

# Utilisation de l'erreur en relation de comportement modifiée dans un dialogue essais-calculs - Application au contrôle d'essais sismiques

M. Diaz<sup>1</sup>, P.-É. Charbonnel<sup>2</sup>, L. Chamoin<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup> Université Paris-Saclay, CentraleSupélec, ENS Paris-Saclay, CNRS, LMPS - Laboratoire de Mécanique Paris-Saclay, 91190, Gif-sur-Yvette {matthieu.diaz,ludovic.chamoin}@ens-paris-saclay.fr

<sup>2</sup> DES - Service d'Études Mécaniques et Thermiques (SEMT), CEA, Université Paris-Saclay, 91191 Gif-sur-Yvette pierreetienne.charbonnel@cea.fr

<sup>3</sup> IUF, Institut Universitaire de France, 1 rue Descartes, 75231 Paris CEDEX 5

**Résumé** — Le filtre de Kalman Dual Modifié (MDKF) est un nouveau cadre d'assimilation de données développé autour de l'Erreur en Relation de Comportement modifiée (ERCm), fonctionnelle d'identification au sens physique fort et robuste au bruit de mesure. L'objectif de cette contribution est d'utiliser le MDKF pour améliorer le contrôle d'essais sismiques sur structures endommageantes réalisés avec des tables vibrantes mues par actionneurs hydrauliques. Les résultats obtenus lors d'une première application basée sur un modèle simplifié sont prometteurs en vue de la mise en place de stratégies adaptatives.

**Mots clés** — Essais sur table vibrante, Erreur en Relation de Comportement Modifiée, Filtre de Kalman, DDDAS, Contrôle adaptatif.

## 1 Introduction

### 1.1 DDDAS pour la réalisation d'essais sismiques

L'analyse et la prédiction de la réponse de systèmes dynamiques nécessitent la mise à disposition de modèles numériques avancés. Ces derniers peuvent être construits directement sur la base de données ou à partir des équations traduisant les phénomènes physiques sous-jacents. Quoiqu'il en soit, le modèle doit être identifiable et représentatif des phénomènes observés pour son utilisation pratique. Ce n'est pas le niveau de complexité du modèle mais le niveau de confiance que l'on peut avoir en ses prédictions qui est déterminant pour sa validation.

Comme la plupart des systèmes sont désormais instrumentés avec de nombreux capteurs, les modèles numériques sont directement confrontés et recalés grâce aux mesures collectées : on parle de jumeau numérique. Ce concept s'intègre dans le paradigme *Dynamic Data Driven Application Systems* - DDDAS [1, 2], où une synergie forte entre le modèle et les données est établie :

- ▷ le système réel est piloté grâce aux prédictions du modèle,
- ▷ le modèle est recalé grâce aux mesures assimilées en temps réel.

C'est dans cette perspective, dans un contexte industriel, que s'inscrit cette étude. Le laboratoire d'Études en Mécanique Sismique du CEA de Saclay dispose de tables vibrantes mues par des vérins hydrauliques de forte puissance. En pratique, le contrôle de ces actionneurs hydrauliques n'est pas une tâche facile en raison des nombreux phénomènes non-linéaires présents [3]. Si des stratégies de contrôle robustes, couplant rétroaction et anticipation, peuvent être employées [3, 4], de nouveaux besoins ont émergé ces dernières années, poussant les techniques de contrôle en place à leurs limites. Actuellement, les non-linéarités des spécimens testés impliquent de réaliser des séquences d'essais de niveau croissant où les lois de contrôle sont itérativement corrigées d'un essai à l'autre pour tenir compte de la baisse observée des fréquences propres [5, 6]. Malgré ces protocoles avancés, des essais instables peuvent se produire [7]. Les nouveaux besoins pour les essais standards sont aujourd'hui d'atteindre précision, rapidité et stabilité sans contrainte de niveau d'essai, de manière à ne pas pré-endommager les spécimens.

## 1.2 Objectifs

L'objectif est de mettre en place un cadre DDDAS permettant de suivre l'évolution des propriétés modales de la structure testée afin d'en tenir compte dans le contrôle des tables vibrantes lors de tests sur structures endommageantes (voir Fig. 1). La composante essentielle pour la mise en place d'un tel cadre est la méthode d'assimilation de données impliquée, qui doit être robuste au bruit de mesure, au biais de modèle, et capable de traiter les mesures acquises à la volée (en temps réel).

Dans ces travaux, c'est la fonctionnelle d'erreur en relation de comportement modifiée (ERCm) qui est choisie comme clef de voûte de la méthode, notamment car :

- (i) elle a été récemment validée et améliorée pour le recalage de modèle Eléments Finis (EF) en dynamique vibratoire dans un contexte d'identification *a posteriori* [8, 9],
- (ii) un nouveau filtre de Kalman reposant sur le concept d'ERCm - MDKF - a été récemment proposé, et validé pour l'assimilation de données d'essais sismiques. Notamment, les mesures d'accélération issues de la campagne SMART2013 ont pu être traitées pour caractériser à la volée la signature modale d'une structure en béton armé testée sur table vibrante [10].

