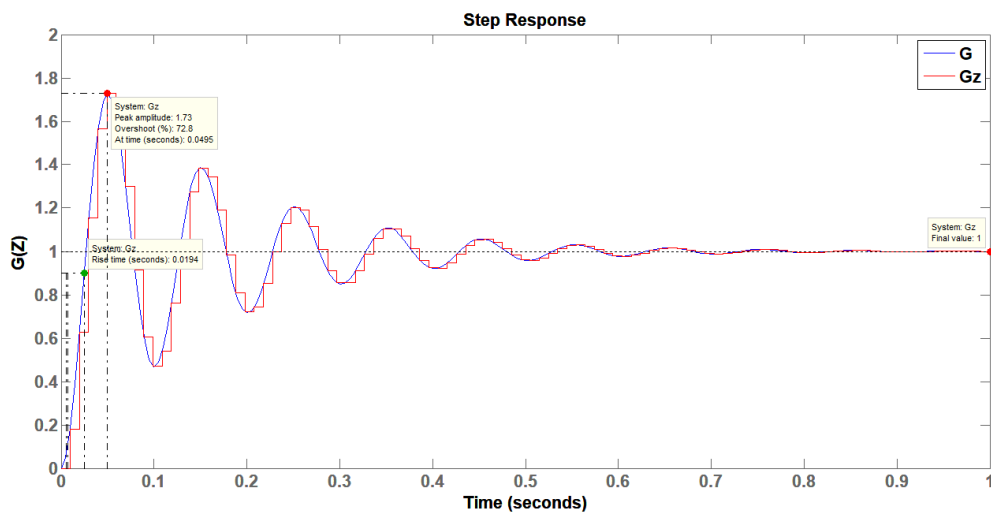


Figure 2.6 : la réponse indicielle discrète

La réponse indicielle de notre système discret $\mathbf{G}(z)$ distingue les caractéristiques suivantes (temps de réponse **0.609s**, temps de monte **0.019s** , et un pic à l'instant **0.049 s** a une valeur **max 1.73 (72.8%)** , avec une valeur final égale 1) , plus proche ou système continu

Pour mieux identifier il faut attaquer le système par un signal d'entrée \mathbf{u} de type **PRBS** , avec une période d'échantillonnage égale a $T_e = \frac{2\pi}{10\omega}$, représenter dans la figure suivante

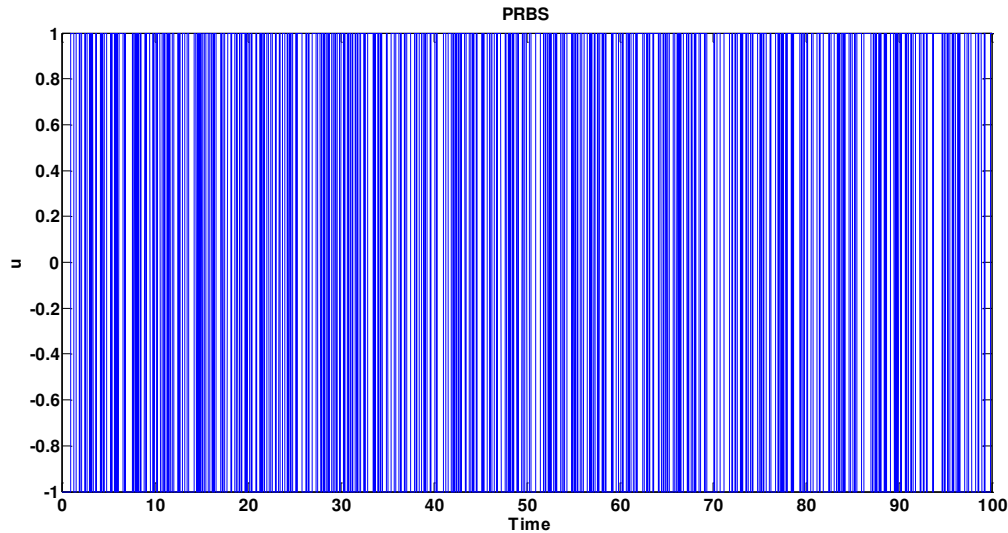


Figure 2.7 : signal d'excitation (PRBS)

A partir la fonction de transfert \mathbf{Gz} calculer les parametres ($\mathbf{N,n,et m}$) qui permet de faire la synthèses d'un estimateur par la méthode de moindres carrés simple donne dans l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} y(n+1) \\ y(n+2) \\ \vdots \\ y(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -y(1) & \dots & -y(n) & u(1) & \dots & u(m+1) \\ -y(2) & \dots & -y(n+1) & u(2) & \dots & u(m+2) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -y(N-n) & \dots & -y(N-1) & u(N-n) & \dots & u(N-n+m) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e(n+1) \\ e(n+2) \\ \vdots \\ e(N) \end{bmatrix}$$

$$\underbrace{\mathbf{Y}}_{\dim(N-n)} = \underbrace{\mathbf{\Psi}}_{\dim(N-n) \times (n+m+1)} \cdot \underbrace{\boldsymbol{\theta}}_{\dim(n+m+1)} + \underbrace{\mathbf{e}}_{\dim(N-n)} \quad (2.17)$$

D'où on en déduit l'estimateur du vecteur des paramètres :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\mathbf{\Psi}^T \mathbf{\Psi})^{-1} (\mathbf{\Psi}^T \mathbf{Y}) \quad (2.18)$$

Calcul des paramètres par la méthode moindres carrés simple sans application de bruit :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = [-1.5307 \quad 0.8830 \quad 0.1799 \quad 0.1724]^T \quad (2.19)$$

La fonction de transfert obtenue est la suivante :

$$Gls(z) = \frac{0.1799z + 0.1724}{z^2 - 1.531z + 0.883} \quad (2.20)$$

Comparaison des réponses indicielles ($V_a=0$) sans bruit

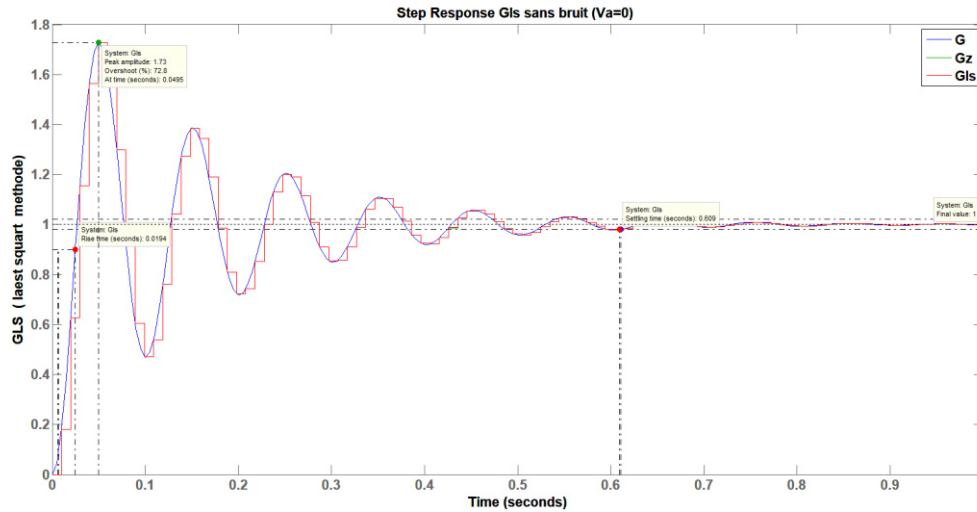


Figure 2.8 Step réponse Gls sans bruit ($V_a=0$)

L'identification paramétrique du système deuxième ordre sans bruit (variance $V_a=0$) avec une réponse indicielle dont les performances suivantes : un temps de réponse **0.609s** et un temps de montée **0.019s**, et un pic à l'instant **0.049 s** a une valeur **max 1.73 (72.8%)**, avec une valeur finale égale 1), plus proche du système continu

On veut appliquer un bruit gaussien de variance ($V_a = 0.1$), on va faire les mêmes calculs

Calcul des paramètres par la méthode moindres carrés simple sans application de bruit (noise) :

$$\theta_n = [-0.6642 \quad 0.2156 \quad 0.2870 \quad 0.3062]^T$$

La fonction de transfert obtenue est la suivante :

$$Gls_n(z) = \frac{0.2872z + 0.3062}{z^2 - 0.6642z + 0.2156} \quad (2.21)$$

Comparaison des réponses indicielles ($v_a=0.1$) avec bruit

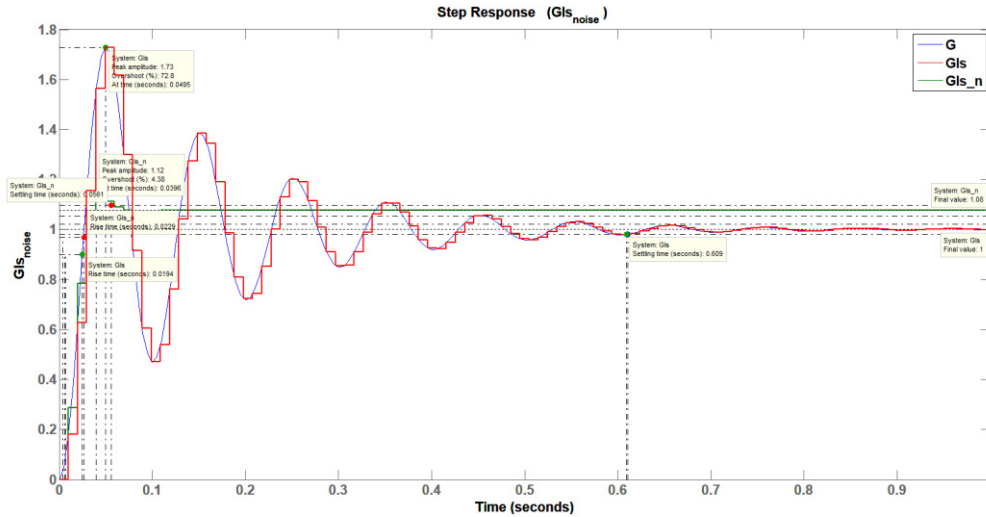


Figure 2.9 step reponse GLSnoise

La simulation de notre système discret **Gls_n** identifier par la méthode de moindre carre simple avec bruit (**variance $\sigma_a=0.1$**) distingue les caractéristiques suivantes (temps de réponse 0.056s ,temps de monte 0.022s , et un pic à l'instant **0.039 s** a une valeur **max 1.12 (4.38%)** , avec une valeur final égale 1.08) , plus loin de sa référence (système continu)

Nous avons remarqué que le bruit influe sur le modèle identifier par la méthode de moindre carre simple et la réponse est très loin de sa référence, pour améliorer notre modèle on applique la méthode de variable instrumentale.

2.9 Identification par la méthode variable instrumentale :

L'estimateur de la variable instrumentale (VI) est une variante classique de la méthode des moindres carres. Elle présente ainsi l'avantage de reposer sur les techniques de régression linéaire.

Le principe de la méthode de variable instrumentale (VI) consiste à introduire un vecteur $Z(k)$, tel que ses composantes appelées instruments ou variable instrumentale. La condition que doit remplir le vecteur de variables instrumentales sont ainsi résumées par :

$$E[Z^T \Psi] \neq 0 \quad \text{et} \quad E[Z^T e] = 0 \quad (2.20)$$

Démonstration :

$$Y = \Psi \theta + e \quad (2.21)$$

Calcul du biais de l'estimateur

$$E(\hat{\theta}) = E[(\Psi^T \Psi)^{-1} \Psi^T Y] \quad (2.22)$$

$$E(\hat{\theta}) = E[\theta + (\Psi^T \Psi)^{-1} \Psi^T e]$$

$$E(\hat{\theta}) = \theta + E[(\Psi^T \Psi)^{-1} \Psi^T e] \quad (2.23)$$

L'estimateur est non biaisé si :

$$E(\hat{\theta}) = \theta \quad (2.24)$$

Donc si

$$E[(\Psi^T \Psi)^{-1} \Psi^T e] = 0 \quad (2.25)$$

Il faut donc que :

- Ψ et e soient non corrélés
- e soit centré

Puisque le biais de l'estimateur des moindres carrés est biaisé à cause de la corrélation entre Ψ et e , on se propose de déterminer une autre matrice qui permette le calcul de θ tout en évitant cette corrélation et donc le biais de l'estimateur.

2.8.1 Méthode de la Matrice Instrumentale

Posons :

$$\hat{\theta} = (Z^T \Psi)^{-1} Z^T y \quad (2.26)$$

Où Z est la matrice instrumentale.

Quelles sont les conditions sur Z pour que l'équation précédente ait un sens ? En poursuivant le calcul :

$$\hat{\theta} = (Z^T \Psi)^{-1} Z^T (\Psi \theta + e) \quad (2.27)$$

$$\hat{\theta} = \theta + (Z^T \Psi)^{-1} Z^T e$$

Pour que

$$E[\hat{\theta}] = \theta \quad (2.28)$$

Il faut :

$$E[Z^T \Psi] \neq 0 \quad \text{et} \quad E[Z^T e] = 0 \quad (2.29)$$

Plusieurs choix de Z sont possibles, permet-elles ? consiste à faire deux campagnes de mesures avec la même entrée $u(k)$, le plus souvent consécutives (décalées dans le temps). Vous avez alors la possibilité de déterminer deux matrices Ψ soit Ψ_1 et Ψ_2 , puis déterminer $\hat{\theta}$ en posant :

$$\hat{\theta} = (\Psi_2^T \Psi_1)^{-1} \Psi_2^T y_1 \quad (2.30)$$

Il n'y a plus de corrélation entre Ψ_2 et y_1 (le bruit est stochastique) donc le biais est bien nul.

Application 2: Soit le système donné par la représentation suivante :

$$G(s) = \frac{K\omega^2 e^{-\tau s}}{s^2 + 2\varepsilon\omega s + \omega^2} \quad (2.31)$$

Avec $\tau = 0$, $\omega = 20 * \pi$, $\varepsilon = 0.1$, $K = 1$

La discrétisation de système avec une période d'échantillonnage T_e représenter dans la fonction de transfert G_z suivante :

$$G(z) = \frac{0.1799z + 0.1725}{z^2 - 1.591z + 0.883} \quad (2.32)$$

On applique un bruit gaussien de variance $V_a=0.1$, on vous faire les même calcul des paramètres par la méthode variable instrumentales avec bruit (noise) :

$$\theta_{VI} = [-1.531 \quad 0.883 \quad 0.1799 \quad 0.1724]^T$$

La fonction de transfert obtenue est la suivante :

$$G_{z_VI}(z) = \frac{0.1799z + 0.1724}{z^2 - 1.531z + 0.883} \quad (2.32)$$

Résultat de simulation : Comparaison des réponses indicielles ($V_a=0.1$) avec bruit

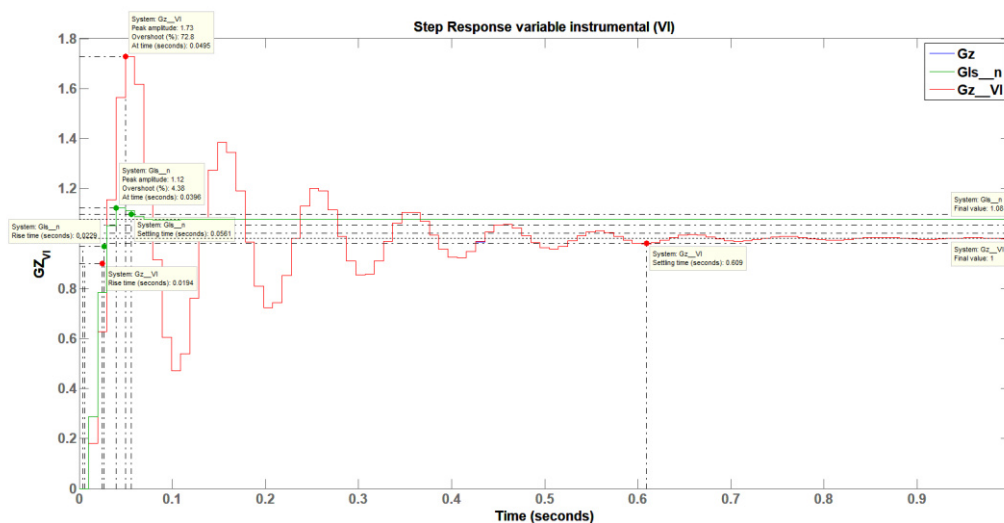


Figure 2.10 Step Reponse variable instrumental (VI)

La simulation de notre système discret **Gz_VI** identifier par la méthode de variable instrumentale avec bruit (**variance Va=0.1**) distingue les caractéristiques suivantes (temps de réponse 0.609s ,temps de monte 0.0194s , et un pic à l'instant **0.049 s** a une valeur **max 1.73 (72.8%)** , avec une valeur final égale 1) plus proche de sa référence (système continu) malgré il y a un bruit de type gaussien .

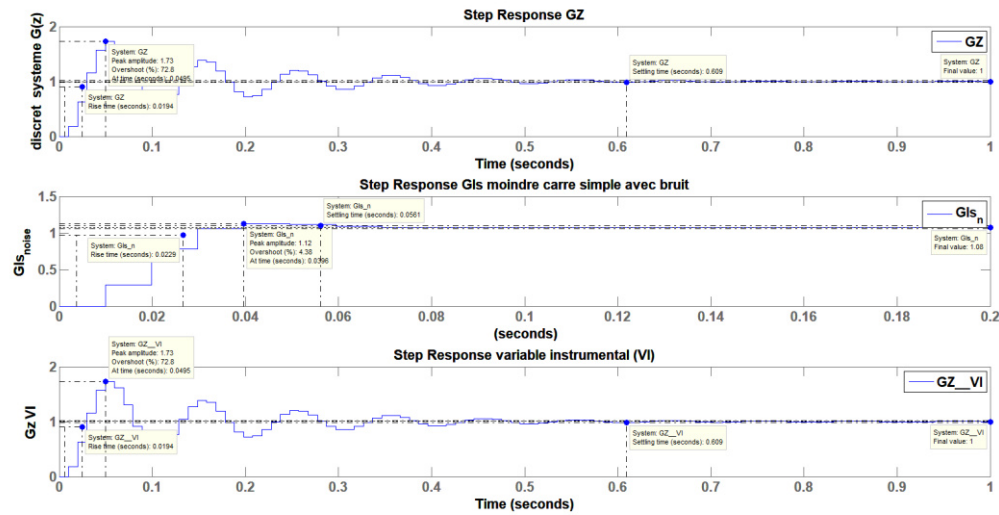


Figure 2.11 comparaison moindre carrée au instrumental

2.9 Méthode des moindres carrés récursifs

L'estimation de paramètres par la méthode précédente des moindres carrés présente un inconvénient majeur, la nécessité de calculer l'inverse d'une matrice, ce qui est long et parfois impossible sur certains calculateurs. On se propose de déterminer une méthode récursive qui présente les principaux avantages suivants :

- La possibilité de traiter un plus grand nombre de données que dans le cas de la formulation directe (pas de pseudo-inverse à calculer).
- Dans le cas des systèmes variant dans le temps, la forme récursive permet de "suivre" les paramètres du système.

