



**HAL**  
open science

# Observateur à mémoire finie pour le diagnostic de systèmes non linéaires à temps continu et à mesures discrètes

Tingting Zhang, Frédéric Kratz, Yunhui Hou, Vincent Idasiak

## ► To cite this version:

Tingting Zhang, Frédéric Kratz, Yunhui Hou, Vincent Idasiak. Observateur à mémoire finie pour le diagnostic de systèmes non linéaires à temps continu et à mesures discrètes. 8èmes Journées Doctorales / Journées Nationales MACS (JD-JN MACS 2019), Jun 2019, Bordeaux, France. hal-02408189

**HAL Id: hal-02408189**

**<https://hal.science/hal-02408189>**

Submitted on 5 Feb 2021

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



DOCUMENT DE SOUMISSION  
Journées Doctorales GDR MACS – 5 / 7 juin 2019

NOM ET PRENOM DE L'AUTEUR **ZHANG Tingting, KRATZ Frédéric, HOU Yunhui, IDASIAK Vincent**  
ETABLISSEMENT / LABORATOIRE **INSA Centre Val de Loire / PRISME**

TITRE DE LA PRESENTATION

**Observateur à mémoire finie pour le diagnostic de systèmes non linéaires à temps continu et à mesures discrètes**

BLOC DISCIPLINAIRE

*Indiquer la discipline à laquelle vos travaux appartiennent – 1 choix possible*

Automatique

Systèmes de production

CLASSES DE SYSTEMES

*Plusieurs choix possibles*

Systèmes dynamiques

Systèmes à événements discrets

Systèmes EDP

Systèmes de systèmes

Systèmes non linéaires

Systèmes stochastiques

Systèmes hybrides

Systèmes Homme Machine

THEMATIQUES

*Plusieurs choix possibles*

Connaissances - Compétences

Conception – Cycle de vie

Modélisation - Simulation

Observations – Contrôle / Commande

Identification

Optimisation – Robustesse - Performance

Aide à la décision

Ordonnancement – Pilotage

Systèmes d'information

Apprentissage - IA

Diagnostic – Pronostic – Maintenance – Sûreté de fonctionnement - Supervision

Autre (préciser ci-dessous)

**Saisir la thématique**

ENJEUX SOCIETAUX

*Plusieurs choix possibles*

Numériques (lot, réseaux, ...)

Robotique

Transports

Industrie 4.0

Energie

Développement Durable

Bio(techno)logie et santé

Service

Intelligence artificielle (au sens de sa diffusion dans la société)

Autre (préciser ci-dessous)

**Saisir un enjeu sociétal**

INFORMATIONS COMPLEMENTAIRES

*Si nécessaire*

## Introduction

Les processus ou systèmes industriels deviennent de plus en plus complexes et il est aujourd'hui très important de pouvoir assurer un fonctionnement efficace à ces processus. En effet, tout dysfonctionnement va entraîner une consommation inutile de matière première et d'énergie. De manière à conserver sa compétitivité, toute installation se doit de pouvoir réagir dans les plus brefs délais à tout fonctionnement « anormal ». La fiabilité est devenue un véritable enjeu pour les entreprises actuelles. Plus particulièrement, c'est l'aspect diagnostic que nous abordons et qui est devenu un problème important dans le processus industriel et un sujet de recherche à la mode. Le but de ce travail est de construire un observateur à mémoire finie (FMO) pour une classe de systèmes non linéaires à temps continu. Nous avons validé les performances de la méthode proposée sur un moteur asynchrone.

### Formulation de l'observateur à mémoire finie

Considérons le système non linéaire décrit par les équations d'état suivantes :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + \Phi(x) \\ y(kT_e) = Cx(kT_e) + v(kT_e) \end{cases} \quad (1)$$

où  $x(t)$ ,  $u(t)$ ,  $y(kT_e)$  sont respectivement les vecteurs d'états, d'entrées et de sorties.  $T_e$  est la période d'échantillonnage (*i.e.*  $\exists k \in \mathbb{N} \mid t = k \times T_e$ ). La fonction  $\Phi(x)$  est globalement lipschitzienne. Le bruit de mesure  $v(kT_e)$  est supposé gaussien, à moyenne nulle et à covariance connue notée  $R$ . Sans perte de généralité, nous allons présenter l'estimation des états synchronisée avec les mesures, car c'est de cette estimation dont nous avons besoin dans le cadre du diagnostic. À un instant  $t$  donné, nous construisons un vecteur de mesure augmenté, collection des mesures sur  $L$  instants différents  $t - \tau_i$  ( $\tau_i = i \times T_e$  et  $i = 0, 1, \dots, L-1$ ). L'estimation  $\hat{x}(t)$  est alors donnée par la relation suivante [1] :