Dans cette contribution, les éléments principaux nécessaires à la formulation du MDKF sont rappelés, pour des problèmes de recalage de paramètres de raideur en dynamique vibratoire. Ensuite, une preuve de concept pour le contrôle adaptatif d'essais sismiques sera proposée sur la base d'un modèle simplifié de l'ensemble {vérins + table + structure}, suggérant la pertinence du MDKF pour des approches DDDAS.

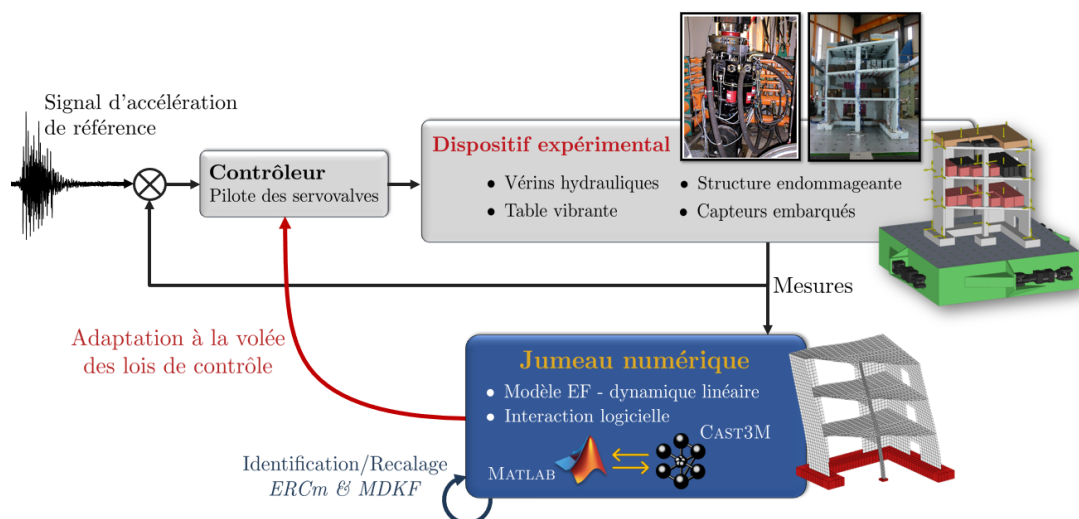


FIGURE 1 – Intégration d'un jumeau numérique recalé par ERCm/MDKF dans le schéma de pilotage d'essais sur table vibrante pour améliorer la stabilité des lois de contrôle à la volée.

## 2 L'ERCm comme support pour l'assimilation de données

### 2.1 Problème direct, paramétrisation et observations

On s'intéresse ici à des problèmes de dynamique linéaire des structures discrétisés par EF. Une représentation d'espace d'état de l'équilibre dynamique du système s'écrit alors :

$$\begin{bmatrix} \dot{u} \\ \ddot{u} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -M^{-1}K & -M^{-1}D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ \dot{u} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ M^{-1}f(t) \end{bmatrix} \Leftrightarrow \dot{x} = \mathcal{A}x + \mathcal{B}f(t) \quad (1)$$

avec  $M$ ,  $D$ ,  $K$  les matrices EF de masse, d'amortissement et de raideur,  $f(t)$  le chargement dynamique<sup>1</sup>, et  $u$ ,  $\dot{u}$  et  $\ddot{u}$  les vecteur d'inconnues nodales de déplacement, vitesse et accélération. Les notations  $(x, \mathcal{A}, \mathcal{B})$  ont été introduites de manière à alléger les écritures par la suite.

1. Pour un chargement de type accélération en pied,  $f(t) = -M\Xi\ddot{u}_d$ , où  $\Xi$  est une matrice de chargement permettant d'appliquer l'accélération de corps rigide en pied  $\ddot{u}_d$  aux degrés de liberté de la structure concernés.

Dans la perspective de recalibrer des paramètres de raideur de modèles EF, un vecteur de paramètres  $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^{n_\theta}$  est introduit. La matrice de raideur EF est alors décrite par sous-zones :

$$K(\theta) = \bigoplus_{i=1}^{n_\theta} \theta_i K_{0,i} \quad (2)$$

où  $\bigoplus$  est l'opérateur d'assemblage EF et  $K_{0,i}$  la matrice de raideur initiale de la sous-zone  $i$ . Ainsi, l'évolution des paramètres permet de traduire l'apparition d'endommagement par sous-zone.

Enfin, un certain nombre de mesures  $y(t)$  sont collectées par l'intermédiaire de capteurs placés sur la structure. On définit alors un opérateur d'observation  $\mathbf{\Pi}$  permettant de projeter les prédictions du modèle aux degrés de liberté mesurés pour les comparer aux données.