Pour avoir une forme récursive, supposons que nous possédions une estimation des paramètres θ_N à l'instant N :

$$\theta_N = (\Psi_N^T \Psi_N)^{-1} (\Psi_N^T Y_N) \quad (2.31)$$

À l'instant $N + 1$, la nouvelle estimation est :

$$\theta_{N+1} = (\Psi_{N+1}^T \Psi_{N+1})^{-1} (\Psi_{N+1}^T Y_{N+1}) \quad (2.32)$$

Avec

$$\Psi_{N+1} = \begin{bmatrix} \psi_{N+1} \\ \Psi_N \end{bmatrix}; Y_{N+1} = \begin{bmatrix} y_{N+1} \\ Y_N \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

$$\text{Ou } \psi_{N+1} = [-y_N \quad -y_{N-1} \quad \dots \quad y_{N-n+1} \quad u_{N+1} \quad \dots \quad u_{N-m+1}] \quad (2.34)$$

L'estimé $\hat{\theta}_{N+1}$ s'écrit alors :

$$\hat{\theta}_{N+1} = (\Psi_N^T \Psi_N + \psi_{N+1}^T \psi_{N+1})^{-1} (\Psi_N^T Y_N + \psi_{N+1}^T y_{N+1}) \quad (2.35)$$

En utilisant le lemme d'inversion matricielle

$$:(A + BCD)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(B^{-1} + DA^{-1}B)^{-1}DA^{-1} \quad (2.36)$$

On obtient :

$$\hat{\theta}_{N+1} = ((\Psi_N^T \Psi_N)^{-1} - (\Psi_N^T \Psi_N)^{-1} \psi_{N+1}^T [\mathbf{1} + \psi_{N+1} (\Psi_N^T \Psi_N)^{-1} \psi_{N+1}^T]^{-1} \psi_{N+1} (\Psi_N^T \Psi_N)^{-1}) \times (\Psi_N^T Y_N + \psi_{N+1}^T y_{N+1}) \quad (2.37)$$

En posant

$$\alpha = \mathbf{1} + \psi_{N+1} (\Psi_N^T \Psi_N)^{-1} \psi_{N+1}^T \quad (2.38)$$

Et en développant les calculs, on obtient finalement une formule de récurrence :

$$\hat{\theta}_{N+1} = \hat{\theta}_N + (\Psi_N^T \Psi_N)^{-1} \psi_{N+1}^T \alpha^{-1} (y_{N+1} - \psi_{N+1} \hat{\theta}_N) \quad (2.39)$$

Le terme $(y_{N+1} - \psi_{N+1} \hat{\theta}_N)$ représente l'erreur d'estimation à l'aide des paramètres précédents. La nouvelle estimation est alors l'ancienne estimation corrigée par un terme proportionnel à l'erreur d'estimation précédente, que l'on peut réécrire sous la forme :

$$\hat{\theta}_{N+1} = \hat{\theta}_N + K_{N+1} (y_{N+1} - \psi_{N+1} \hat{\theta}_N) \quad (2.40)$$

Tels que

$$K_{N+1} = P_N \psi_{N+1}^T (I + \psi_{N+1} P_N \psi_{N+1}^T)^{-1} \quad (2.41)$$

$$P_{N+1} = P_N - K_{N+1} \psi_{N+1} P_N$$

Ces expressions représentent l'algorithme général d'estimation, et la condition de convergence est la même : e doit être un bruit blanc. L'initialisation de l'algorithme se fait de deux façons :

- Si on a une estimation de θ_0 (obtenue par une méthode non récursive par exemple), on prend $P_0 = \lambda I$ avec λ petit (petite variance du bruit).
- Si on ne connaît pas de première approximation, on prend θ_0 quelconque et $P_0 = \lambda I$ avec λ grand (grande variance du bruit).

Cet algorithme ne peut être utilisé que si les paramètres du système sont constants, en effet lorsque N tend vers l'infini, P_N tend vers 0, alors une variation même importante des paramètres n'influe plus sur l'estimation de θ . Notons encore que sur le plan numérique la forme

$P_{N+1} = P_N - P_N - K_{N+1}\psi_{N+1}P_N$ est très mal conditionnée, on lui préfère la forme :

$$P_{N+1} = (I - K_{N+1}\psi_{N+1})P_N(I - K_{N+1}\psi_{N+1})^T + K_{N+1}K_{N+1}^T \quad (2.42)$$

Si les paramètres évoluent brusquement, une solution consiste à réinitialiser $P_N = \lambda I$ avec λ grand. Si les paramètres évoluent lentement, on peut utiliser :

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_{N+1} &= \hat{\theta}_N + K_{N+1}(y_{N+1} - \psi_{N+1}\theta_N) \\ K_{N+1} &= P_N\psi_{N+1}^T(\lambda I + \psi_{N+1}P_N\psi_{N+1}^T)^{-1} \\ P_{N+1} &= \frac{1}{\lambda}(P_N - K_{N+1}\psi_{N+1}P_N) \end{aligned} \quad (2.43)$$

Cet algorithme présente cependant l'inconvénient de faire croître P_N de manière exponentielle s'il n'y a plus d'excitation, d'où d'autres choix persistent :

- à gain constant : forcer $P_{N+1} = P_N$ pour éviter la diminution du gain en cours de recherche des paramètres, et donner ainsi plus de poids aux acquisitions les plus récentes. Cette option convient bien à un système dont les paramètres varient.
- à gain décroissant : $P_N = C_{ste}$ (cas classique) qui convient à un système à paramètres constants.
- à trace constante : garder $\text{tr}(P_N) = C_{ste}$ (multiplication par un facteur correctif à chaque itération) ; d'où les mêmes avantages que dans la recherche à gain constant mais avec modulation, en cours de recherche, le poids relatif de chaque paramètre.
- à trace constante : garder $\text{tr}(P_N) = C_{st}$ (multiplication par un facteur correctif à chaque itération) ; d'où les mêmes avantages que dans la recherche à gain constant mais avec modulation, en cours de recherche, le poids relatif de chaque paramètre. Cette méthode présente les mêmes avantages que les moindres carrés non récursifs, mais aussi le même inconvénient : l'estimateur est biaisé. Aussi on lui préfère généralement d'autres méthodes telle que la méthode de la variable instrumentale récursive,

2.9.1 Variable instrumentale réursive : l'algorithme, très proche de celui énoncé en :

$$\hat{\theta}_{N+1} = \hat{\theta}_N + K_{N+1}(y_{N+1} - \psi_{N+1}\hat{\theta}_N)$$

Tels que

$$K_{N+1} = P_N Z_{N+1}^T (I + \psi_{N+1} P_N Z_{N+1}^T)^{-1} \quad (2.44)$$

$$P_{N+1} = P_N - K_N \psi_{N+1} P_N$$

Dans ce cas Z_{N+1} représente un vecteur ligne instrumental composé, un peu comme la matrice instrumentale, soit d'observations retardées de la sortie soit de la sortie d'un modèle auxiliaire. Beaucoup d'autres algorithmes existent, le lecteur intéressé en trouvera pléthore dans la littérature. Néanmoins ils sont tous à peu près fondés sur le même principe. En fait, ils se résument à l'expression d'un asservissement à gain réglable : on asservit les paramètres pour annuler une erreur, d'équation ou de sortie selon la méthode.

Moduler le gain revient donc à moduler la rapidité de convergence : si l'on a affaire à un procédé dont il faut poursuivre les paramètres, qui varient effectivement dans le temps, on aura intérêt à avoir un gain fort ; si par contre le système est fortement bruité, on a intérêt à avoir un gain faible, sinon la sortie du modèle va poursuivre le bruit en faisant varier les paramètres à chaque période d'échantillonnage, ce qui n'a pas de sens physique. Un bon réglage du gain demande plusieurs essais et pas mal de bon sens !

Application 3: Soit le système donné par la représentation suivante :

$$G(s) = \frac{K\omega^2 e^{-\tau s}}{s^2 + 2\varepsilon\omega + \omega^2}$$

Avec $\tau = 0$, $\omega = 20 * \pi$, $\varepsilon = 0.1$, $K = 1$

La discrétisation de système avec une période d'échantillonnage T_e représenter dans la fonction de transfert $G(z)$ suivante :

$$G(z) = \frac{0.1799z + 0.1725}{z^2 - 1.591z + 0.883} \quad (2.46)$$

- Sans bruit pour 100 iteration

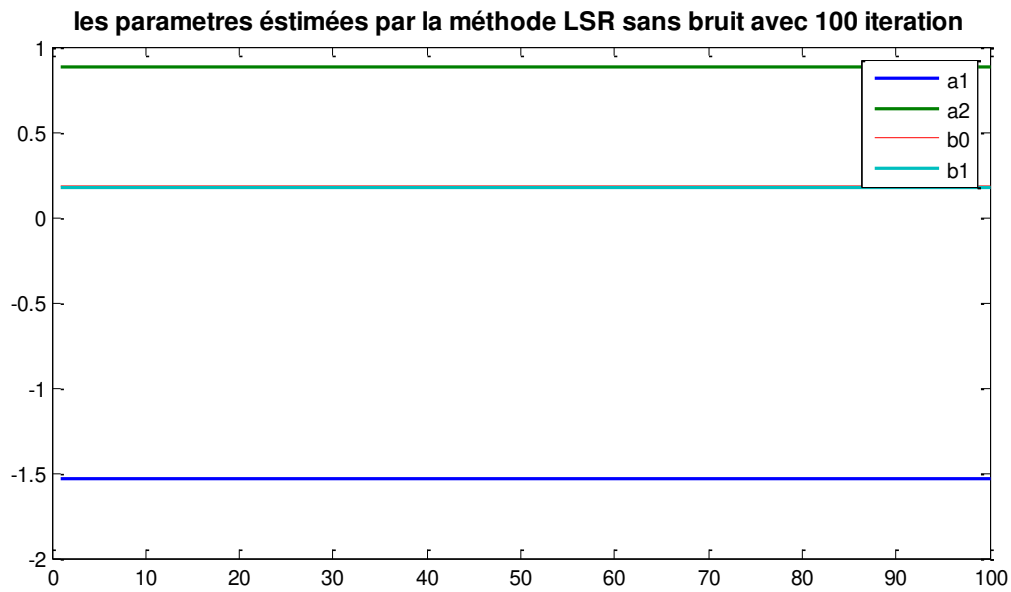
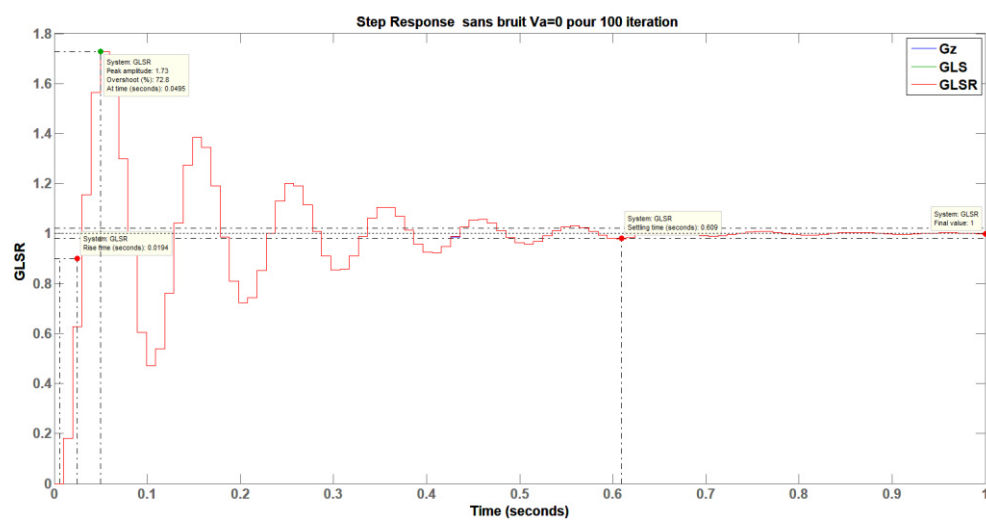


Figure 2.12 les parametres estimée par la methode LSR sans bruit 100 iteration

Figure 2.13 Sans bruit $V_a=0$ pour 100 iteration

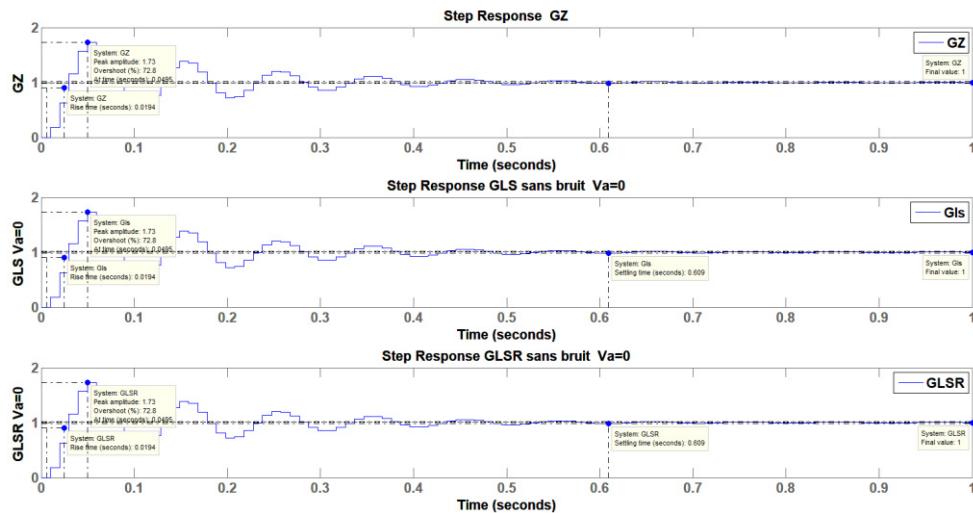


Figure 2.14 compariso la Méthode récursive et instrumentale

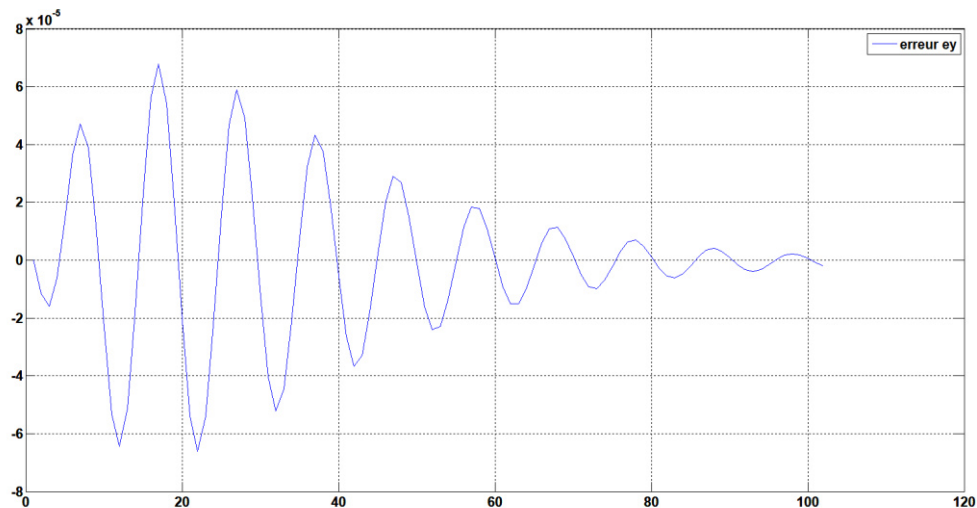


Figure 2.15 erreur ey

La simulation de notre système discret **GRLS** identifier par la méthode de moindres carrés récurrente sans bruit (**variance $v_a=0$**) pour **100 itérations** distingue les caractéristiques suivantes (temps de réponse 0.609s, temps de montée 0.0194s, valeur max 1.73 et valeur finale 1), l'erreur permanente tend vers zéro (10^{-5}), plus proche de sa référence (système discret **GZ**).