$$\hat{x}(t) = (W_L^T P^{-1} W_L)^{-1} W_L^T P^{-1} Y_L \quad (2)$$

avec

$$Y_L = \begin{bmatrix} y(t - \tau_0) + \alpha_{t-\tau_0,t} + \beta_{t-\tau_0,t} \\ y(t - \tau_1) + \alpha_{t-\tau_1,t} + \beta_{t-\tau_1,t} \\ \vdots \\ y(t - \tau_{L-1}) + \alpha_{t-\tau_{L-1},t} + \beta_{t-\tau_{L-1},t} \end{bmatrix} \quad \alpha_{t-\tau_i,t} = \int_{t-\tau_i}^t C e^{A(t-\tau_i-\theta)} B u(\theta) d\theta \quad \beta_{t-\tau_i,t} = \int_{t-\tau_i}^t C e^{A(t-\tau_i-\theta)} \Phi(x(\theta)) d\theta$$

$$W_L = \begin{bmatrix} C e^{-A\tau_0} \\ C e^{-A\tau_1} \\ \vdots \\ C e^{-A\tau_{L-1}} \end{bmatrix} \quad P = \begin{bmatrix} R & 0 & \dots & 0 \\ 0 & R & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & R \end{bmatrix}$$

Pour le calcul de l'intégrale  $\alpha_{t-\tau_i,t}$ , nous pouvons utiliser la solution analytique (en utilisant Maple par exemple). Si l'expression mathématique de l'entrée  $u(t)$  est inconnue, nous pouvons obtenir la solution en mettant  $u(t)$  en facteur de l'intégrale sous l'hypothèse que l'entrée soit constante entre deux instants d'échantillonnage consécutifs, ce qui est généralement vrai dans la pratique. Pour  $\beta_{t-\tau_i,t}$ , le problème est un peu plus compliqué, car nous voyons explicitement que dans l'intégrale apparaît le terme  $\Phi(x(\theta))$ . Pour calculer de manière analytique cette intégrale, il faut donc connaître la trajectoire de  $x(\theta)$  entre  $t - \tau_i$  et  $t$ . Or, c'est justement cette grandeur que nous cherchons à connaître (via l'estimation  $\hat{x}(t)$ ). Donc, à chaque instant  $t$ , nous allons prédire d'abord l'état  $x(t)$  (notée  $\hat{x}^*(t)$ ) avec le modèle discrétisé du système, ensuite  $\hat{x}^*(t)$  sera mis à jour, donnant  $\hat{x}(t)$ , par la méthode proposée itérativement.  $\beta_{t-\tau_i,t}$  est calculé à l'aide de la formule de Newton-Cotes [2]. Dans le cas sans défaut, en définissant l'erreur d'estimation par  $\varepsilon(t) = \hat{x}(t) - x(t)$ , les propriétés statistiques de  $\varepsilon(t)$  sont les suivantes :

$$\mathbb{E}[\varepsilon(t)] = 0 \quad (3)$$

$$\text{Var}[\varepsilon(t)] = (W_L^T P^{-1} W_L)^{-1} \triangleq \Lambda^{-1} \quad (4)$$

Nous remarquons que l'injection de (4) dans l'équation (2) donne  $\hat{x}(t) = \Lambda^{-1} W_L^T P^{-1} Y_L$ . La condition d'existence de  $\hat{x}(t)$  est donc donnée par l'existence de l'inverse de  $\Lambda$ . La plus petite taille de fenêtre  $L_{\min}$

permettant d'assurer l'inversibilité de  $\Lambda$  est donnée par indice d'observabilité du système [3] tandis que la taille de fenêtre maximale  $L_{\max}$  est définie à partir de laquelle la valeur propre maximale de  $\Lambda^{-1}$  est inférieure à un seuil défini *a priori* (Fig1.a).

### Application à la machine asynchrone

Le scénario des différents défauts est présenté dans Tableau 1. Ensuite, la performance du FMO proposé ( $L=10$ ) est donnée en Fig1.b-Fig1.d. Pour le diagnostic, nous définissons le résidu  $r = y - \hat{y}$ . Les signatures de résidu sont détaillées dans Tableau 1.