## 2.2 Filtrage de Kalman pour le recalage de modèles en dynamique

Le filtrage de Kalman est un estimateur d'état récursif optimal, dérivé du filtrage bayésien pour des processus markoviens et des variables aléatoires toutes supposées gaussiennes [11]. Il est dédié à l'assimilation séquentielle de données et s'appuie sur le système suivant :

$$\begin{cases} x(t_{k+1}) = x_{k+1} = \mathbf{A}x_k + \mathbf{B}f_k + w_{x,k} & w_{x,k} \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_x) \\ y_k = \mathbf{\Pi}x_k + v_k & v_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R}) \end{cases} \quad (3)$$

La première équation fait intervenir une discrétisation temporelle des opérateurs  $(\mathbf{A}, \mathbf{B})$  de (1), et permet de prédire l'évolution de l'état du système. Un bruit gaussien  $w_x$  de covariance  $\mathbf{Q}_x$  est ajouté pour tenir compte du biais de modèle à la prédiction. La seconde équation est dite d'observation, et permet de confronter le modèle aux mesures, avec un autre bruit gaussien  $v$  de covariance  $\mathbf{R}$  représentant l'existence d'un bruit de mesure. En pratique, un schéma de type prédiction par le modèle/correction par les données s'applique à chaque pas de temps d'assimilation pour suivre l'état courant du système.

Depuis sa formulation dans le cas linéaire, le filtre de Kalman a été étendu à des cas d'applications de plus en plus complexes, avec entre autres :

- ▷ le filtre de Kalman *Extended* permettant d'utiliser des opérateurs non-linéaires par linéarisation locale au voisinage de l'état courant [12],
- ▷ l'utilisation d'opérateurs non-linéaires par propagation d'un nombre de particules (ou  $\sigma$ -points) et régularisation statistique, avec entre autres les filtres *Unscented* et particulière [13],
- ▷ l'extension pour l'identification de paramètres matériaux, avec entre autres les filtres joint et dual [14]. Dans ces deux formalismes, une équation d'évolution (stationnaire) sur les paramètres est ajoutée, avec un nouveau bruit gaussien  $w_\theta$  de covariance  $\mathbf{Q}_\theta$ , autorisant la variation des paramètres au cours du processus d'assimilation :

$$\begin{cases} \theta_{k+1} = \theta_k + w_{\theta,k} & w_{\theta,k} \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_\theta) \\ x_{k+1} = \mathbf{A}(\theta)x_k + \mathbf{B}F_k + w_{x,k} & w_{x,k} \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_x) \\ y_k = \mathbf{\Pi}x_k + v_k & v_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R}) \end{cases} \quad (4)$$

Avec un tel formalisme, les prédictions sur les paramètres et l'état mécanique sont corrigées à chaque pas de temps d'assimilation de sorte à minimiser la variance de l'erreur d'estimation de l'état du système. C'est précisément sur ce dernier aspect que se fait la distinction avec le MDKF, présenté ci-après.

## 2.3 Le MDKF, un filtre de Kalman guidé par l'ERCm

### 2.3.1 Erreur en Relation de Comportement modifiée pour la dynamique vibratoire

L'ERCm est une fonctionnelle déterministe initialement introduite pour résoudre des problèmes inverses *a posteriori* [15]. Elle se distingue des autres fonctionnelles d'identification par le fait qu'une régularisation *a priori* au sens de Tikhonov n'est plus nécessaire pour s'affranchir du caractère mal-posé du problème inverse [15]. La distance aux mesures est complétée par un terme d'erreur de modèle (erreur en relation de comportement - ERC) au sens mécanique fort, qui informe sur la qualité intrinsèque

du modèle. En dynamique vibratoire, une approche naturelle consiste à traiter le problème d'identification dans le domaine fréquentiel. Dans ce cas, le problème de minimisation pour l'identification des paramètres s'écrit :

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta \in \Theta} \left[ \mathcal{J}(\theta) = \int_{D_\omega} z(\omega) e_\omega^2(\hat{s}_\omega(\theta; Y_\omega), \theta; Y_\omega) d\omega \right] \quad (5)$$

où l'ERCm  $e_\omega^2(s, \theta; Y)$  se décompose comme la somme pondérée de l'ERC et de la distance aux mesures :

$$e_\omega^2(s, \theta; Y_\omega) = \frac{1}{2} \|U_\omega - V_\omega\|_{\mathbf{K}(\theta)}^2 + \frac{\alpha}{2} \|\mathbf{\Pi}U_\omega - Y_\omega\|_{\Sigma_Y^{-1}}^2 \quad (6)$$

En termes de notations :