- Avec bruit pour 100 itérations

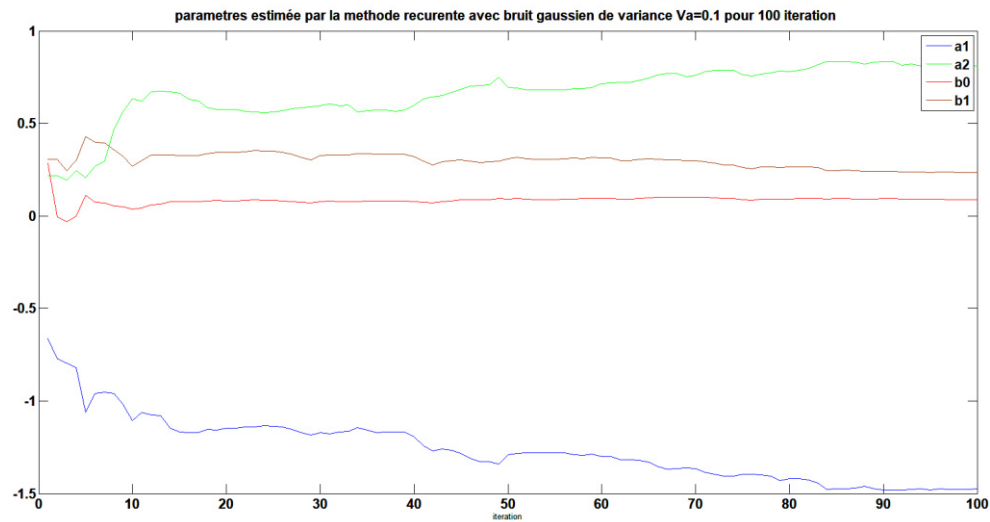


Figure2.16 Parametres estimée par la methode recurente avec bruit gaussien

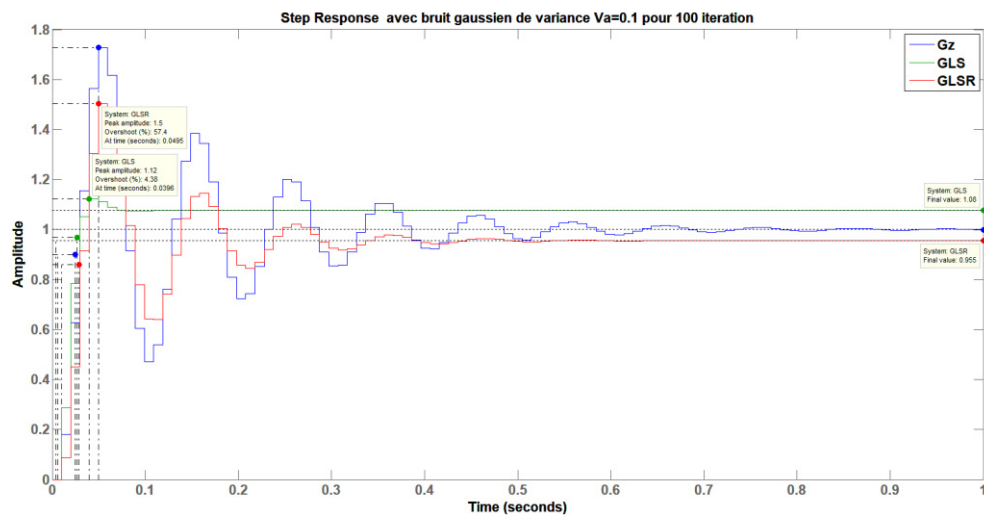


Figure2.17 Step Reponse avec bruit gaussien de variance

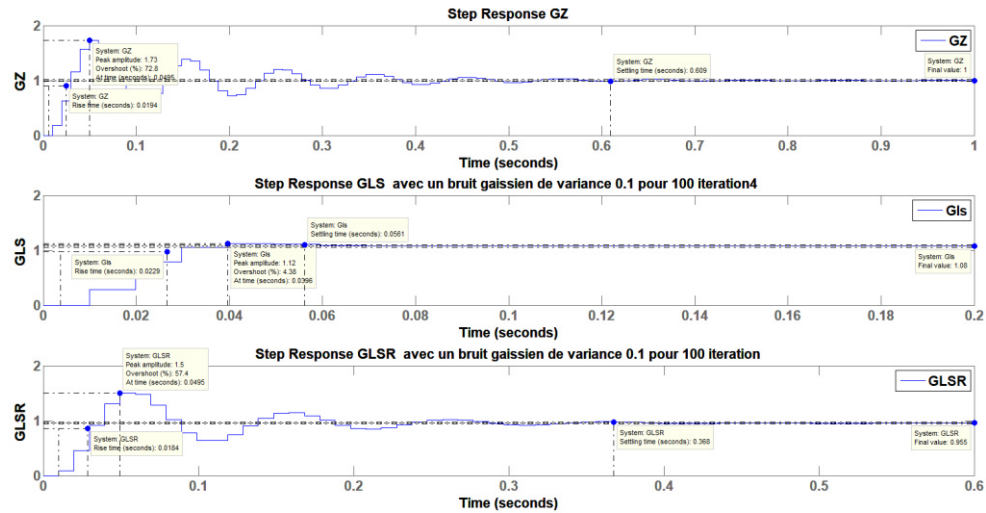


Figure2.18Compariso par Gz et GLsr

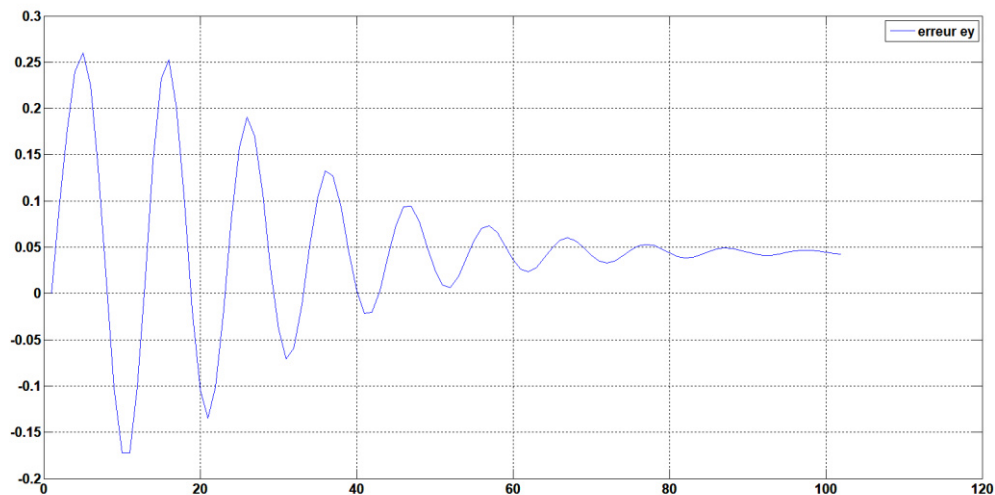


Figure2.19 Erreur ey

La simulation de notre système discret **GRLS** identifier par la méthode de moindre carre récurrente avec bruit (**variance $\sigma_a=0.1$**) pour **100 itération** distingue les caractéristiques suivantes (Temps de réponse 0.368s ,Temps de monte 0.018s , valeur max 1.5 et valeur finale 0.955) présente une erreur permanente égal 0.05 . Les paramètres estimés bruité para pour au valeur de référence.

- Avec bruit pour 1000 iteration

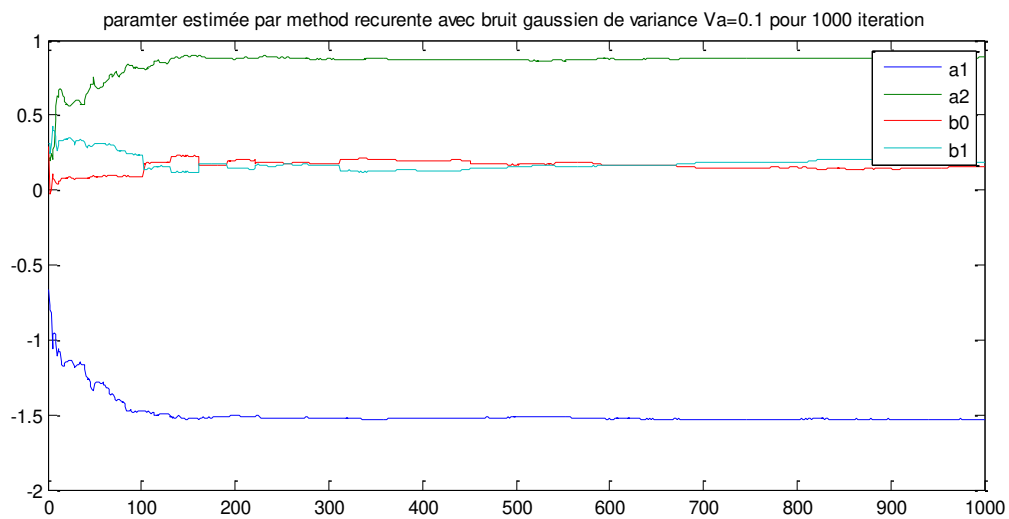


Figure2.20 A : Paramètre estimée par la méthode recurente avec bruit gaussine

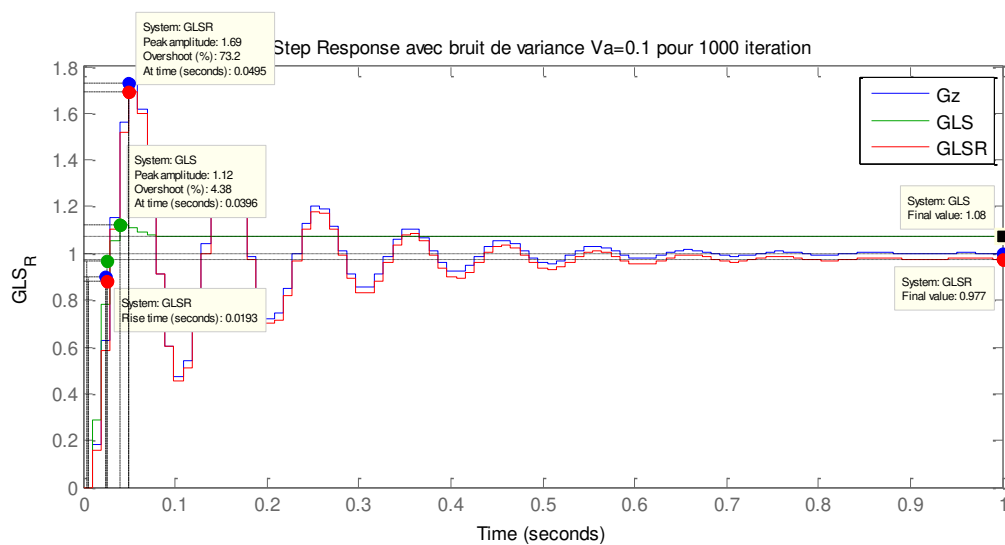


Figure 2.21 B : Step Reponse avec bruit de variance $V_a=0.1$

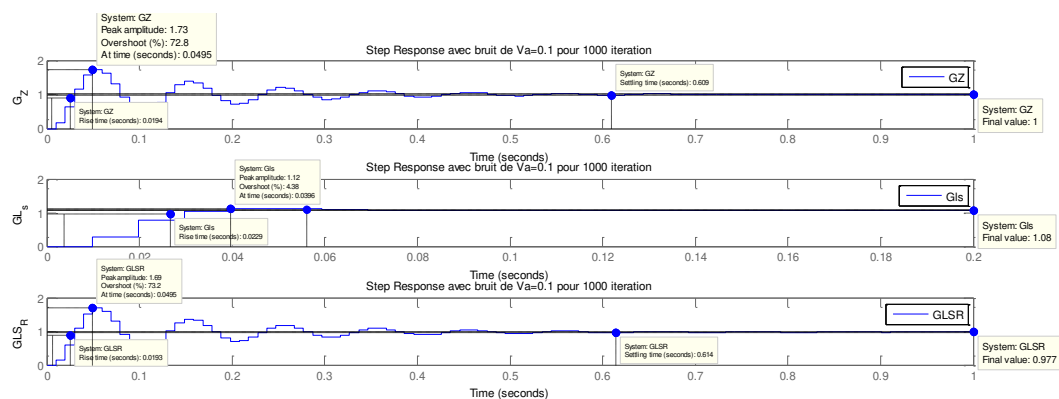


Figure2.22C : Compariso moinder carré ricurent et instumental pour 1000 itiration

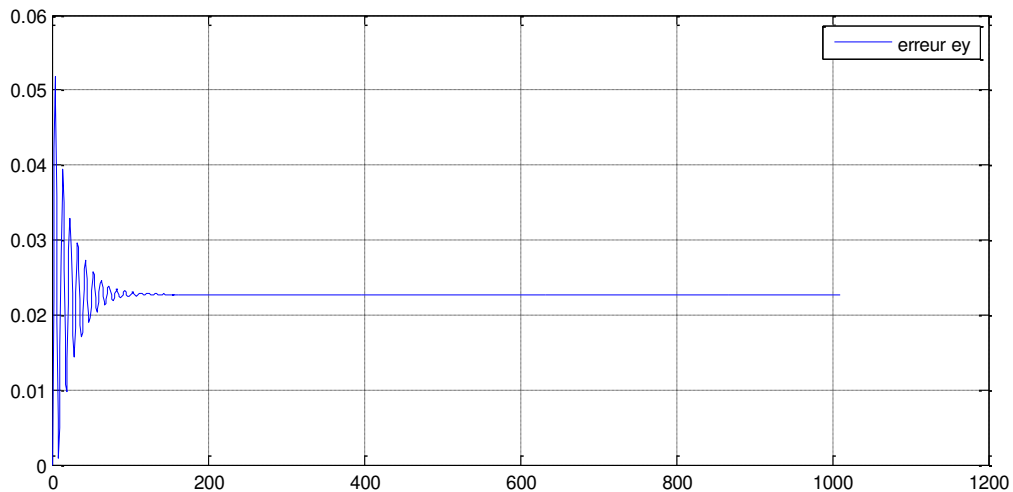


Figure2.23 D : Erreur ey pour 1000 itiration

La simulation de notre système discret GRLS identifier par la méthode de moindre carre récurrente avec bruit (variance $\sigma_a=0.1$) pour 1000 itération distingue les caractéristiques suivantes (Temps de réponse 0.368s ,Temps de mente 0.019s , valeur max 1.69 et valeur finale 1.08) présente une erreur permanente égal 0.25 . Les paramètres estimées bruité para pour au valeur de référence

- Avec bruit pour 10000 iteration**

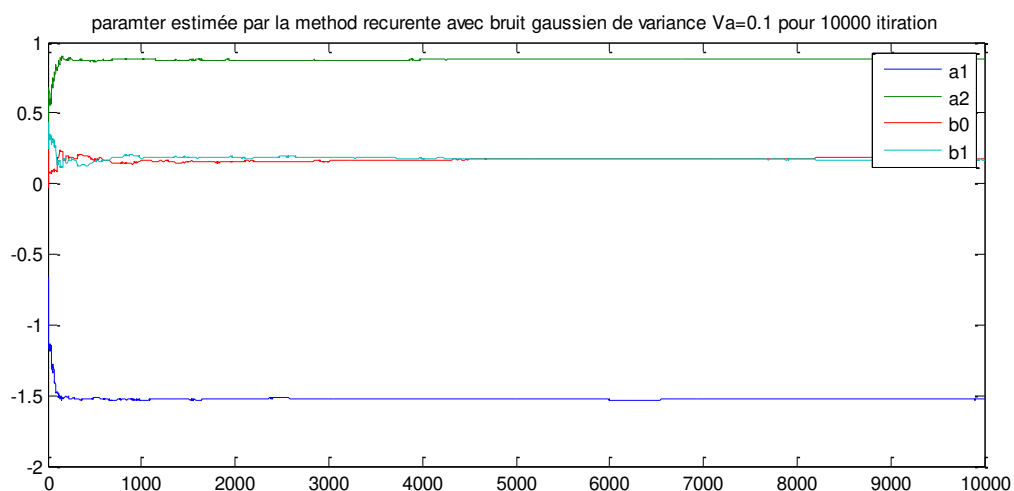


Figure2.24 A : paraméter estimée par la methode recurente avec bruit gaussien

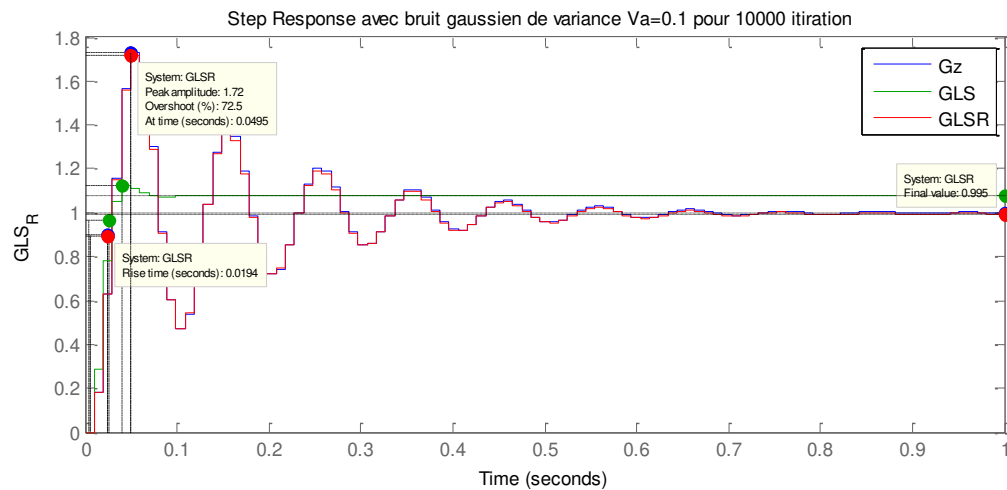


Figure2.25 B : step reponse avec bruit gaussien de variance

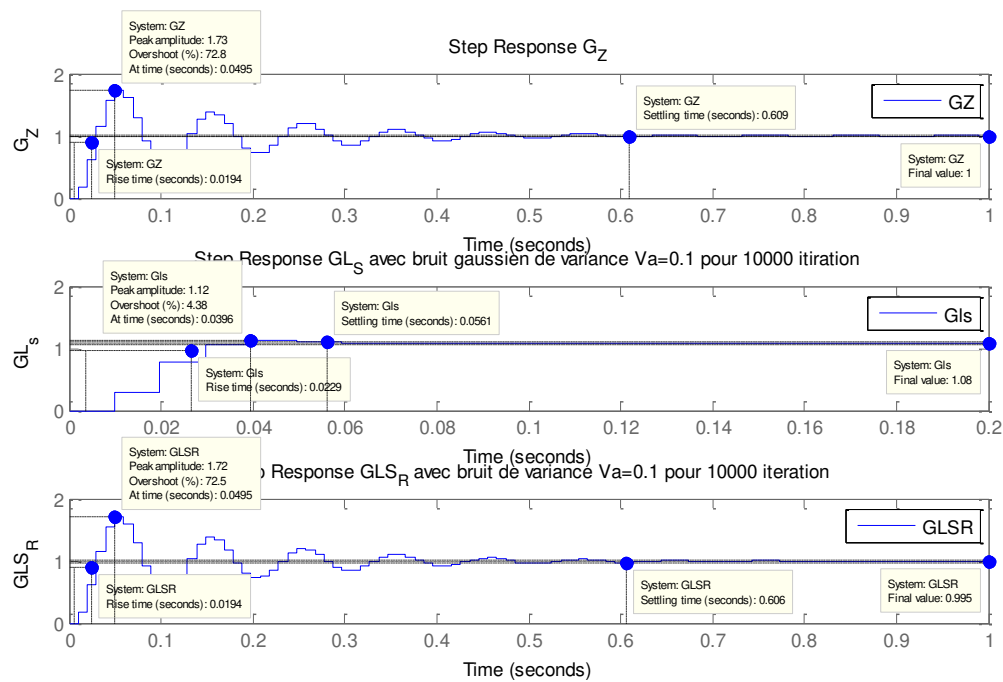


Figure2.25 C : comparaison

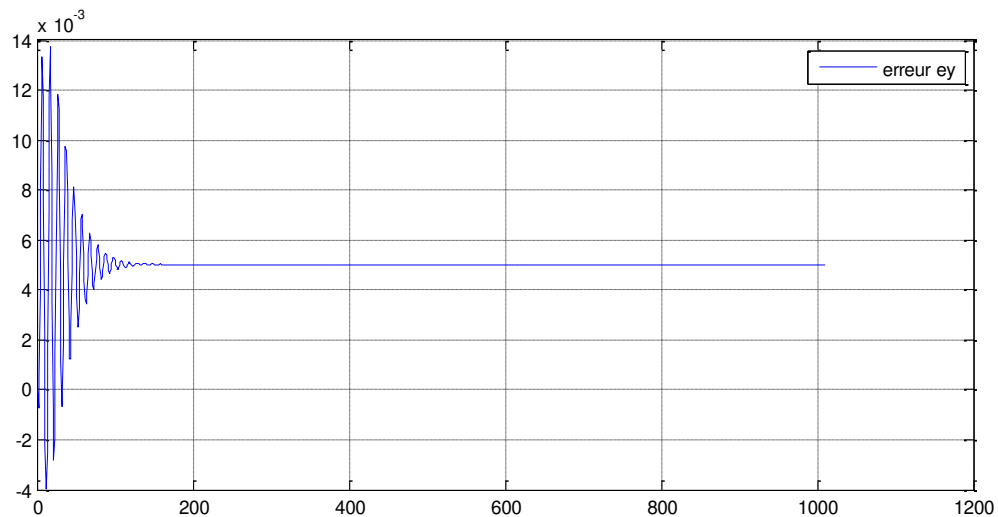


Figure2.26 D :erreur ey pour 10000 itration

La simulation de notre système discret GRLS identifier par la méthode de moindre carre récurrente avec bruit (variance $\sigma_a=0.1$) pour 10000 itération distingue les caractéristiques suivantes (Temps de réponse 0.368s ,Temps de mente 0.018s , valeur max 1.5 et valeur finale 1.08) présente une erreur permanente égal 0.05 . Les paramètres estimées bruité para pour au valeur de référence

2.10 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié les méthodes d'estimation paramétrique basées sur les moindres carrés (méthode variable instrumentale, méthode moindres carrés récursive) . pour les systèmes variant dans le temps la méthode récursive est plus applicable et précise pour l'estimation paramétrique ce qui est plus acceptable pour le diagnostic des systèmes industriels

Chapitre 3

3.1 INTRODUCTION :

Dans ce chapitre, nous allons décrire les principes de fonctionnement de la machine à C.C Ensuite, nous présenterons la modélisation de la machine C.C à excitation séparée, qui le sujet de notre étude. L'analyse des performances de la machine en termes de stabilité et dynamique de réponse en boucle ouverte sont présentées à la fin de ce chapitre.