Défaut	Mode de défaillance	Composants	Durée	Signature de résidu	
				R <sub>1</sub>	R <sub>2</sub>
1	Court-circuit de spires	Stator	0.01s ~ 0.02s	0	1
2	Rupture de barres	Rotor	0.03s ~ 0.04s	1	0
3	Biais constante $\Delta_2$	Capteur y2	0.05s ~ 0.06s	0	1
4	Biais constante $\Delta_1$	Capteur y1	0.07s ~ 0.08s	1	0
5	Biais constante $\Delta_1$ & $\Delta_2$	Capteur y1 & y2	0.10s ~ 0.11s	1	1

Tableau 1: Scénarios des défauts du système [4]-[6] et signature de résidu

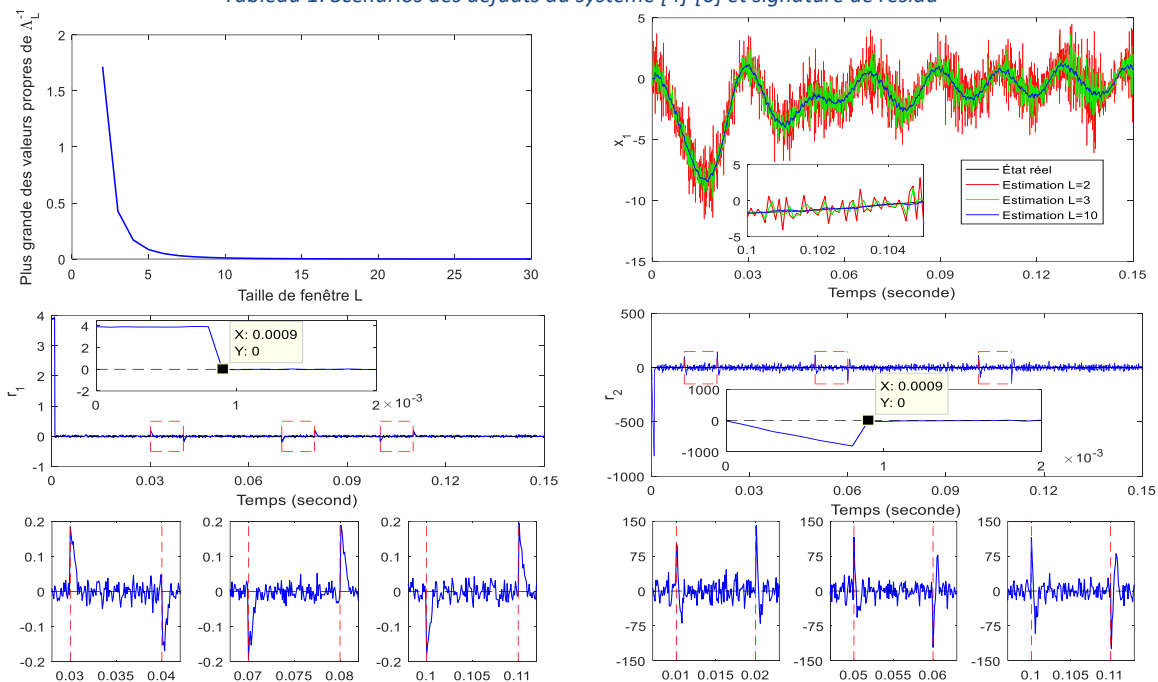


Fig1: (a) Décroissance de valeurs propres en fonction de la taille de fenêtre ; (b) Estimation d'état  $x_1$  avec les tailles de fenêtre différentes ; (c) Résidu  $r_1$  en présence de défauts différents ; (d) Résidu  $r_2$  en présence de défauts différents

### Conclusion

Dans ce travail, nous avons construit un observateur à mémoire finie pour une classe de systèmes non linéaires à temps continu. La performance de l'estimation d'état est favorable et la convergence de l'erreur d'estimation est assez rapide. De plus, cet observateur permet de bonnes performances de détection de différents défauts pour la machine asynchrone. C'est en partie grâce à la bonne robustesse de cet observateur vis-à-vis des bruits de mesure et des incertitudes paramétriques. Une perspective de ce travail est d'étendre la méthode pour isoler les défauts avec une signature identique.

### Référence

- [1] G. Graton, F. Kratz, J. Fantini. Finite Memory Observers for linear time-varying systems: Theory and diagnosis applications. Journal of the Franklin Institute, vol. 351, Issue 2, 2014, pp 785-810.
- [2] A.M. Quarteroni, R. Sacco, F. Saleri. Méthodes Numériques: Algorithmes, analyse et applications. Springer, 2007.
- [3] D.G. Luenberger. An introduction to observers. IEEE Transactions on Automatic Control, AC-16(6), 1971, 596–602.
- [4] Gerhard Schreier. Estimation de l'état de systèmes linéaires incertains et de systèmes non linéaires. Institut National Polytechnique de Lorraine, Nancy, 1997.
- [5] Bertrand Délémontey. Contribution à la commande des entraînements asynchrones de forte puissance: application au problème de traction. Institut National Polytechnique de Lorraine, Nancy, 1995.
- [6] Smaïl Bachir. Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique. Université de Poitiers, 2002.