- ▷  $D_\omega$  est la bande de fréquence d'intérêt,
- ▷  $z(\omega)$  est une fonction de pondération en fréquence, permettant d'insister sur les fréquences particulièrement informatives de  $D_\omega$ ,
- ▷  $Y_\omega$  (resp.  $F_\omega$ ) est la valeur de la transformée de Fourier de  $y(t)$  (resp. de  $f(t)$ ) à la pulsation  $\omega$ ,
- ▷  $\alpha \in \mathbb{R}^+$  quantifie la confiance dans les mesures. Si  $\alpha \rightarrow 0$ , alors les données sont jugées peu certaines, le terme d'ERC prédomine dans l'ERCm. Au contraire, on aura tendance à sélectionner  $\alpha \rightarrow \infty$  lorsque les mesures sont jugées de qualité.
- ▷  $\Sigma_Y$  est la matrice de covariance du bruit de mesure. Elle permet d'intégrer une connaissance de la corrélation entre les données, la distance aux mesures étant calculée avec une norme de Mahalanobis.
- ▷  $s_\omega = (U_\omega, V_\omega)$  est un couple de champs mécaniques admissibles au problème direct<sup>2</sup>. Les champs optimaux  $\hat{s}_\omega$  nécessaires à l'évaluation de l'ERCm à  $(\omega, \theta)$  donnés sont la solution d'un problème de minimisation annexe, qui se traduit en pratique par la résolution d'un système linéaire :

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Z}(\omega, \theta)^H & \alpha \mathbf{\Pi}^H \Sigma_Y^{-1} \mathbf{\Pi} \\ -\mathbf{K}(\theta)^H & \mathbf{Z}(\omega, \theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{U}_\omega - \hat{V}_\omega \\ \hat{U}_\omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{\Pi}^H \Sigma_Y^{-1} Y_\omega \\ F_\omega \end{bmatrix} \quad \forall \omega \in D_\omega \quad (7)$$

où  $\mathbf{Z}(\omega, \theta) = -\omega^2 \mathbf{M} + i\omega \mathbf{D} + \mathbf{K}(\theta)$  est la matrice d'impédance dynamique du système à  $(\omega, \theta)$  donnés. La taille de ce système peut largement être diminuée par projection sur base modale tronquée enrichie de vecteurs de Krylov au niveau des points de mesures [8].

Des études approfondies ont été menées dans [8, 9] pour le réglage de tous les paramètres de la méthode.

### 2.3.2 Extension à l'assimilation de données : Filtre de Kalman Dual Modifié (MDKF)

Si l'on cherche à étendre ce formalisme à l'assimilation de données, alors il faut être capable de minimiser séquentiellement l'ERCm. C'est ce qui est recherché dans le MDKF, où les prédictions du modèle ne sont plus corrigées pour assurer la correspondance entre l'état mécanique prédit et les mesures, mais pour minimiser séquentiellement l'ERCm avec les nouvelles mesures acquises [10, 16]. Le système d'équations du MDKF s'écrit :

$$\begin{cases} \theta_{k+1} = \theta_k + w_{\theta,k} & w_{\theta,k} \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_\theta) \\ 0 = \nabla_\theta \mathcal{J}(\theta) + v_k & v_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R}) \end{cases} \quad (8)$$

La métrique de l'équation d'observation fait désormais intervenir le gradient de l'ERCm<sup>3</sup>, dont une formulation analytique est disponible à moindre coût une fois les champs  $\hat{s}_\omega$  calculés [8]. En cherchant à vérifier séquentiellement la condition d'optimalité pour l'estimation courante des paramètres, le MDKF est capable de suivre leur évolution au sens d'une ERCm minimisée séquentiellement.

Ce nouveau formalisme a de nombreux avantages :

- ▷ robustesse au bruit de mesure accrue grâce à l'utilisation de l'ERCm,

2. Le champ de déplacement nodal  $V_\omega$  est dualement associé au champ de contrainte dynamiquement admissible.

3. La solution du problème (7) est proche du problème de la détermination d'un observateur : on construit l'état d'un système (ici la réponse dynamique d'une structure) en minimisant l'ERCm, qui peut être vue comme une erreur d'estimation. Cela contribue à légitimer le couplage entre l'ERCm et le filtrage de Kalman par la métrique d'observation.

- ▷ capacité à assimiler très rapidement les données avec précision, à condition de bien choisir la base de filtre de Kalman implémentée (le filtre *Unscented* est recommandée pour une faible dimension de  $\theta$ ),
- ▷ possibilité d'identification partielle en corrigeant uniquement les paramètres associés aux zones les plus erronées au sens de l'ERC,
- ▷ la facilité de réglage des matrices de covariance de biais de modèle et de bruit de mesure, souvent délicates à gérer pour des filtres de Kalman traditionnels.

La principale difficulté technique de la méthode réside dans l'interaction entre les domaines temporel et fréquentiel, car l'évaluation de  $\mathcal{J}$  nécessite un calcul fréquentiel alors que les mesures sont assimilées dans le temps. Comme détaillé dans [10], une stratégie de suivi par fenêtre glissante est utilisée, où les derniers points de mesures collectés sont utilisés pour évaluer  $\mathcal{J}$ . La forme et l'overlapping des fenêtres successives sont choisis pour assurer à la fois la précision des transformées de Fourier pour l'ERCm, et une assimilation de données rapide et réactive. Malheureusement, cette approche introduit un léger délai de retard à l'identification, comme illustré dans l'application ci-après, que l'on espère non-limitant dans une perspective DDDAS.