3.2 DESCRIPTION D'UN MOTEUR A COURANT CONTINU [1] :

Un moteur à courant continu est une machine électrique. Il s'agit d'un convertisseur électromécanique permettant la conversion bidirectionnelle d'énergie à partir d'une installation électrique, parcourue par un courant continu, en énergie mécanique. Un moteur électrique à courant continu est constitué:

- D'un stator qui est à l'origine de la circulation d'un flux magnétique longitudinal fixe créé soit par des enroulements statoriques (bobinage) soit par des aimants permanents à stator, se trouve la partie porte balais et les balais assurant les contacts électriques avec le rotor. Il est aussi appelé inducteur.
- D'un rotor bobiné relié à un collecteur rotatif inversant la polarité dans chaque enroulement rotorique au moins une fois par tour de façon à faire circuler un flux magnétique transversal en quadrature avec le flux statorique. Les enroulements rotorique sont aussi appelés enroulements d'induits, ou communément induit.

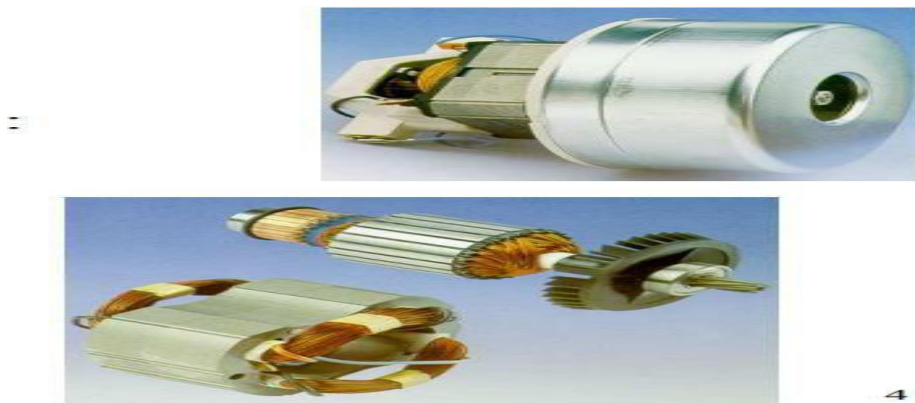


Figure 3.1 : stator et rotor du moteur courant continu

3.3 Modélisation d'un actionneur électrique

On considère le moteur à courant continu à excitation indépendante, dont le schéma de principe est présenté à la figure III.2. Cette machine comporte deux parties : une fixe et est appelée l'inducteur ou stator, destiné à produire un flux magnétique ϕ , l'autre est mobile et est appelée l'induit ou rotor, destiné à la production d'un couple électromagnétique C_e , cette machine entraîne en relation une charge mécanique dont le moment d'inertie global vu de l'arbre moteur est noté J . la charge entraînée exerce un couple résistant C_r .

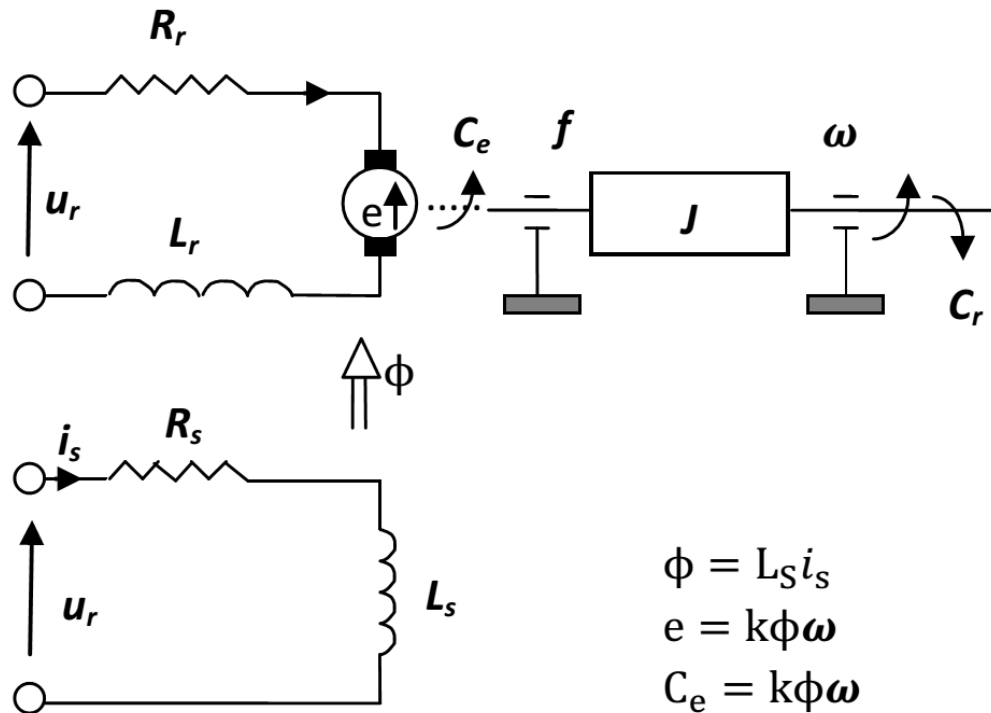


Figure 3.2: schéma de principe du moteur à courant continu à excitation indépendante

R_s résistance de l'enroulement statorique

L_s inductance de l'enroulement statorique (H)

I_s courant statorique (A)

U_s tension statorique (v)

ϕ Flux d'excitation magnétique (Wb)

R_r résistance de l'enroulement rotorique

L_r inductance de l'enroulement rotorique

I_r courant rotorique (A)

U_r tension rotorique (V)

e force contre électromotrice, fcm(V)

K constantes du moteur

F coefficient du frottement visqueux (N_m /rd/s)

J moment d'inertie totale (k.g.m)

ω vitesse angulaire (rd/s)

C_e couple électromagnétique (N_m)

C_r couple de charge (N_m)

3.4 Les' hypothèses simplificatrice : sont les suivantes :

1. la machine est non saturée (le flux magnétique est proportionnel au courant),
2. la réaction magnétique d'induit est négligeable (le flux magnétique inducteur) ,
3. le frottement sec est négligeable (il ya du rotation du rotor pour un courant d'induit aussi petit soit-il).

3.5 Modélisation du circuit statorique :

L'application de la loi des mailles, de la loi d'Ohm et de la loi de faraday permet d'écrire :

$$u_s = R_s i_s + L_s \frac{di_s}{dt} \quad (3.1)$$

3.6 Modélisation de circuit rotorique

On obtient de la même façon

$$u_r = R_r i_r + L_r \frac{di_r}{dt} + e \quad (3.2)$$

Ou e représente la force contre électromotrice (f_{cem}) due a la rotation des enroulements rotorique dans le champ magnétique inducteur. Cette f_{cem} est proportionnelle au flux d'excitation magnétique ϕ est à la variation de flux magnétique a travers les enroulements rotorique donc a la vitesse angulaire ω on a :

$$e = k\Phi\omega \quad (3.3)$$

La constante de proportionnalité ϕ dépend du moteur utilisé la machine étant non saturée, le flux d'excitation magnétique est proportionnel au courant $\Phi = l_s i_s$

3.7 modèle de la partie mécanique :

L'application de principe fondamental de la dynamique aux corps en relation conduit à l'équation différentielle suivant :

$$J \frac{d\omega}{dt} = C_e - C_f - C_r \quad (3.4)$$

Où C_f est le couple de frottement visqueux qui est proportionnel à la vitesse angulaire $C_f = f\omega$ l'expression du couple électromagnétique peut être déterminée en écrivant qu'il y a identité entre la puissance électrique utile P_u absorbée par la machine et la puissance mécanique totale :

$$P_u = e i_r = C_e \omega \quad K\Phi\omega i_r = C_e \omega \quad (3.5)$$

D'où l'expression du couple électromagnétique

$$C_e = k\Phi i_r \quad (3.6)$$

Compte tenu de (3.1) , (3.2), (3.3) , (3.4) et (3.5) on obtient le modèle mathématique suivant :

$$\begin{cases} \frac{di_s}{dt} = -\frac{R_s}{L_s} i_s + \frac{1}{L_s} u_s \\ \frac{di_r}{dt} = -\frac{R_s}{L_r} i_r - \frac{KL_s}{L_r} i_s \omega + \frac{1}{L_r} u_r \\ \frac{d\omega}{dt} = -\frac{f}{J} \omega + \frac{KL_s}{J} i_s i_r - \frac{1}{J} C_r \end{cases} \quad (3.8)$$

Le modèle ainsi obtenu est non linéaire du troisième ordre d'entrée de commande U_s et U_r d'entrée de perturbation C_r , les grandeurs i_s , i_r et ω sont les variables d'état du système.

3.8 Modélisation de la partie motrice

Les déférences solides composant ce système sont entraînés en notation au moyen de motoréducteur (moteur +réduction) On a :

$$\begin{cases} J \frac{d\omega}{dt} + b\omega = ki - C_r & (a) \\ L \frac{di}{dt} + Ri = u - k\omega & (b) \\ \omega = N \frac{d\theta}{dt}, NC_r = Q & (c) \end{cases} \quad (3.9)$$

Avec:

- ω : le vecteur bidimensionnel des vitesses angulaires des moteurs
- C_r le vecteur bidimensionnel des couples résistants.
- i le vecteur bidimensionnel du courant moteur .
- u le vecteur bidimensionnel des tension moteur.
- J la matrice 2 x 2 diagonale des inerties des moteurs
- b la matrice 2 x 2 diagonale des coefficients frottement visqueux
- K la matrice 2 x 2 diagonale des constante de couple
- N la matrice 2 x 2 diagonale des rapports de réduction
- L matrice 2 x 2 diagonale des inductances moteurs
- R matrice 2 x 2 diagonale des résistances moteurs

3.9 On reprend ici le modèle du moteur à courant continu à excitation indépendante:

$$\begin{cases} \frac{di_s}{dt} = -\frac{R_s}{L_s} i_s + \frac{1}{L_s} u_s \\ \frac{di_r}{dt} = -\frac{R_s}{L_r} i_r - \frac{KL_s}{L_r} i_s \omega + \frac{1}{L_r} u_r \\ \frac{d\omega}{dt} = -\frac{f}{J} \omega + \frac{KL_s}{J} i_s i_r - \frac{1}{J} C_r \end{cases} \quad (3.10)$$

On applique une tension rotorique permettant de maintenir constant le courant rotorique $i_r = i_{r0} = C^{rte}$ donné représentation d'état du système résultant de ce modèle de commande. On applique à présent une tension statorique permettant de maintenir constant le courant statorique $i_s = i_{s0} = C^{rte}$ donné la représentation d'état du système résultant de ce nouveau mode de commande. Dans le cas courant rotorique ($i_r = i_{r0}$), le modèle d'état du système s'écrit :

$$\begin{cases} \frac{di_s}{dt} = -\frac{R_s}{L_s} i_s + \frac{1}{L_s} u_s \\ \frac{d\omega}{dt} = -\frac{f}{J} \omega + \frac{KL_s i_{r0}}{J} i_s - \frac{1}{J} C_r \end{cases} \quad (3.11)$$

En prenant la transformée de la place, on obtient le schéma bloc de la figure 3 .3

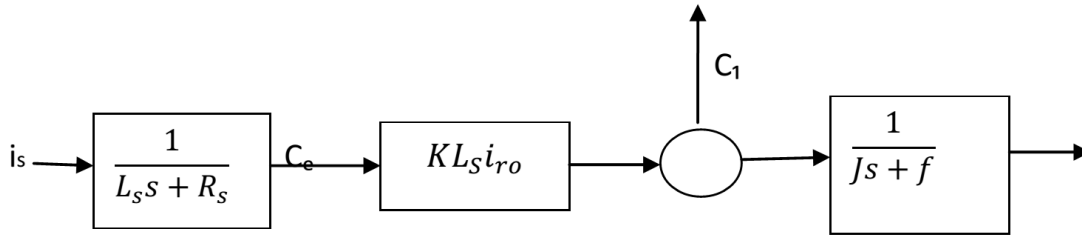


Figure 3.3- commande par l'introducteur

On appelle commande par l'introducteur ce mode de commande. On peut constater qu'il a permis de linéariser et d'abaisser le degré du système. Dans le cas d'un courant statorique constant ($i_s = i_{s0}$), le modèle de l'état devient :

$$\begin{cases} \frac{di_r}{dt} = -\frac{R_r}{L_r} i_r + \frac{K L_s i_{r0}}{L_r} \omega + \frac{1}{L_r} u_r \\ \frac{d\omega}{dt} = -\frac{f}{J} \omega + \frac{K L_s i_{r0}}{J} i_s - \frac{1}{J} C_r \end{cases} \quad (3.12)$$

En prenant la transformée de Laplace, on obtient le schéma bloc suivant :

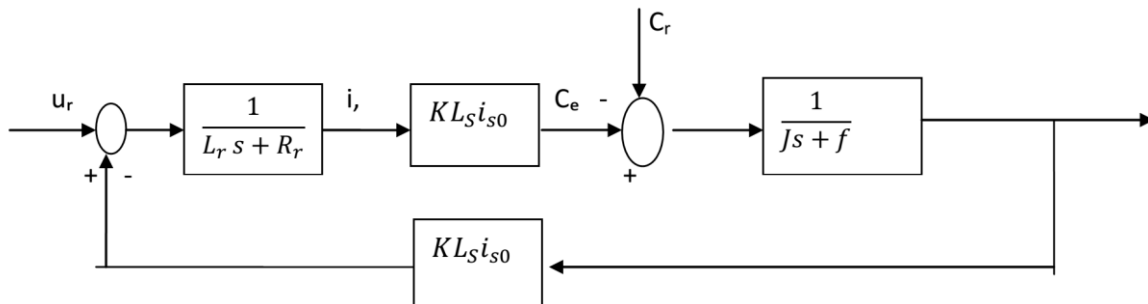


Figure 3.4 – commande par l'induit

On appelle commande par l'induit ce mode de commande. Ici aussi le modèle obtenu est linéaire. Ce mode de commande intervient naturellement dans le cas des moteurs à aimants permanents (excitation magnétique constante).

3.10 Génération des Résidus par l'estimation paramétrique stochastique :

On considère le modèle d'un moteur à courant continu à commande par l'induit, dont le modèle est suivant :

$$u = Ri(t) + L \frac{di(t)}{dt} + k\Omega(t) \quad (3.13)$$

$$m = Ki(t) = J \frac{d\Omega(t)}{dt} + Kf\Omega(t) + T_L$$

Avec :

- $u(t)$ rotor voltage
- $I(t)$ - rotor current;
- $\Omega(t)$ - angular velocity of the rotor;
- R - rotor resistance;
- L - rotor inductance;
- K - DC motor constant;
- Kf - viscous friction constant;
- J - moment of inertia of the rotor;
- T_L - the load torque

En divisant la première équation de (...) système par L et la seconde par J , on peut obtenir la forme standard en régime permanent d'un système dynamique linéaire à courant continu:

$$\frac{di(t)}{dt} = -\frac{R}{L}i(t) - \frac{K}{L}\Omega(t) + \frac{1}{L}u(t) \quad (3.14)$$

$$\frac{d\Omega(t)}{dt} = \frac{K}{J}i(t) - \frac{f}{J}\Omega(t) - \frac{1}{J}m$$

On peut écrire la représentation d'état suivante :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i(t) \\ \Omega(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & -\frac{K}{L} \\ \frac{K}{J} & -\frac{f}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i(t) \\ \Omega(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u(t) \\ m \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

le système (10.3) est discrétisé avec une période d'échantillonnage T , le courant de rotor spécifique $I_a = I_a(kT)$ et la vitesse angulaire $\Omega = \Omega(kT)$ des échantillons d'ordre k peuvent être notés, $I_{ak} = I_a(kT)$ et $\Omega_k = \Omega(kT)$ respectivement. Les nouvelles équations du système discrétisé peuvent être écrites sous la forme suivante :

$$[u - E] = \left[i_K \frac{di_k}{dt} \right] \begin{bmatrix} \theta 1 \\ \theta 2 \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

$$[T] = \begin{bmatrix} \frac{d\Omega_k}{dt} & 1 & \Omega_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta 3 \\ \theta 4 \\ \theta 5 \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

Avec :

$$\theta 1 = Ra, \quad \theta 2 = La$$

$$\theta 3 = J, \quad \theta 4 = TL, \quad \theta 5 = Kf$$

Les équations (...) forment l'ensemble des paramètres électriques et mécaniques à déterminer (Ra, La, J, TL, Kf). La première équation du système (...) inclut les paramètres électriques et la seconde les paramètres mécaniques, les deux équations étant linéaires.

3.11 Diagnostic par la méthode paramétrique de MCC

Le modèle mathématique du moteur à courant continu peut être décrit en termes d'entrée $u(t)$ et de sortie $y(t)$ la forme suivante :

$$Ay(t) = Bu(t - 1)$$

Avec :

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_{na} z^{-na} \quad (3.18)$$

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_{nb} z^{-nb}$$

$$\theta^T = [a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, b_2, \dots, b_m]$$

On peut écrire :

$$Y = \Psi \theta + e$$

Le critère J est :

$$J = \sum e^2 = e^T e \quad \text{et} \quad e = y - \Psi \theta \quad (3.19)$$

On cherche la valeur $\hat{\theta}$ et θ qui minimise J . Ainsi:

$$\left. \frac{\partial J}{\partial \theta} \right|_{\theta=\hat{\theta}} = 0 = -2\Psi^T y + 2\Psi^T \Psi \theta|_{\theta=\hat{\theta}} \quad (3.20)$$

D'où on en déduit l'estimateur du vecteur des paramètres :

$$\theta = (\Psi^T \Psi)^{-1} (\Psi^T y) \quad (3.21)$$

Où pour l'équation électrique, (u-E) est considéré comme y_i , et le terme T désigne les composants mécaniques, de la même manière les termes suivants sont définis :

$$\Phi_i^T = \begin{bmatrix} i_k & \frac{di_k}{dt} \end{bmatrix} \quad \Phi_l^T = \begin{bmatrix} \frac{d\Omega_k}{dt} & 1 & \Omega_k \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

et

$$\hat{\theta}_e = [\theta_1 \ \theta_2] \quad , \quad \theta_m = [\theta_3 \ \theta_4 \ \theta_5] \quad (3.23)$$

En pratique, la version récursive de cet algorithme est très utile, de sorte qu'à l'instant d'échantillonnage actuelle (kTe), les paramètres dépendent des valeurs de l'instant d'échantillonnage précédente (k-1)Te. La méthode d'estimation peut être transformée sous une forme récursive afin que les informations provenant de la dernière période d'échantillonnage soient plus influentes que celles provenant des échantillons précédents.

Supposons maintenant que les paramètres du moteur DC soient identifiés sur un court laps de temps (par exemple démarrage). L'algorithme utilisé pour identifier les paramètres mécaniques et électriques est basé sur les moindres carrés récursifs :

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k) &= \hat{\theta}(k-1) + L(k)\varepsilon(k) \\ \varepsilon(k) &= y(k) - \Phi^T(k)\hat{\theta}(k-1) \\ L(k) &= \frac{P(k-1)\Phi(k)}{1 + \Phi^T(k)P(k-1)\Phi(k)} \\ (3.24) \end{aligned}$$

$$P(k) = P(k-1) - \frac{P(k-1)\Phi(k)\Phi^T(k)P(k-1)}{1 + \Phi^T(k)P(k-1)\Phi(k)}$$

APPLICATION :

Évidemment, l'algorithme récursif nécessite la connaissance de $\hat{\theta}_0$ les valeurs initiales des paramètres et de la matrice P(0).

Paramètres réel de de MCC :

Ra=0.515Ω; La=6.9*1e-3H; J=0.12kgm²; TL=0.5s, viscous force Kf=2.5.