Le filtre MDKF a été validé dans [10] au moyen d'exemples académiques pour le suivi de paramètres de raideur EF à partir de mesures d'accélération simulées. Il a été également éprouvé face à des mesures réelles, et a permis de suivre en temps réel l'évolution de la signature modale du spécimen testé lors de la campagne SMART2013. A noter en particulier que le MDKF est resté pertinent alors même de suivre l'état du spécimen testé même lors d'un essai instable à cause d'une propagation soudaine d'endommagement, ce qui est prometteur en vue de son intégration dans un cadre DDDAS.

### 3 Application au contrôle d'essais sismiques avec un modèle simplifié

Pour proposer un cadre DDDAS adapté au contrôle de tables vibrantes, il faut déjà identifier quelles non-linéarités rendent le contrôle délicat [3] : le comportement des servo-valves, les propriétés du fluide variable avec la température et la pression, les forces de frottement de Stribeck entre la tige et le corps des vérins, et les non-linéarités inhérentes à la structure endommageante testée. Une étude bibliographique importante sur les différentes stratégies de contrôle de tables vibrantes a été réalisée [17]. La littérature sur le sujet est vaste et les méthodes employées dépendent souvent des performances, des singularités et de la taille des installations hydrauliques concernées : aucune concordance n'a été trouvée entre les différentes références consultées. Bien souvent, les stratégies employées ne tiennent pas compte du cas des structures endommageantes pouvant perturber les lois de contrôle.

#### 3.1 Modèle linéarisé de l'ensemble {vérin + table + structure}

Un modèle linéarisé issu de [18] est utilisé pour cette première mise en œuvre numérique. Sous réserve d'un certain nombre d'hypothèses, dans le cas d'une structure à un seul degré de liberté et soumise à une accélération en pied imposée par un système hydraulique, la dynamique complète du système {vérin + table + structure} peut être décrite par la représentation d'espace d'état suivante :

$$\dot{x} = \mathbf{A}x + \mathbf{B}u_{sv} \quad \text{avec } x = [x_t \quad \dot{x}_t \quad F_a \quad x_s \quad \dot{x}_s]^T$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{m_t} & \omega_s^2 \frac{m_s}{m_t} & 2\xi_s \omega_s \frac{m_s}{m_t} \\ 0 & -\frac{4\beta A_p^2}{V_0} & -\frac{4\beta A_p}{V_0} k_{Le} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{m_t} & -\omega_s^2 \left(1 + \frac{m_s}{m_t}\right) & -2\xi_s \omega_s \left(1 + \frac{m_s}{m_t}\right) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{4\beta A_p}{V} k_{sv} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

Le vecteur d'état  $x$  fait intervenir  $x_t$ , le déplacement de table,  $F_a$ , la force exercée par le vérin sur la table, et  $x_s$ , la position de la structure testée, représentée ici par un système masse-ressort amorti à un degré de liberté. Une représentation par schéma-bloc du système, ainsi que plusieurs réponses en fréquence obtenues pour différentes configurations modales de la structure sont proposées en Fig. 2 et 3. Les valeurs et définitions des paramètres ayant permis de générer ces résultats sont fournies dans le tableau 1.

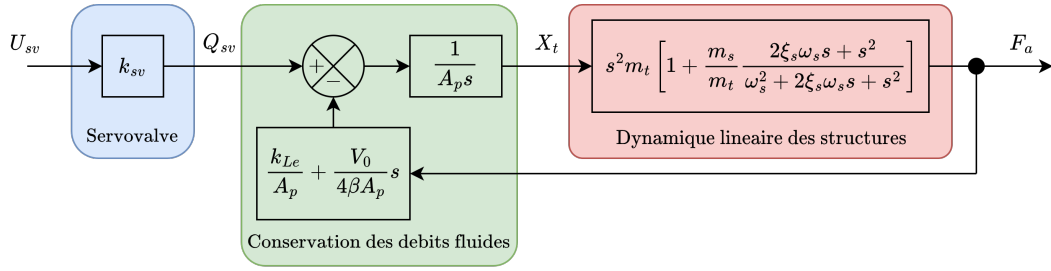


FIGURE 2 – Schéma-bloc du modèle linéarisé de l'ensemble { vérin + table + structure }.

Paramètres	Valeurs de référence
Gain pur de servovalve	$k_{sv} = 5400.10^{-6} \text{ m}^3/\text{V/s}$
Section effective du piston	$A_p = 40.10^{-4} \text{ m}^2$
Volume de la colonne d'huile du vérin	$V = 1700.10^{-6} \text{ m}^3$
Module de compressibilité de l'huile	$\beta = 675.10^6 \text{ Pa}$
Coefficient de débit de fuite	$k_{Le} = 2.5.10^{-19} \text{ m}^3/\text{Pa/s}$
Masse de la table	$m_t = 500 \text{ kg}$
Masse de la structure	$m_s = 1000 \text{ kg}$
Pulsation propre de la structure	$\omega_s = (2\pi).5 \text{ rad/s}$
Amortissement modal de la structure	$\xi_s = 0.05 [-]$

TABLEAU 1 – Paramètres de référence du modèle linéarisé.

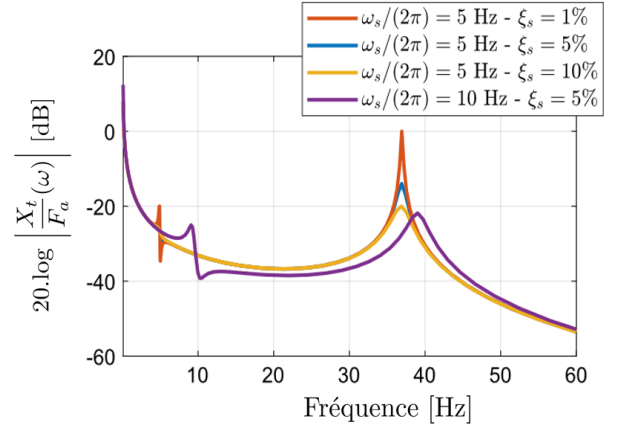


FIGURE 3 – Réponse fréquentielle du modèle en fonction de la signature modale de la structure.

### 3.2 Utilisation du MDKF pour l'actualisation des lois de contrôle

Quand bien même le modèle proposé est simplifié, il permet déjà de visualiser la variabilité de la réponse selon la signature modale de la structure. Un contrôleur permettant d'assurer une bonne correspondance entre signal cible et signal mesuré (que ce soit en déplacement, vitesse ou accélération) doit pouvoir tenir compte de cette évolution paramétrique<sup>4</sup>. Des stratégies de type *gain scheduling* [19] pourraient permettre d'améliorer les lois de contrôle à partir de résultats d'identification à la volée : on génère au préalable les cartes donnant les paramètres optimaux des lois de contrôle en fonction des paramètres structurels qui peuvent varier pendant l'essai, puis on navigue dans ces cartes selon les résultats fournis à la volée par l'estimateur. C'est cette stratégie que l'on va tenter de mettre en oeuvre dans cet exemple. L'objectif ici est de mettre en place un cadre DDDAS en informant le contrôleur de l'évolution de l'état du système, lui-même estimé à la volée par MDKF.

Une stratégie de contrôle par retour d'état et placement de pôles avec observateur de Luenberger est choisie (voir Fig. 4). Le modèle linéarisé est à la fois utilisé pour générer la réponse du "système physique" et dans l'estimateur d'état, mais les seules informations que reçoit l'estimateur sont les mesures bruitées captées en sortie du "système physique".

En faisant varier la raideur globale de la structure pendant un essai sismique, on parvient à reproduire des essais instables à l'aide du modèle linéarisé, similaires à ceux observés lors de la campagne SMART2013. La Fig. 5 compare les résultats de suivi du signal cible en déplacement obtenus lorsque l'on utilise le MDKF pour adapter le schéma de contrôle à la volée ou non. On observe que l'utilisation du MDKF permet de (i) de suivre de la raideur de la structure et (ii) de stabiliser la fin d'essai, devenant instable une fois que l'endommagement se propage, et ce malgré le retard d'identification du MDKF lié au processus de fenêtre glissante. Bien que l'exemple reste simple en termes de complexité de modélisation, le résultat de la Fig. 5 a pu être obtenu en temps réel, c'est-à-dire que le schéma de contrôle a le temps d'être modifié avant la fin de chaque pas de temps d'assimilation.

4. En pratique, les normes nucléaires (du type NF EN 60068-2-57 ou RFS 2001-1) indiquent que ce sont les spectres de réponse d'oscillateur (SRO) qui servent à valider le contrôle des essais. Nous sommes plus exigeants en visant un bon suivi simultané en déplacement, vitesse et accélération de table.