Les valeurs initiales :

- matrice P:= 100 · I_n ;

- vecteur des paramètres électrique : $tetael_an=[0 \ 0]'$;
- vecteur des paramètres mécanique : $tetamec_an=[0 \ 0 \ 0]'$;
- pas d'échantillonnage : $T=0.000001$;

Après la discrétiser ce système à l'aide de l'approximation d'Euler.

$$\dot{x} = (x(k+1) - x(k))/T_e$$

On a trouvé le model discret suivant :

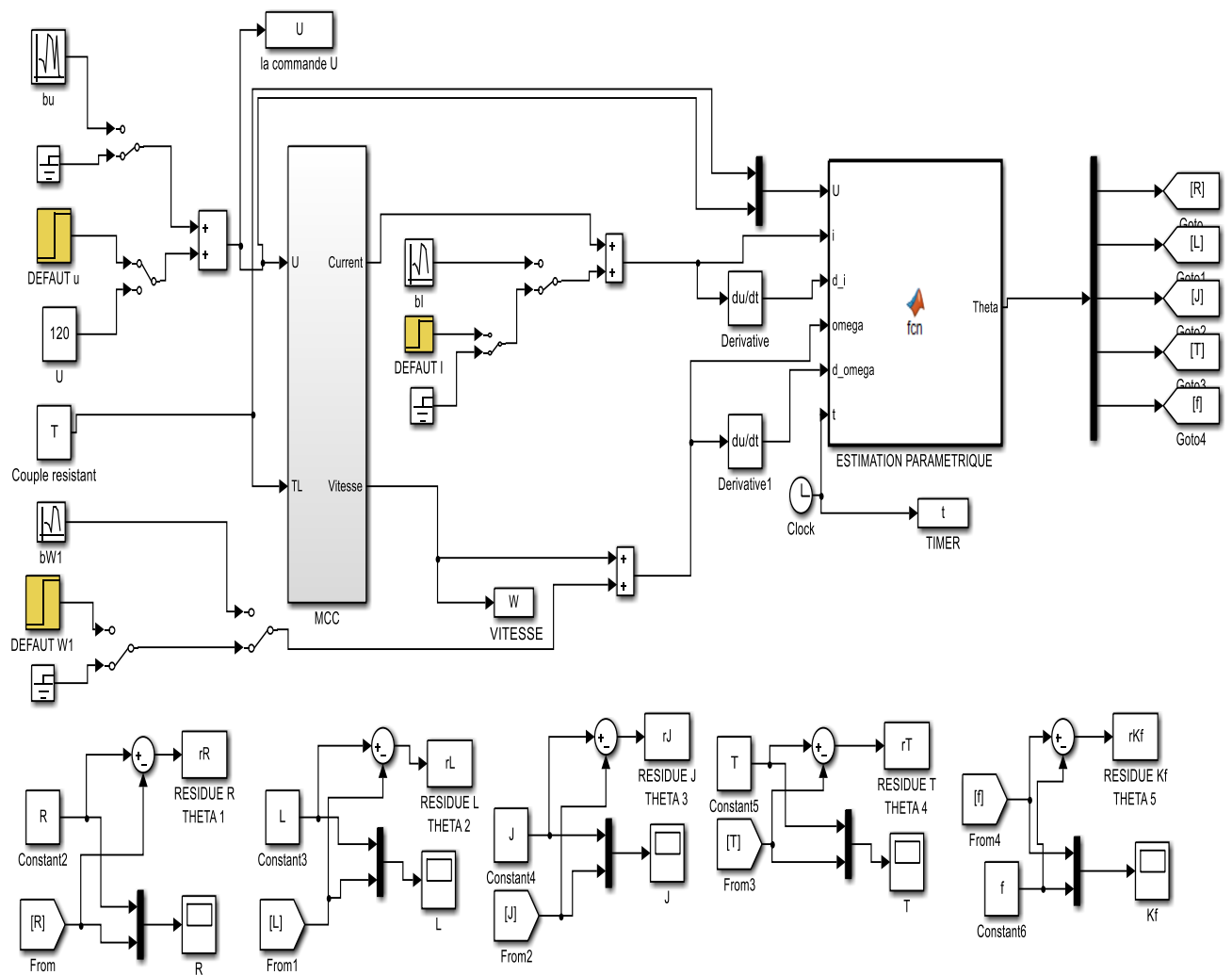
$$\begin{cases} x(k+1) = Adx(k) + Bdu(k) \\ y(k) = Cdx(k) \end{cases} \quad (\text{III.16})$$

Avec :

$$\begin{aligned} Ad &= \begin{bmatrix} 0.9925 & -0.036 \\ 0.002 & 0.99 \end{bmatrix} \\ , \quad Bd &= \begin{bmatrix} 0.0144 & 1.50e-05 \\ 1.506e-05 & -0.0008 \end{bmatrix}, \\ x(k) &= \begin{bmatrix} i(k) \\ \omega(k) \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad T_e=0.0001 \end{aligned}$$

Simulation

La calcul des résidus pour la diagnostic du moteur à courant continu avec l'algorithme d'estimation récursive est présentée à la figure suivantes :



Résultat de simulation :

➤ Pour entre $U = 120 \text{ V}$ sans défaut sans bruit :

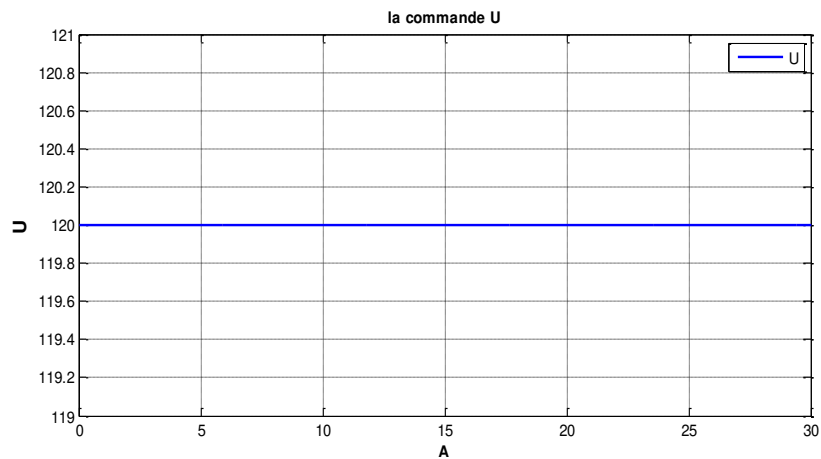
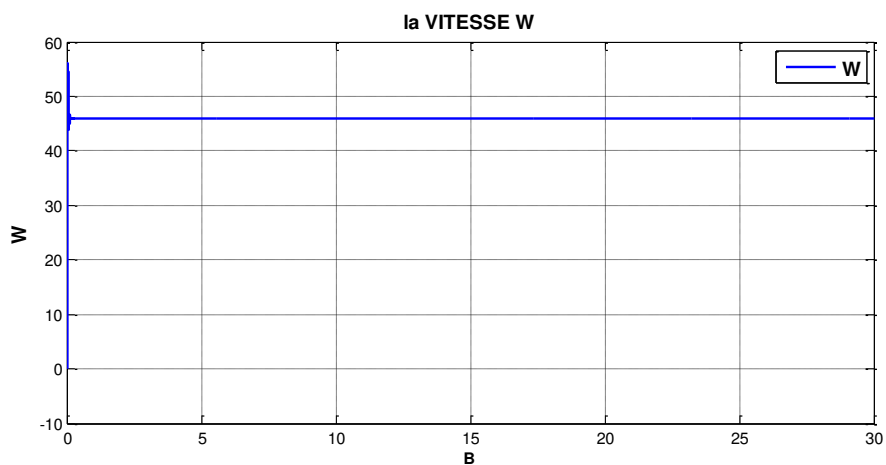


Figure (3.6) la commande U



la vitesse W

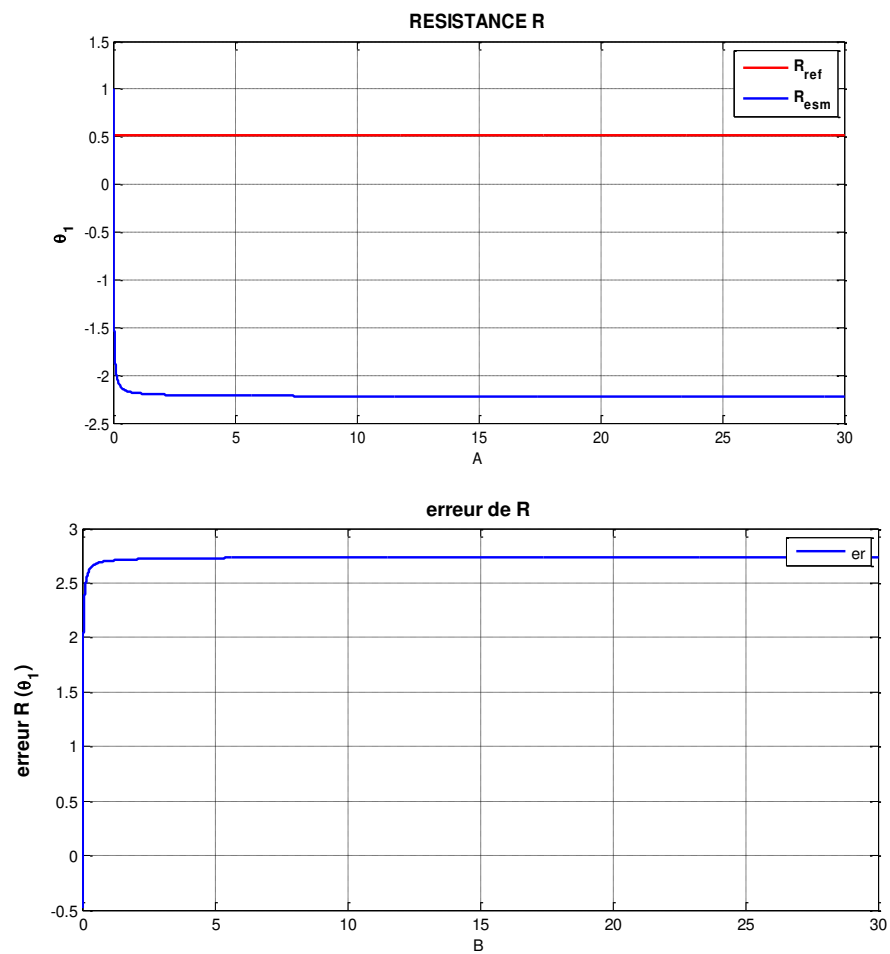


Figure (3.7) le résidu θ_1 (erreur de résistance R

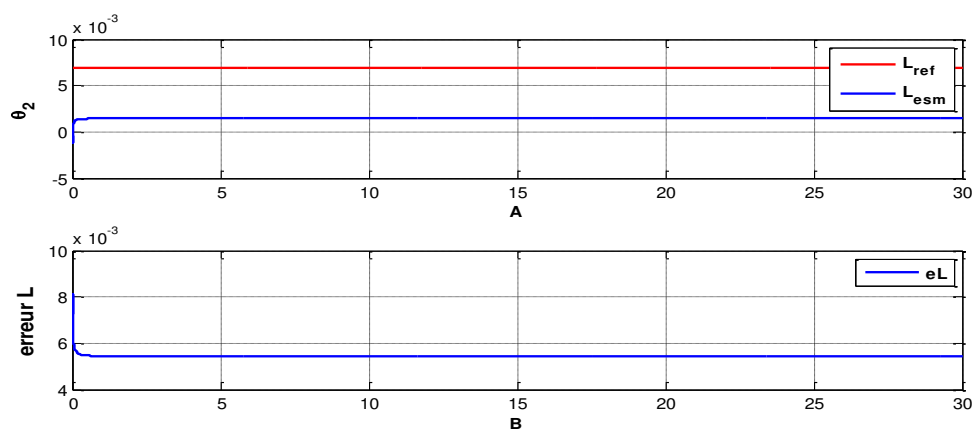


Figure (3.8) le résidu θ_2 (erreur de l'inductance L)

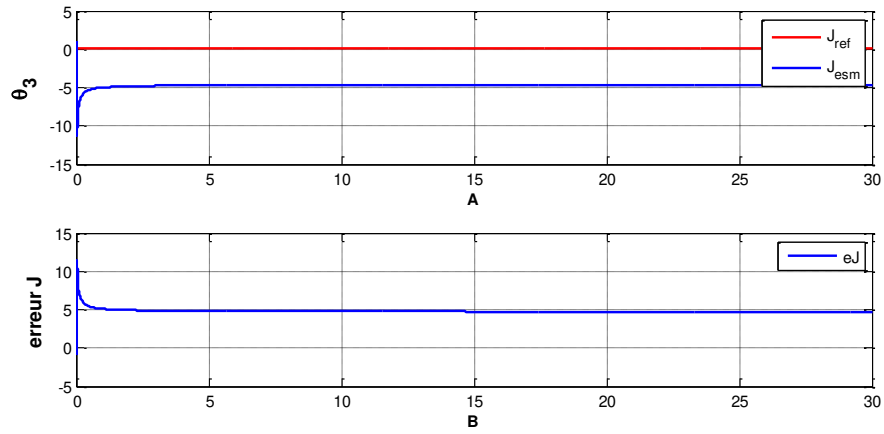


Figure (3.9) le résidu θ_3 (erreur de l'inertie J)

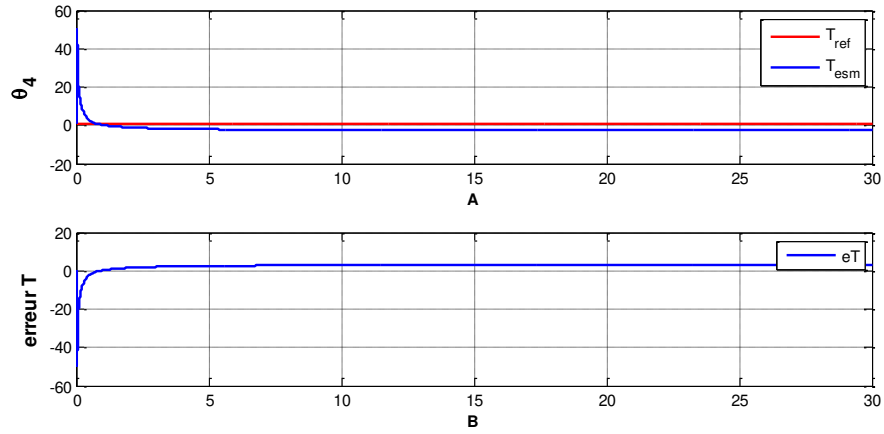


Figure (3.10) le résidu θ_4 (erreur de la charge T)

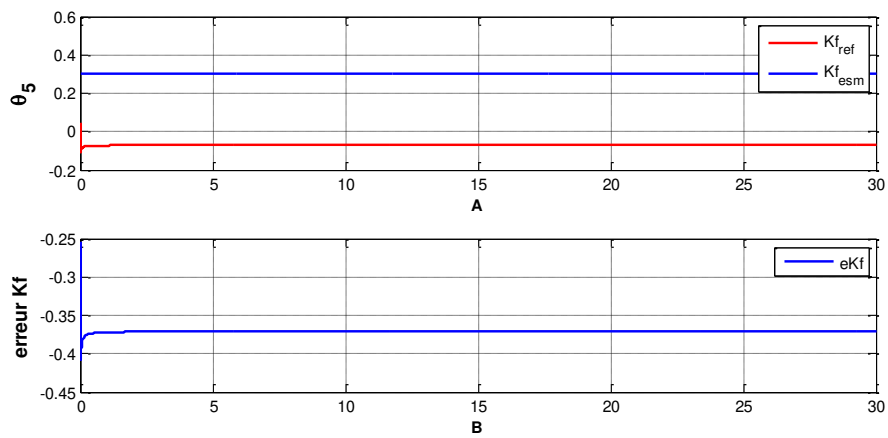


Figure (3.11) le résidu θ_5 (erreur de frottement K_f)

Interprétations :

- Dans la figure (3.6 –A) on applique une commande U constante (120 v) obtient une vitesse (3.6 –B) constante égal 47 rad/min avec un pic à 50 ou début
- Figure (3.7-A) présente la référence de R et l'estime Res et le résidu θ_1 (erreur de résistance $R_{ref} - Res$) présente dans (3.7-B) avec une valeur permanenté 3.
- Figure (3.8-A) présente la référence de L et l'estime Les et le résidu θ_2 (erreur de l'inductance $L_{ref} - Les$) présente dans (3.8-B) avec une valeur permanenté 0.006 H
- Figure (3.9-A) présente la référence de J et l'estime Jes et le résidu θ_3 (erreur de l'inertie $J_{ref} - Jes$) présente dans (3.9-B) avec une valeur permanenté 2
- Figure (3.10-A) présente la référence de T et l'estime Tes et le résidu θ_4 (erreur de La charge $T_{ref} - Tes$) présente dans (3.10-B) avec une valeur permanenté 10
- Figure (3.11-A) présente la référence de K_f et l'estime K_{fes} et le résidu θ_5 (erreur de frottement $K_{fref} - K_{fes}$) présente dans (3.11-B) avec une valeur permanenté 0.35 .

Pour un défaut de commande U a l'instant 7 s un changement de 120 V a 130 V avec bruit :

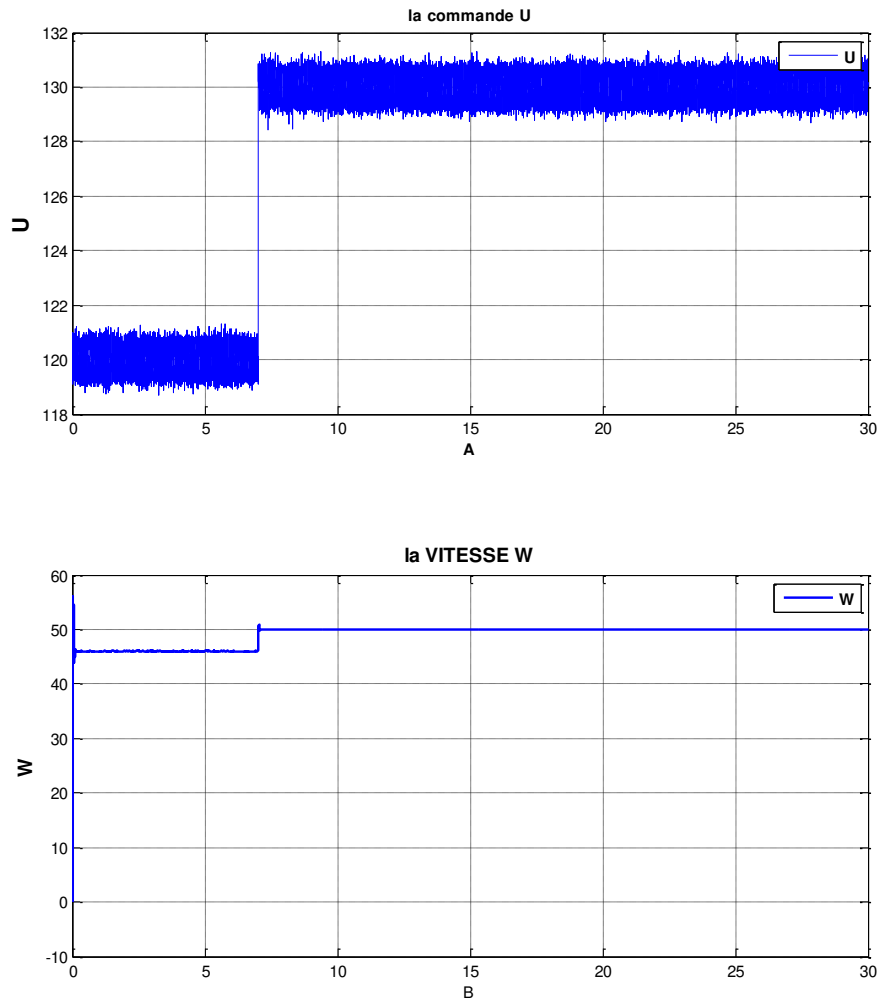


Figure (3.12) la commande U et la vitesse W

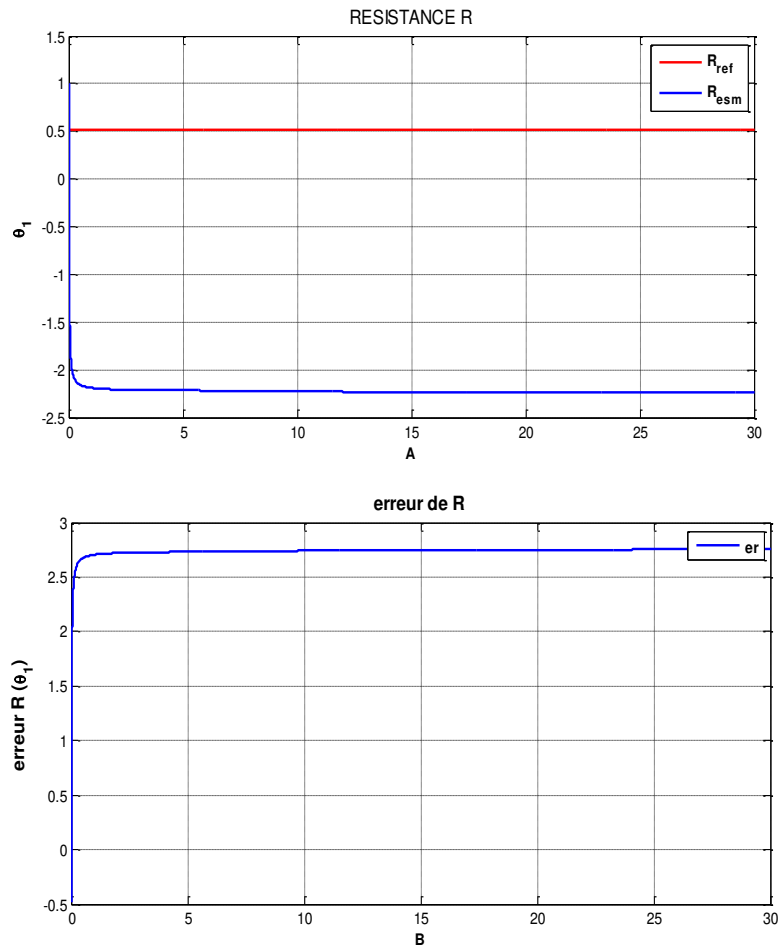


Figure (3.13) le résidu θ_1 (erreur de résistance R)

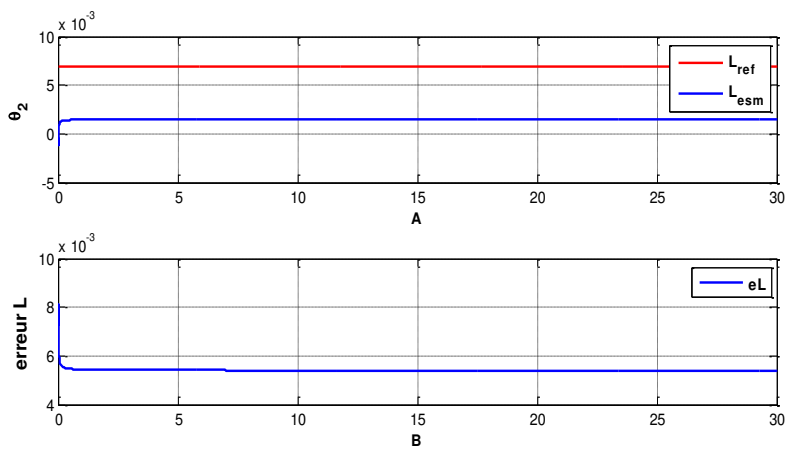


Figure (3.14) le résidu θ_2 (erreur de l'inductance L)

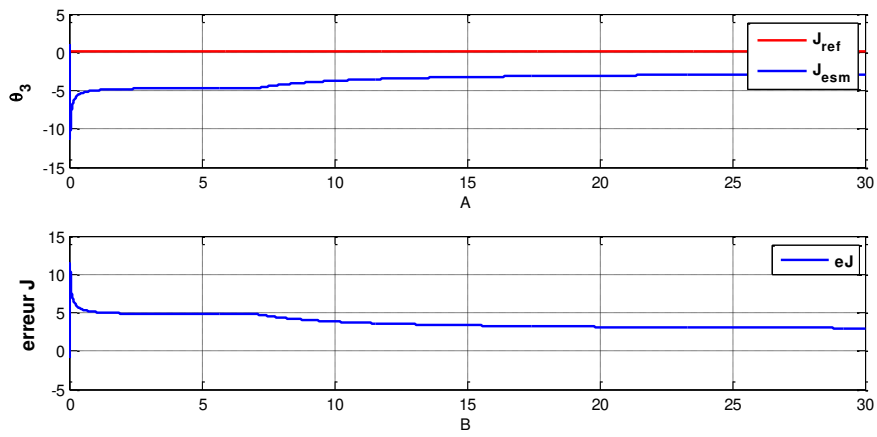


Figure (3.15) le résidu θ_3 (erreur de l'inertie J)

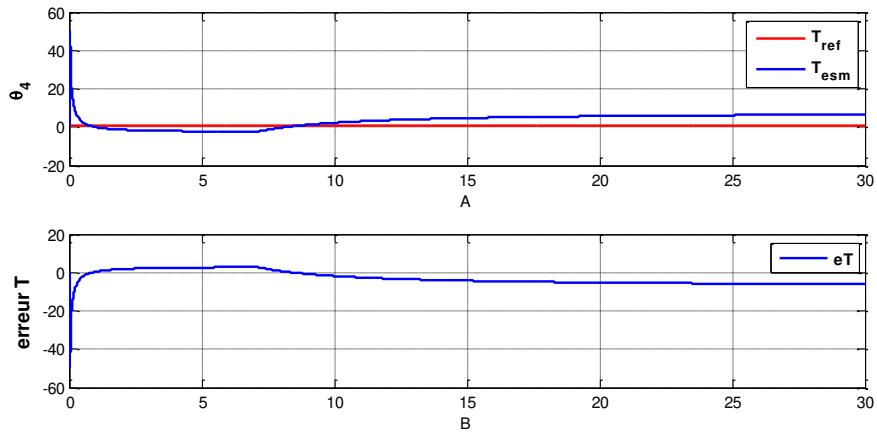


Figure (3.16) le résidu θ_4 (erreur de la charge T)

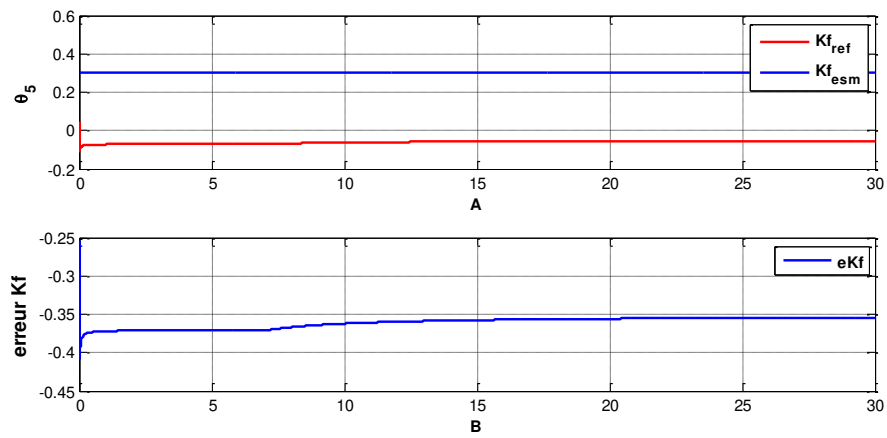


Figure (3.17) le résidu θ_5 (erreur de frottement Kf)

Interprétations :

- Dans la figure (3.12 –A) on applique une commande U constante (120 V) a l'instant 7 s présent un défaut de commande U de 10 v changer la valeur de U de 120 V a 130 V obtient une vitesse (3.12 –B) constant e égal 47 rad/min et à l'instant 7s la vitesse augmente a 50rad/min avec un pic à 60 ou début
- Figure (3.13-A) présente la référence de R et l'estime Res et le résidu θ_1 (erreur de résistance $Ref - Res$) présente dans (3.13-B) avec une valeur permanenté 2.7 n'y a aucune influence
- Figure (3.14-A) présente la référence de L et l'estime Les l'estimation un bien fait et le résidu θ_2 (erreur de l'inductance $Lref - Les$) présente dans (3.14-B) avec une valeur permanenté 0.0055 H 7 n'y a aucune influence
- Figure (3.15-A) présente la référence de J et l'estime Jes influe par le changment de commande U et le résidu θ_3 (erreur de l'inertie $Jref - Jes$) présente dans (3.15-B) du menue à partir de 7s
- Figure (3.16-A) présente la référence de T et l'estime Tes influe par le changment de commande U et le résidu θ_4 (erreur de La charge $Tref - Tes$) présente dans (3.16-B) avec une valeur permanenté -2
- Figure (3.17-A) présente la référence de K_f et l'estime $Kfes$ influe par le changment de commande U et le résidu θ_5 (erreur de frottement $Kfref - Kfes$) présente dans (3.17-B) avec une valeur permanenté 0.35 .

- Pour un défaut de commande U a l'instant 7 s un changement de 120 V a 130 V et un défaut au capteur de vitesse à l'instant 10 s :

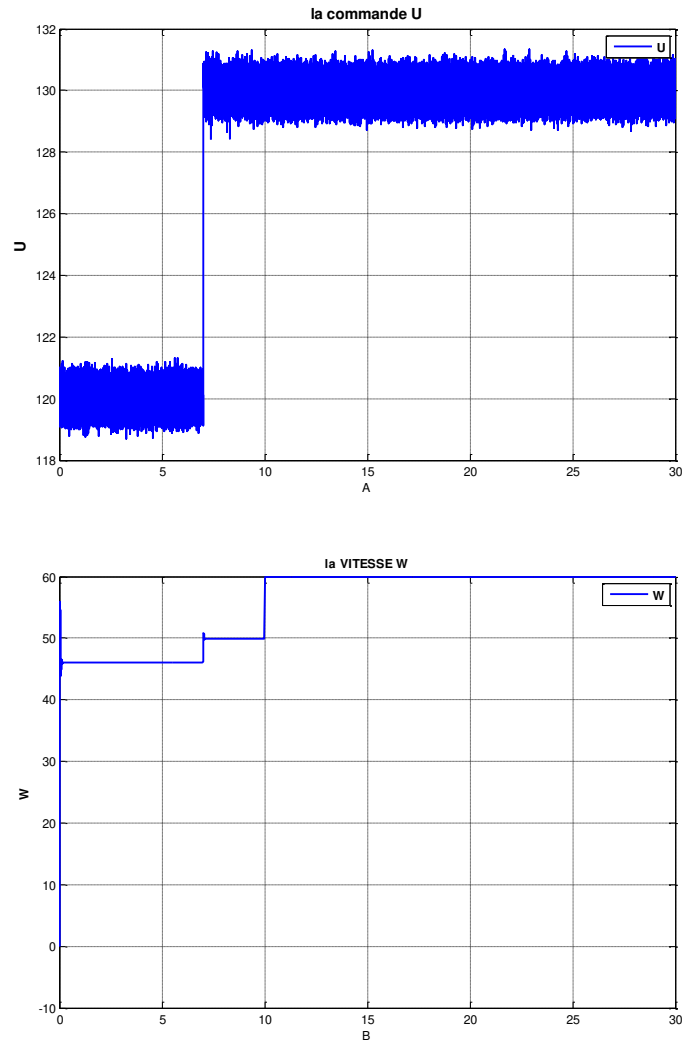


Figure (3.18) la commande U et la vitesse W

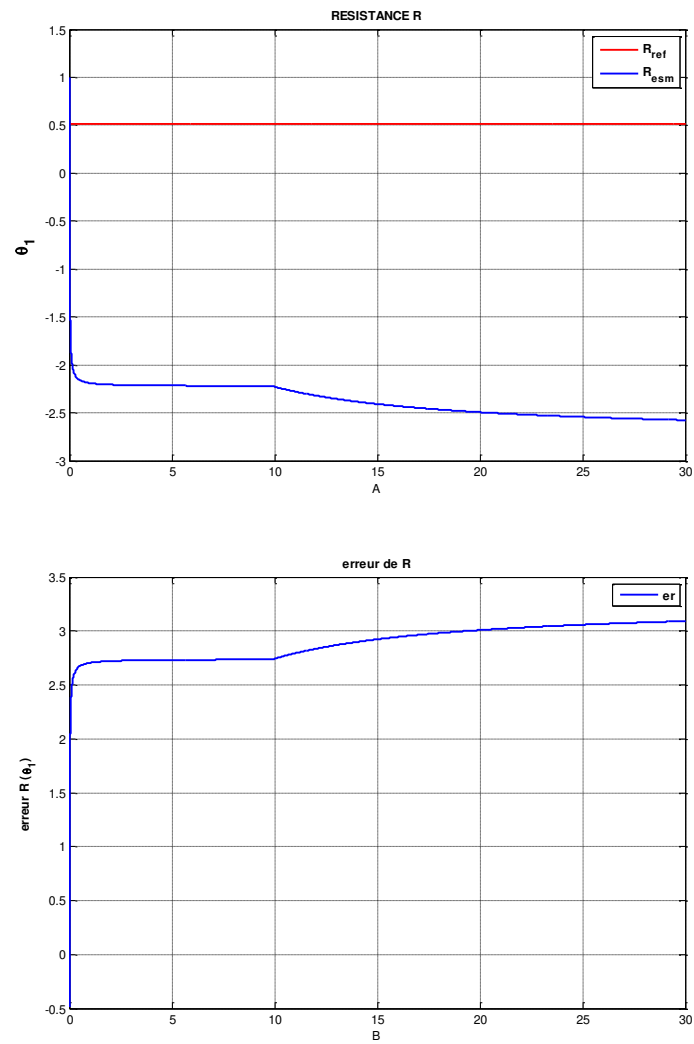
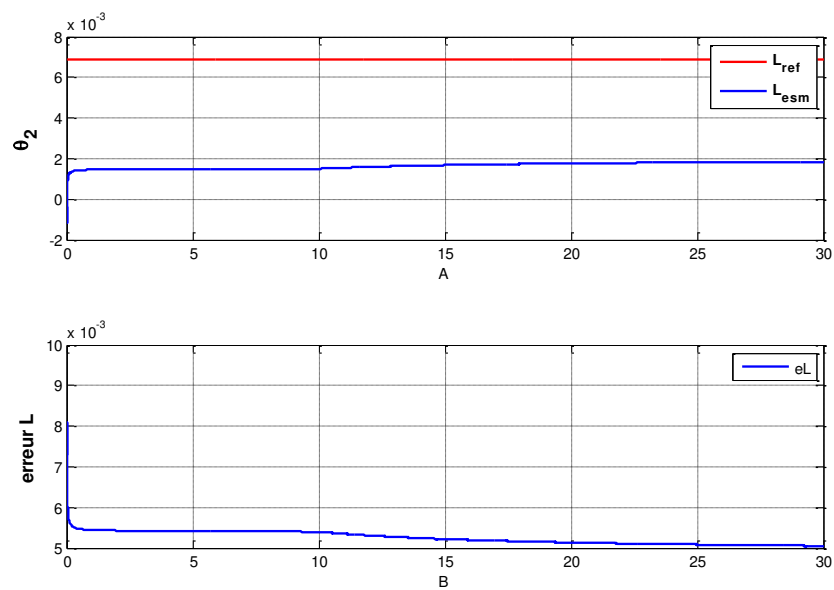


Figure (3.19) le résidu θ_1 (erreur de résistance R)



Figure

(3.20) le résidu θ_2 (erreur de l'inductance L)

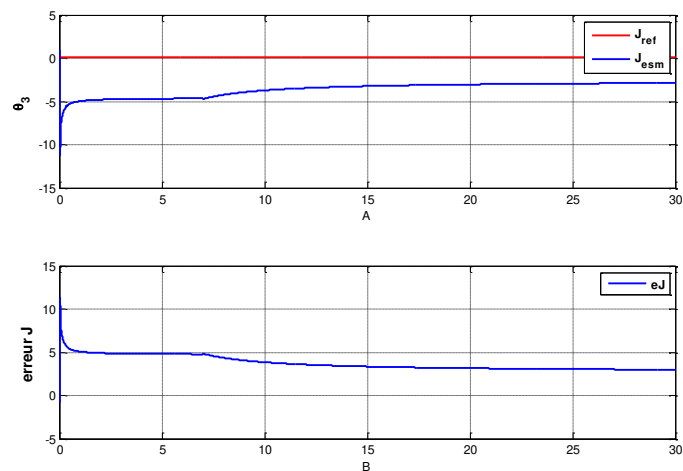


Figure (3.21) le résidu θ_3 (erreur de l'inertie J)

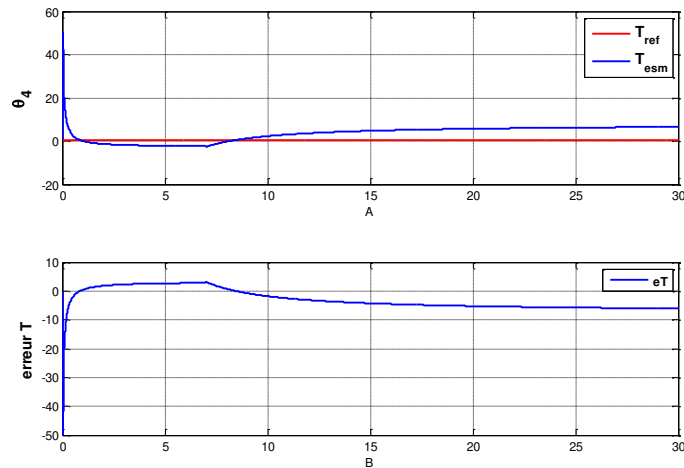


Figure (3.22) le résidu θ_4 (erreur de la charge T)

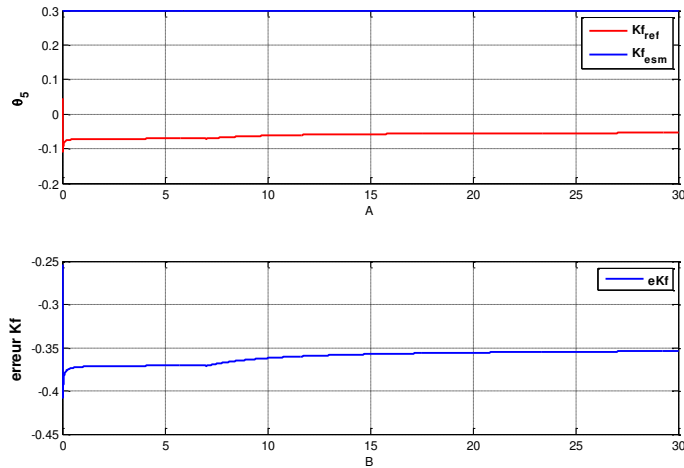


Figure (3.23) le résidu θ_5 (erreur de frottement Kf)

Interprétations :

- Dans la figure (3.18 –A) on applique une commande U constante (120 V) a l'instant 7 s présent un défaut de commande U de 10 v changer la valeur de U de 120 V a 130 V obtient une vitesse (3.18 –B) constant e égal 47 rad/min et à l'instant 7s la vitesse augmente a 50rad/min puis à l'instant 10s le capteur de vitesse détecte un défaut.
- Figure (3.19-A) présente la référence de R et l'estime Res influe par le défaut de capteur de vitesse et le résidu θ_1 (erreur de résistance Ref - Res) présente dans (3.19-B) avec une valeur permanenté 2.7

- Figure (3.20-A) présente la référence de L et l'estime Les un peu d'influence de l'estimation et le résidu θ_2 (erreur de l'inductance Lref - Les) présente dans (3.20-B) avec une valeur permanenté 0.0055 H 7 avec un peu d'influence
- Figure (3.21-A) présente la référence de J et l'estime Jes influe par le changment de commande U et le résidu θ_3 (erreur de l'inertie Jref - Jes) présente dans (3.21-B) du menue à partir de 7s
- Figure (3.22-A) présente la référence de T et l'estime Tes influe par le changment de commande U et le résidu θ_4 (erreur de La charge Tref - Tes) présente dans (3.22-B) avec une valeur permanenté -3.4
- Figure (3.23-A) présente la référence de Kf et l'estime Kfes influe par le changment de commande U et le résidu θ_5 (erreur de frottement Kfref - Kfes) présente dans (3.23-B) et très influencer avec une valeur permanenté 0.35 .