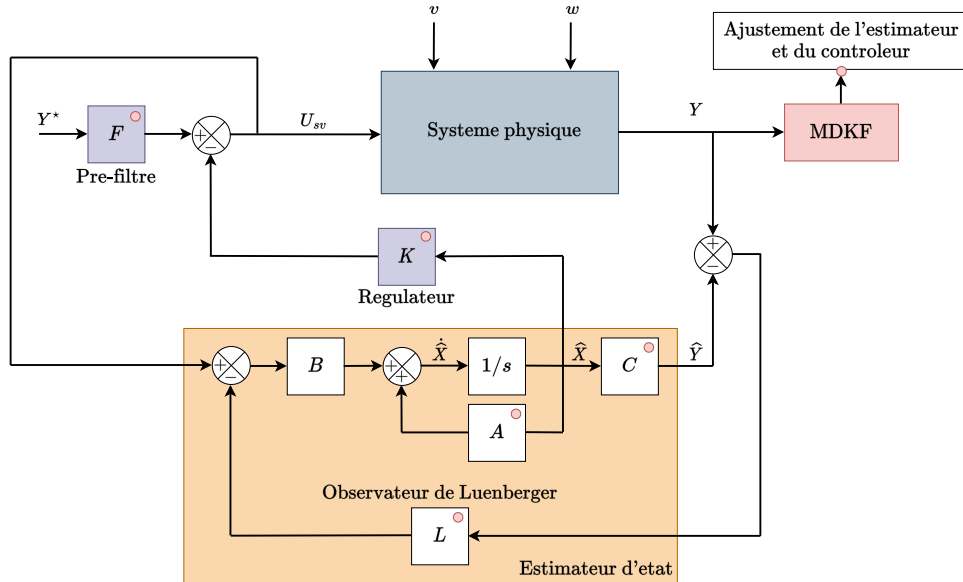


FIGURE 4 – Utilisation du MDKF dans la boucle de contrôle par retour d’état pour améliorer la réalisation d’essais sismiques. Les blocs pouvant être affectés par les estimations du MDKF sont marqués d’un cercle rouge.

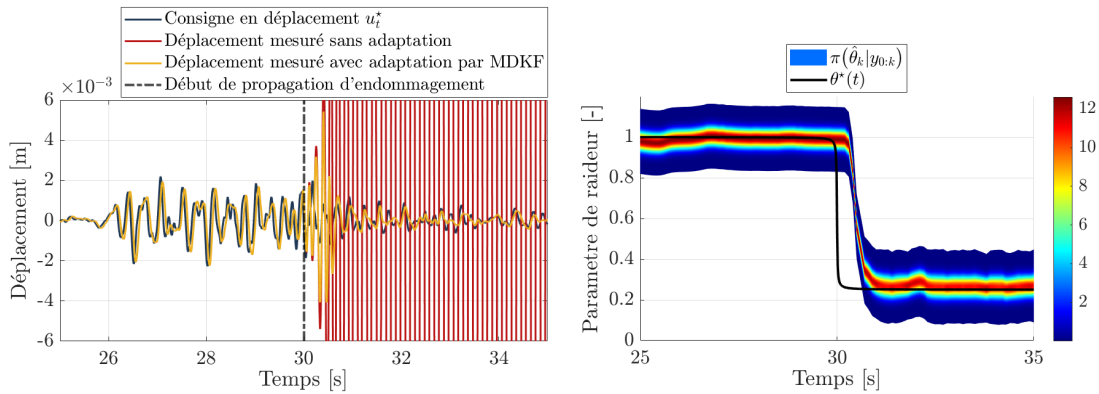


FIGURE 5 – Mise en évidence de l’intérêt du contrôle adaptatif par MDKF pour la stabilité d’essais dynamiques sur table vibrante. A gauche : déplacement de table consigne, mesuré sans et avec contrôle adaptatif. A droite : identification de la raideur de la structure pendant l’essai par MDKF.

## 4 Conclusions et perspectives

Cette étude a permis de mettre en place ce qui peut être considéré comme une première preuve de concept pour une application DDDAS couplant ERCm, filtre de Kalman et contrôle adaptatif, pour la réalisation d’essais sismiques sur table vibrante. Cette première application est prometteuse en vue de l’utilisation de l’ERCm et du MDKF pour le suivi en temps réel de l’état de santé des structures. Des études plus approfondies sont bien sûr nécessaires pour vérifier la robustesse de l’approche proposée en élevant la complexité, aussi bien sur les aspects modélisation/contrôle, que sur l’identification-même avec un paramétrage plus riche de la raideur de la structure testée.

Dans la mesure où l’interaction des domaines temporel et fréquentiel limite les performances du MDKF, une autre perspective de recherche pourrait concerner la mise en place du même cadre DDDAS avec la formulation en temps de l’ERCm. Même si la formulation de l’ERCm est différente, la proximité ERCm - filtre de Kalman - contrôle est forte, avec par exemple le contrôle LQ-ERC développé par Formosa [20], qui pourrait être intégré à de futurs travaux.