- Pour un défaut de commande U a l'instant 7 s un changement de 120 V a 130 V et un bruit au capteur de vitesse :

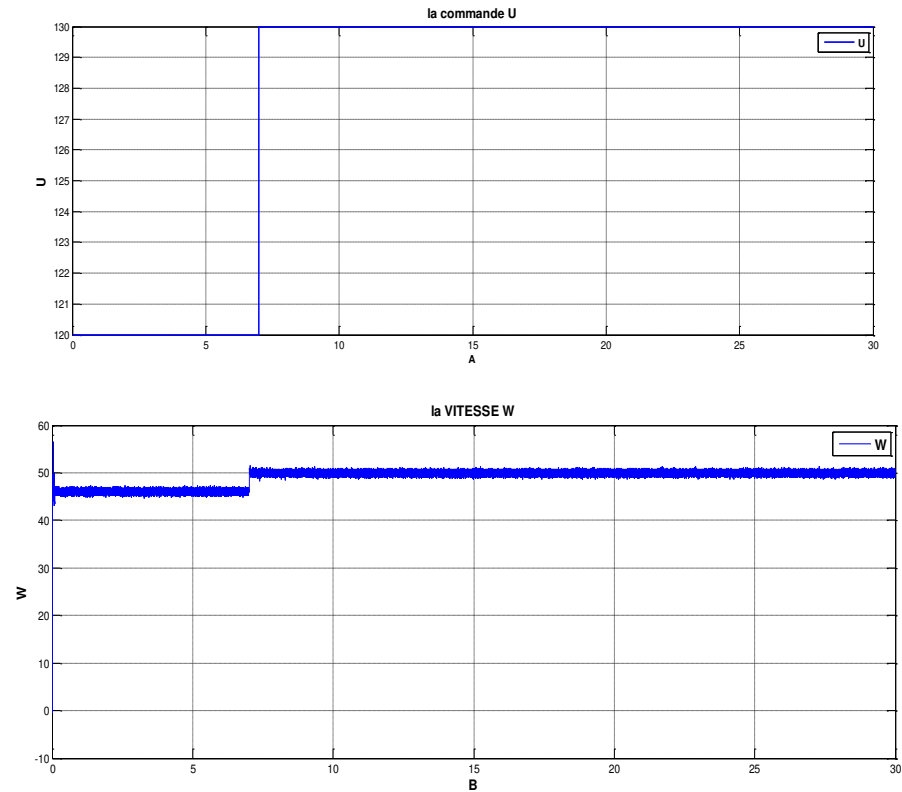


Figure (3.24) la commande U et la vitesse W



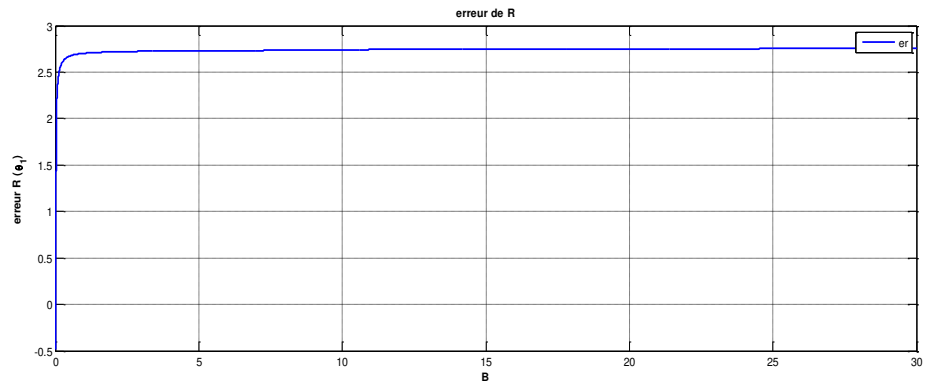


Figure (3.25) le résidu θ_1 (erreur de résistance R)

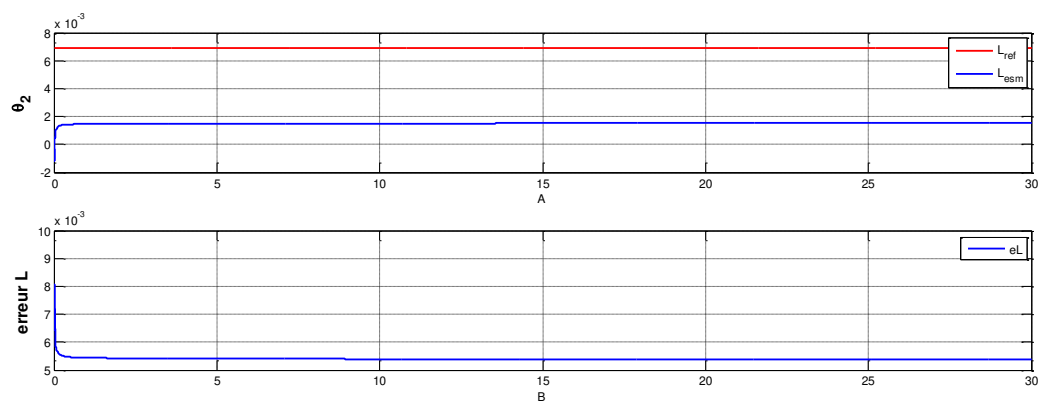


Figure (3.26) le résidu θ_2 (erreur de l'inductance L)

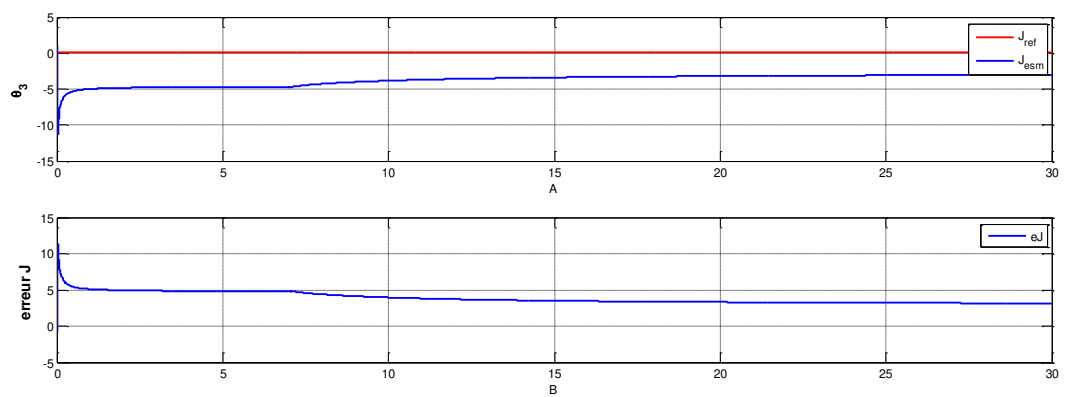


Figure (3.27) le résidu θ_3 (erreur de l'inertie J)

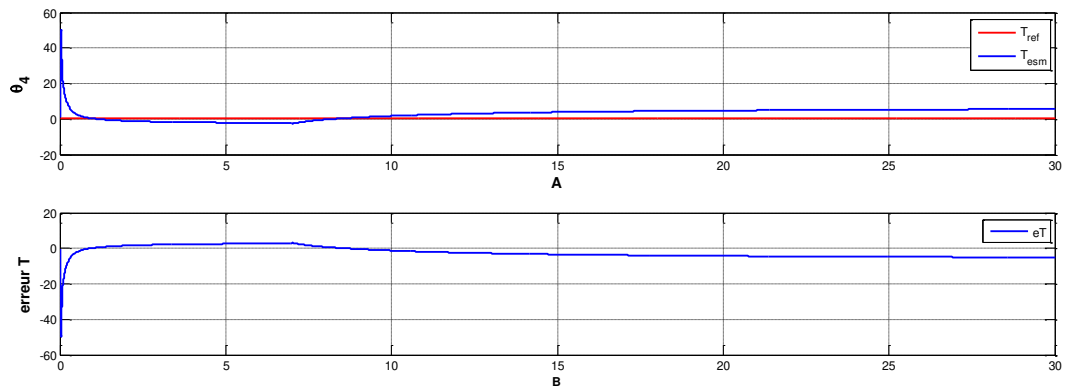


Figure (3.28) le résidu θ_4 (erreur de la charge T)

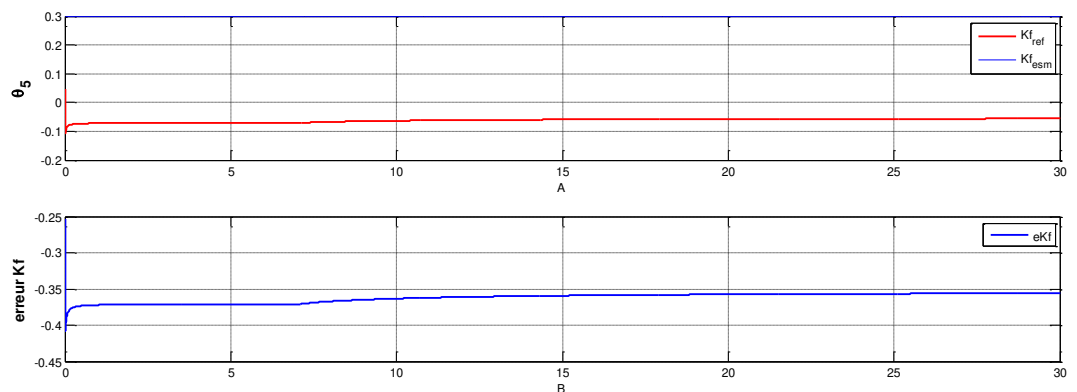


Figure (3.29) le résidu θ_5 (erreur de frottement Kf)

Interprétations :

- Dans la figure (3.24 –A) on applique une commande U constante (120 V) a l'instant 7 s présent un défaut de commande U de 10 v changer la valeur de U de 120 V a 130 V obtient une vitesse (3.24 –B) constant e égal 47 rad/min et à l'instant 7s la vitesse augmente a 50rad/min le capteur de vitesse détecte un bruit de mesure avec un variance de 0.1
- Figure (3.25-A) présente la référence de R et l'estime Res égale 2.23 influe par le défaut de capteur de vitesse et le résidu θ_1 (erreur de résistance Ref - Res) présente dans (3.25-B) avec une valeur permanenté 2.7
- Figure (3.26-A) présente la référence de L et l'estime Les un peu d'influence de l'estimation et le résidu θ_2 (erreur de l'inductance Lref - Les) présente dans (3.26-B) avec une valeur permanenté 0.0055 H 7 avec un peu d'influence
- Figure (3.27-A) présente la référence de J et l'estime Jes influe par le changment de commande U et le résidu θ_3 (erreur de l'inertie Jref - Jes) présente dans (3.27-B) du

menue à partir de 7s

- Figure (3.28-A) présente la référence de T et l'estime T_{es} influe par le changement de commande U et le résidu θ_4 (erreur de La charge $T_{ref} - T_{es}$) présente dans (3.28-B) avec une valeur permanenté -3.4
- Figure (3.29-A) présente la référence de Kf et l'estime K_{fes} influe par le changement de commande U et le résidu θ_5 (erreur de frottement $K_{fref} - K_{fes}$) présente dans (3.29-B) et très influencer avec une valeur permanenté 0.35 .

Pour un défaut de commande U a un valeur 120 V et un bruit de variance 0.1 et une variation de Res à l'instant 10 s

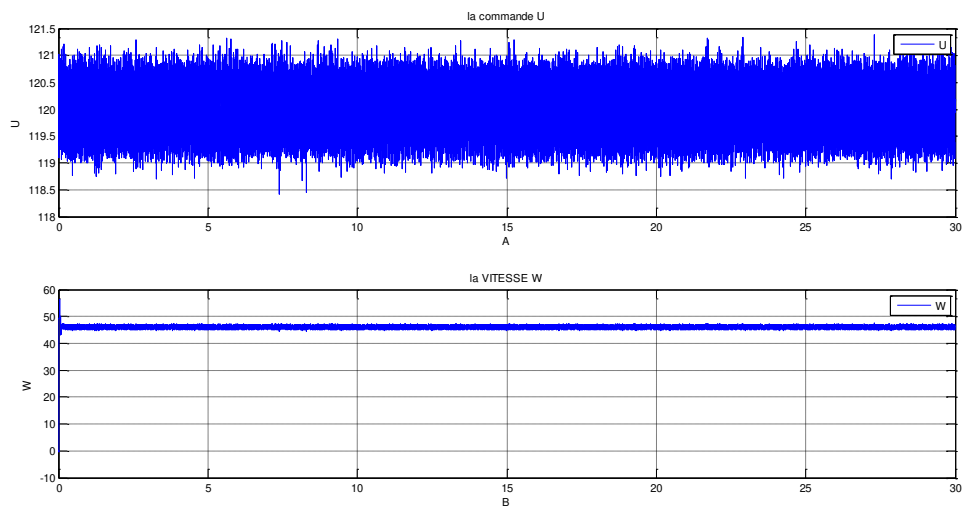


Figure (3.30) la commande U et la vitesse W

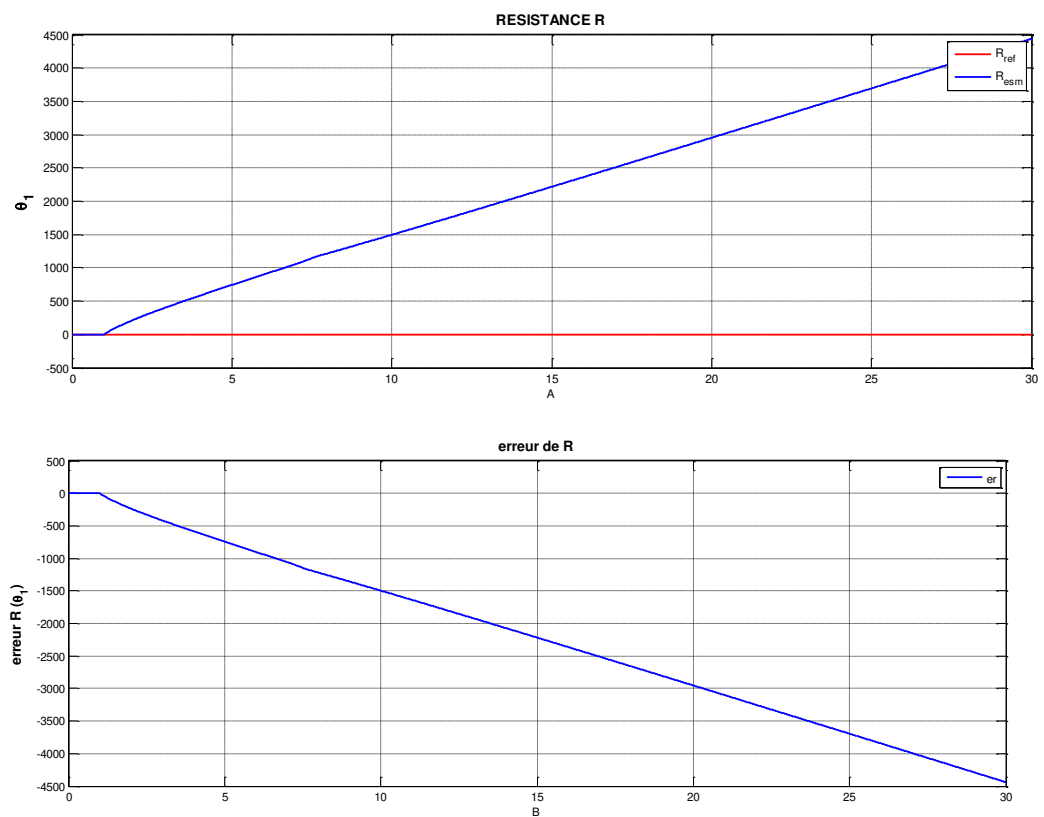


Figure (3.31) le résidu θ_1 (erreur de résistance R)

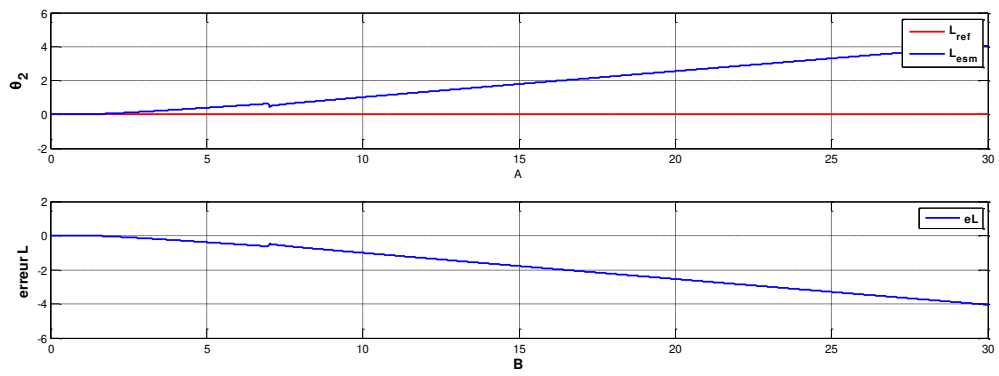


Figure (3.32) le résidu θ_2 (erreur de l'inductance L)

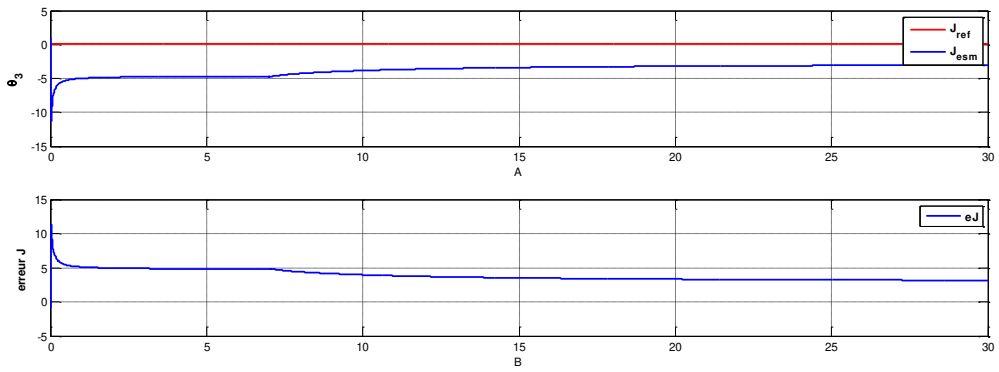


Figure (3.33) le résidu θ_3 (erreur de l'inertie J)

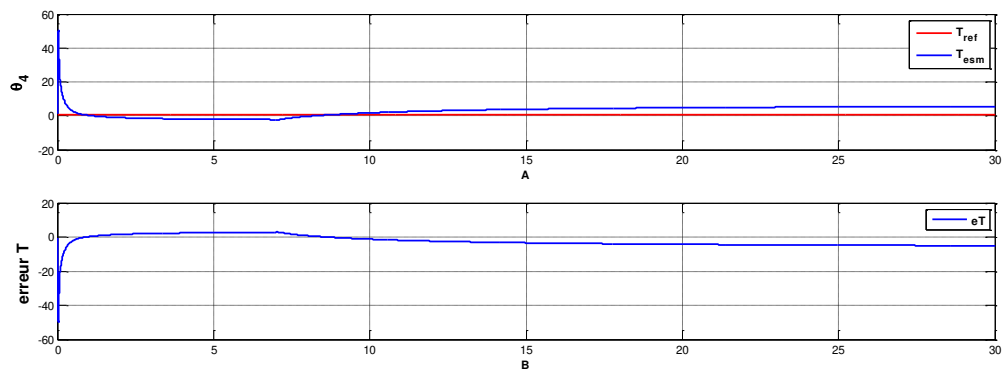


Figure (3.34) le résidu θ_4 (erreur de la charge T)

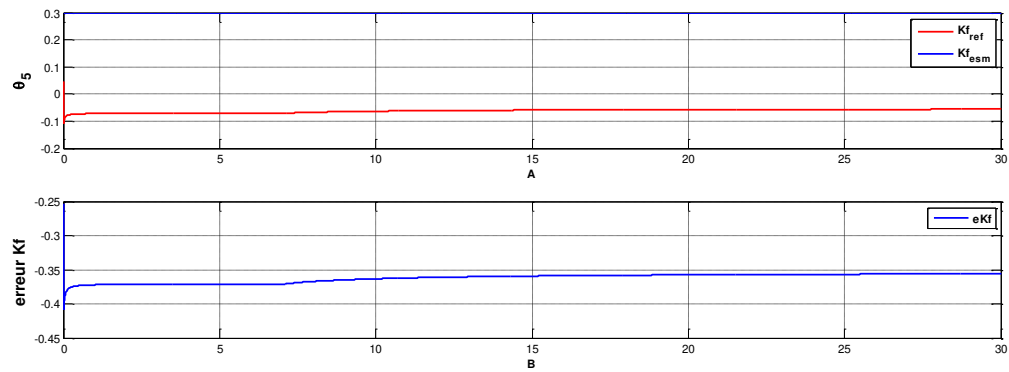


Figure (3.35) le résidu θ_5 (erreur de frottement K_f)

Interprétations :

- Dans la figure (3.30 –A) on applique une commande U constante (120 V) avec un bruit de variance 0.1 on obtient une vitesse (3.30 –B) constant e égal 47 rad/min et avec un variance de 0.1
- Dans les figure (3.31-A) et (3.32) présente un instabilité de le système (un grande influence.

Pour un défaut de commande U a un valeur 120 V et un bruit de variance 0.1 et une variation de L es à l'instant 10 s

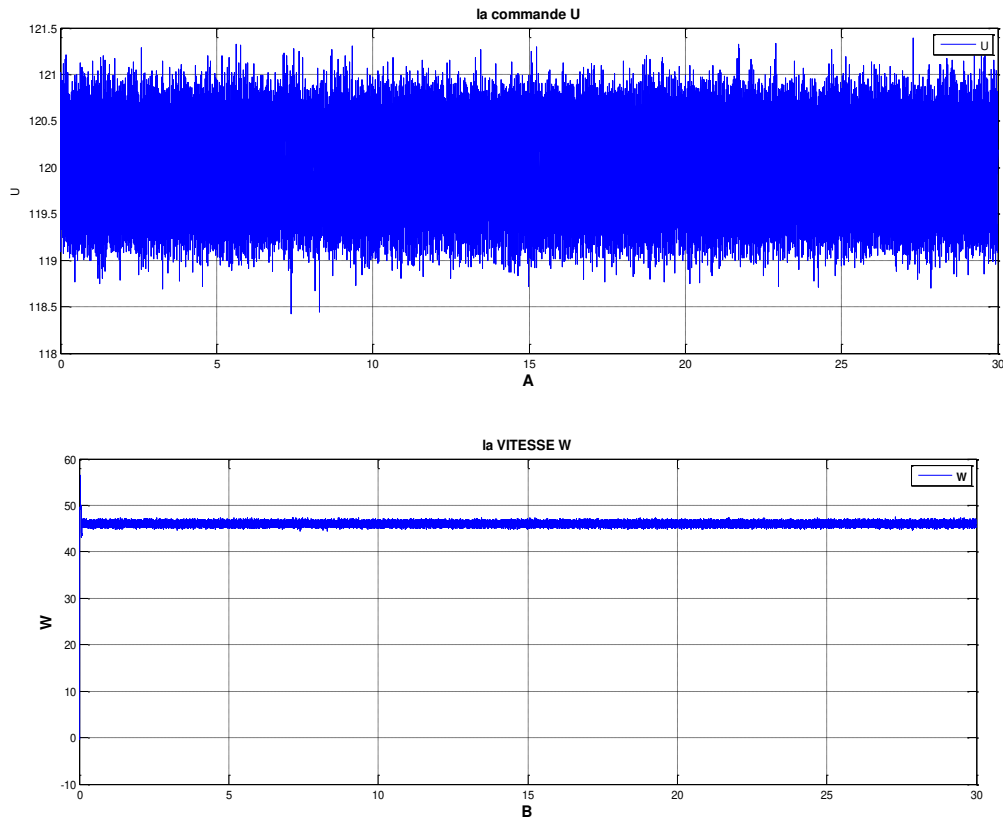
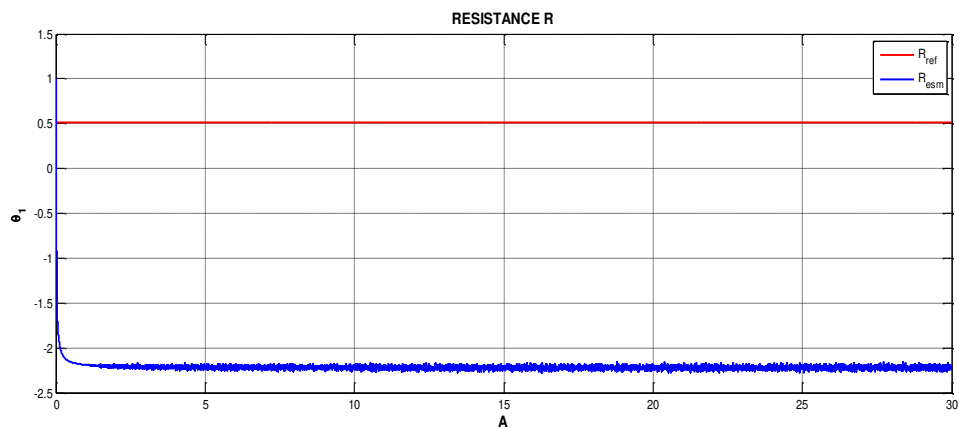


Figure (3.36) la commande U et la vitesse W



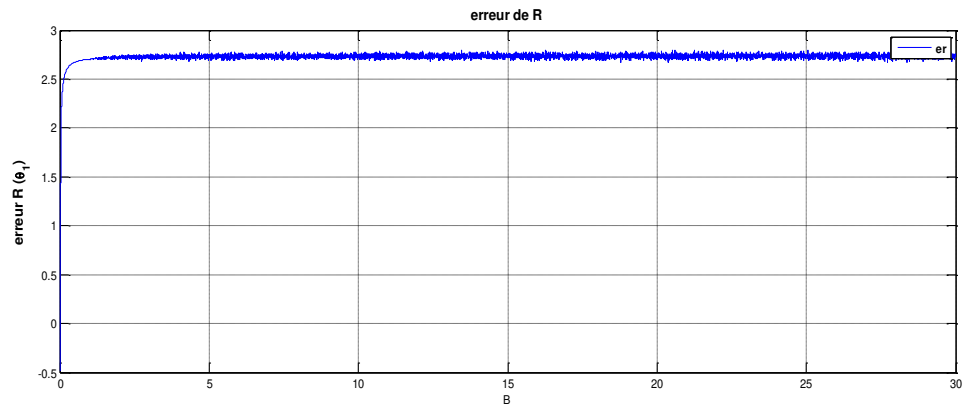


Figure (3.37) le résidu θ_1 (erreur de résistance R)

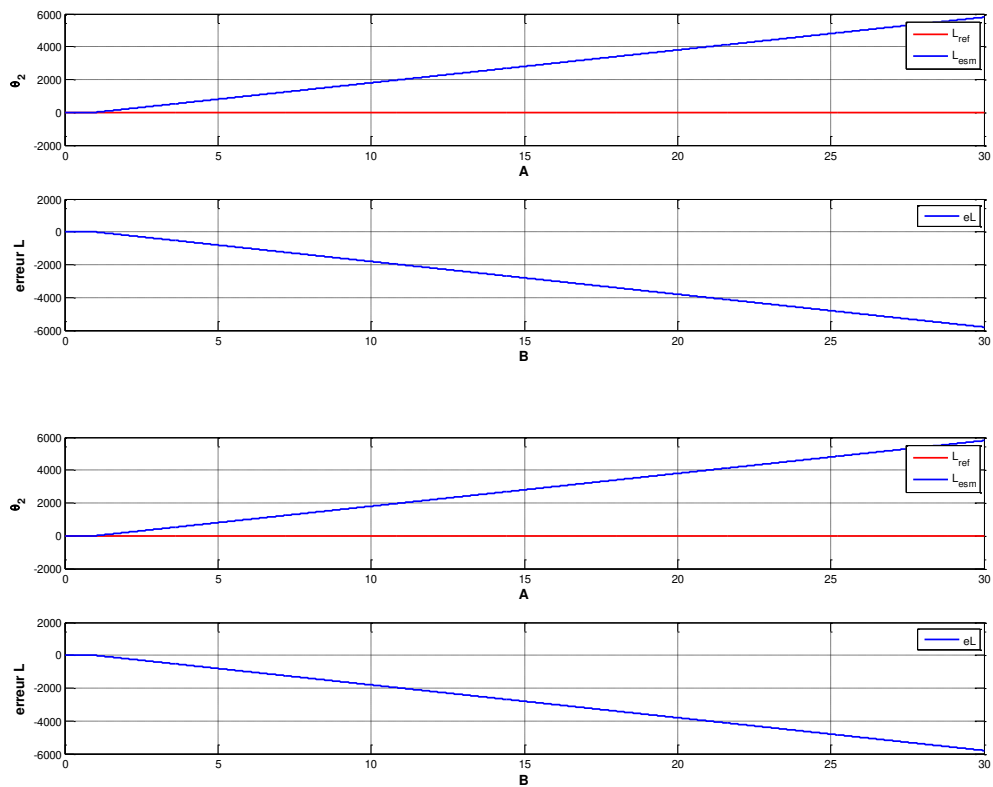


Figure (3.38) le résidu θ_2 (erreur de l'inductance L)

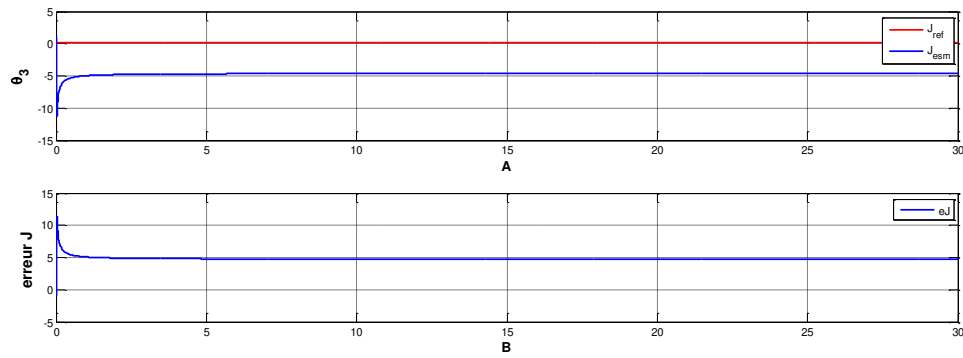


Figure (3.39) le résidu θ_3 (erreur de l'inertie J)

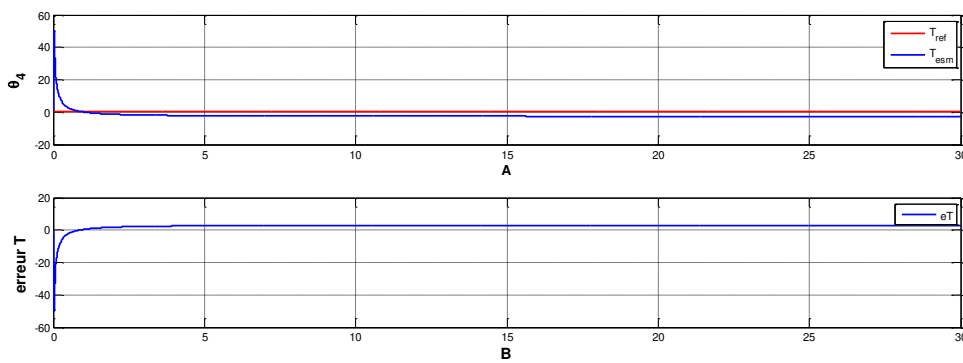


Figure (3.40) le résidu θ_4 (erreur de la charge T)

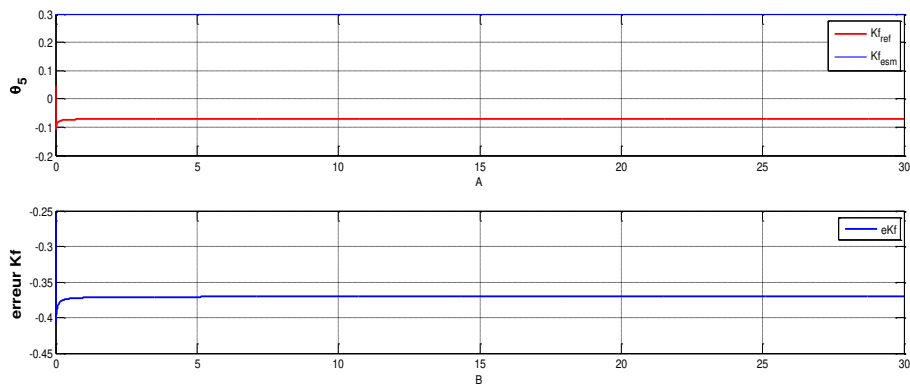


Figure (3.41) le résidu θ_5 (erreur de frottement K_f)

Interprétations :

- Dans la figure (3.36 –A) on applique une commande U constante (120 V) avec un bruit de variance 0.1 on obtient une vitesse (3.36 –B) constant e égal 47 rad/min avec un variance de 0.1
- Dans la figure (3.37-A) in y a aucune influence
- La figure (3.38) présente un instabilité de le système (un grande influence).

Conclusion : dans ce chapitre ont fait la modélisation MCC puis introduire le modèle discret, pour appliquer une approche estimation paramétriques par moindres carrés récursives à la diagnostic on obtenons des remarques suivantes, les paramètres de MCC sont influés par les différents défauts (bruit, pic de commande) ce qui nous permettra de détecter le défaut à l'instant de naissance en temps réel qui nous donne un avantage de faire la maintenance préventive et augmenter la durée de vie de notre système.

CONCLUSION GENERALE :

Dans la majeure partie des travaux effectués dans le domaine de diagnostic des systèmes, les outils servant à la détection et à la localisation des défauts sont synthétisés à partir d'une représentation en d'état en boucle ouvert du système. Les travaux présentés dans cette thèse se distinguent en trois chapitres.

Dans le chapitre 1 un état de l'Art sur le diagnostic avec des quelques notions est des définitions sur les termes de diagnostic puis on a cité les avantages et inconvénients de différentes méthodes de diagnostic.

Où le deuxième chapitre étudie de l'approche d'estimation paramétrique des différents paramètres des systèmes linéaires avec les méthodes moindres carrées (simple, instrumentale et récursive). On a observé que la méthode moindres carrés est plus efficace pour les systèmes variant dans le temps ce qui est plus applicable pour le diagnostic.

Dans le dernier chapitre on étudiera un système linéaire (MCC) moteur à courant continu. Pour le modéliser on propose des hypothèses simplificatrices puis on calcule la représentation d'état discret qui permet l'application de la méthode de diagnostic par estimation paramétrique stochastique (moindres carrés récursive) pour la génération des résidus. Enfin le test est fait par la simulation avec le logiciel Matlab pour avoir l'influence des défauts sur le différent capteur.

L'objectif final de notre travail est de faire un diagnostic stochastique sur un système linéaire (représentation discret), on souhaite bien la continuité de notre travail avec la prochaine promotion d'automatique dans la perspective d'utilisation de l'intelligence artificielle pour le diagnostic des systèmes.

BIBLIOGRAPHIE

BIBLIOGRAPHIE :

[1]: livre commande et diagnostic des systèmes dynamiques (Modélisation, analyse, commande par PID et par retour d'état, diagnostic

[2] : J. Richelet .pratique l'indentification, Hermes, paris, 2002

[3] : Y. Thomas, signar et systèmes linéaire, 2 end Edition, Masson, 1994

[4]:H.Unbehaueand G.P .Rao .contious-tines approuch to system unification a survery – Automatic a, (26):23-35, 1990

[5]:L.zadeh, outline ofanew approuche to the analysis of complex systems and decision processes.IEEEtrans, on systems, Man and cybernetics (31):28-44, 1973

[6]:G.zwingelstiein.diagnostic des défaillances .Hermes, paris, 1995

[7] : G.zwingelstiein.la maintenance basée sur la fabilité, Hermes, paris, 1996

[8]: J: Chen and K.J.patton. Robust model- based fault diagnostic for dynamic system
Kluwer Academic publishers ,1999

[9]: P.M Frank.Fault detection in dynamic systemes using analytical and and know
Ledge-based redundancy .a survery and some new résultats .Automatica.26 (3):459- 474,
, 1990

[10]:Mémoire MREHI KAMEL-université Baji Mokhtare ANNABA –Année 2010
Présenté en vue de l'obtention du diplôme de Magister –Estimation d'état et diagnostic de
Fonctionnement des system

[11] : Mémoire de Magister en Automatique –GAOUAOUI Mohamed –Université
Mouloud MAMMERI DE TZI- OUZOU –Auto matique des systèmes continus
Et productiques-Application a la machine asynchrone 2012

[12] : Module surveillance des processus –Didier MAQWIN-professeur a L'INPL-
Veindoeuvre-les –Nancy, janvier 2001