## Références

- [1] Darema, F. *Dynamic Data Driven Applications Systems : A New Paradigm for Application Simulations and Measurements*. Computational Science - ICCS 2004. Lecture Notes in Computer Science, Springer, pp. 662-669, 2004. doi : 10.1007/978-3-540-24688-6\_86.
- [2] Chamoin, L. *Merging advanced sensing techniques and simulation tools for future structural health monitoring technologies*. The Project Repository Journal 10.1, pp. 124-127, 2021. doi : 10.54050/PRJ10124127.
- [3] Jelali, M. and Kroll, A. *Hydraulic Servo-systems*. Ed. by M. J. Grimble and M. A. Johnson. Advances in Industrial Control. Springer London, 2003. doi : 10.1007/978-1-4471-0099-7.
- [4] Tagawa, Y. and Kajiwara, K. *Controller development for the E-Defense shaking table* Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I : Journal of Systems and Control Engineering 221.2, pp. 171-18, 2007. doi : 10.1243/09596518JSCE331.
- [5] Le Maout, A., Queval, J.-C., and Bairrao, R. *Dynamic Interaction Between the Shaking Table and the Specimen During Seismic Tests*. Advances in Performance-Based Earthquake Engineering. Springer Netherlands, pp. 431-440, 2010. doi : 10.1007/978-90-481-8746-1\_40.
- [6] Le Maout, A., Chaudat, T., and Moutoussamy, L. *CEA shaking table control strategy*. EACS 2012 - 5th European Conference on Structural Control. Genoa, Italy, p. 9.
- [7] Richard, B., Cherubini, S., Voldoire, F., Charbonnel, P.-E., Chaudat, T., Abouri, S., and Bonfils, N. *SMART 2013 : Experimental and numerical assessment of the dynamic behavior by shaking table tests of an asymmetrical reinforced concrete structure subjected to high intensity ground motions*. Engineering Structures 109, pp. 99-116, 2016. doi : 10.1016/j.engstruct.2015.11.029.
- [8] Diaz, M., Charbonnel, P.-É., and Chamoin, L. *Robust energy-based model updating framework for random processes in dynamics : application to shaking-table experiments*. Computers and Structures 264.106746, p. 40, 2022. doi : 10.1016/j.compstruc.2022.106746.
- [9] Diaz, M., Charbonnel, P.-É., and Chamoin, L. *Fully automated model updating framework for damage detection based on the modified Constitutive Relation Error*. Computational Mechanics, 2023, doi : 10.1007/s00466-023-02382-z.
- [10] Diaz, M., Charbonnel, P.-É., and Chamoin, L. *A new Kalman filter approach for structural parameter tracking : Application to the monitoring of damaging structures tested on shaking-tables*. Mechanical Systems and Signal Processing 182, p. 109529, 2023. doi : 10.1016/j.ymsp.2022.109529.
- [11] Kalman, R. E. *A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems*. Journal of Basic Engineering 82.1, pp. 35-45, 1960. doi : 10.1115/1.3662552.
- [12] Ebrahimian, H., Astroza, R., and Conte, J. P. *Extended Kalman filter for material parameter estimation in nonlinear structural finite element models using direct differentiation method*. Earthquake Engineering & Structural Dynamics 44.10, pp. 1495-1522, 2015. doi : 10.1002/eqe.2532.
- [13] Chatzi, E. N. and Smyth, A. W. *The unscented Kalman filter and particle filter methods for nonlinear structural system identification with non-collocated heterogeneous sensing*. Structural Control and Health Monitoring 16.1, pp. 99-123, 2009. doi : 10.1002/stc.290
- [14] Mariani, S. and Corigliano, A. *Impact induced composite delamination : state and parameter identification via joint and dual extended Kalman filters*. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering 194.50-52, pp. 5242-5272, 2005. doi : 10.1016/j.cma.2005.01.007.
- [15] Chouaki, A., Ladevèze, P., and Proslir, L. *Updating Structural Dynamic Models with Emphasis on the Damping Properties*. AIAA Journal 36.6, pp. 1094-1099, 1998 doi : 10.2514/2.486
- [16] Marchand, B., Chamoin, L., and Rey, C. *Real-time updating of structural mechanics models using Kalman filtering, modified constitutive relation error, and proper generalized decomposition : Real-time updating of structural mechanics models*. International Journal for Numerical Methods in Engineering 107.9, pp. 786-810, 2016. doi : 10.1002/nme.5197.
- [17] Diaz, M. *Stratégies de simulation et de contrôle de systèmes dynamiques à partir de modèles numériques alimentés par les données - Applications en génie parasismique*. Thèse de doctorat de l'Université Paris-Saclay, 2023, NNT : 2020UPAST096.
- [18] Conte, J. P. and Trombetti, T. L. *Linear dynamic modeling of a uni-axial servohydraulic shaking table system*. Earthquake Engineering & Structural Dynamics 29.9, pp. 1375- 1404, 2000. doi : 10.1002/1096-9845(200009)29 :9<1375 : :AID-EQE975>3.0.CO ;2-3.
- [19] Foltin, M. and Sekaj, I. *A new Adaptive PID Control Approach Based on Closed-Loop Response Recognition*. Proceedings of the 7th WSEAS International Conference on Automation & Information. Cavtat, Croatia, pp. 156-160, 2006.
- [20] Formosa, F. *Contribution à l'amélioration de la modélisation de structures légères en vue de leur contrôle actif*. Thèse de doctorat, ENS Cachan, 2002.