

# Estimation temps réel des efforts au centre de roue par jumeau numérique embarqué sur véhicules automobiles

A. Buckenmeyer<sup>1,2</sup>, J.-L. Dion<sup>2</sup>, F. Renaud<sup>2</sup>, L. Rota<sup>1</sup>

<sup>1</sup> STELLANTIS, Poissy, [andre.buckenmeyer@stellantis.com](mailto:andre.buckenmeyer@stellantis.com), [laurent.rota@stellantis.com](mailto:laurent.rota@stellantis.com)

<sup>2</sup> Laboratoire EULER, ISAE-Supméca, Saint-Ouen, [jean-luc.dion@isae-supmecca.fr](mailto:jean-luc.dion@isae-supmecca.fr), [franck.renaud@isae-supmecca.fr](mailto:franck.renaud@isae-supmecca.fr)

**Résumé** — La conception des composants du train roulant nécessite la connaissance des efforts au centre de roue en conditions réelles. Aujourd'hui, ces efforts sont estimés à partir d'essais sur piste, en supposant des occurrences représentatives des événements clients. Cette approche limite la connaissance statistique des sollicitations et la précision des calculs de fatigue. Ce travail propose une méthode qui pourra, à terme, être embarquée sur le véhicule, fonctionner en temps réel, en visant l'usage exclusif des capteurs standards du véhicule. L'approche repose sur des modèles simplifiés associés à des situations dynamiques identifiables.

**Mots clés** — jumeau numérique, fusion de données, temps réel, capteurs virtuels, calcul embarqué.

## 1 Introduction

La connaissance des efforts au centre de roue est essentielle pour le dimensionnement en fatigue des composants du train roulant automobile. Ces efforts, appliqués par la roue au moyeu, constituent la principale source de sollicitations transmises aux organes du train roulant et à la caisse du véhicule.

Actuellement, l'industrie utilise des essais instrumentés sur pistes, impliquant des capteurs coûteux, les roues dynamométriques, et une logistique lourde. Malgré ces moyens, ces essais reposent sur des hypothèses de représentativité et ne capturent ni la variabilité des usages réels, ni les événements rares, pourtant critiques pour l'endommagement.

Bien que précises, les roues dynamométriques sont coûteuses, intrusives et interdites sur route ouverte. Les méthodes basées sur des capteurs détournés (jauges, accéléromètres) restent limitées à des contextes de campagne spécifiques et sont complexes à mettre en œuvre donc peu nombreuses. En conséquence, la connaissance des chargements en usage réel demeure insuffisante, ce qui affecte la précision des calculs de fatigue et la prédiction des dommages.

Une solution de jumeau numérique [1], embarquée, temps réel et exploitant uniquement les capteurs standards, permettrait de suivre les sollicitations en conditions réelles.

Ces données ouvriraient la voie à une meilleure connaissance des chargements en usage réel, permettant ainsi une prédiction plus fiable des dommages et un dimensionnement en fatigue optimisé, tout en réduisant le recours à des essais coûteux. À plus long terme, elles constitueraient des bases pour des approches probabilistes, la détection d'anomalies, l'optimisation des plans de maintenance, ainsi que l'intégration de ces estimations comme nouvelles entrées dans des systèmes avancés d'aide à la conduite (ADAS).

Cette approche doit répondre à des contraintes fortes : ressources de calcul limitées, robustesse face à des conditions variées et compatibilité avec les capteurs existants. Les approches classiques (modèles multicorps complexes ou filtres de Kalman appliqués à des systèmes non linéaires [2]) sont précises mais peu adaptées à l'embarqué. Des travaux récents, tels que [4] et [3], proposent des solutions compatibles avec le temps réel, basées sur des modèles simplifiés associés à des situations dynamiques identifiables. Ces architectures légères offrent un compromis entre précision et complexité, et constituent une piste prometteuse pour l'estimation embarquée des efforts sans instrumentation spécifique.

## 2 Architecture d'estimation temps réel

### 2.1 Schéma global de la méthode

La méthode d'estimation ([4] et [3]) s'appuie sur une architecture de type *Switching Linear System* (SLS), combinant des modèles simplifiés issus de *Filtres à Réponse Impulsionnelle finie* (FIR). La figure 1 illustre l'architecture globale de la méthode.

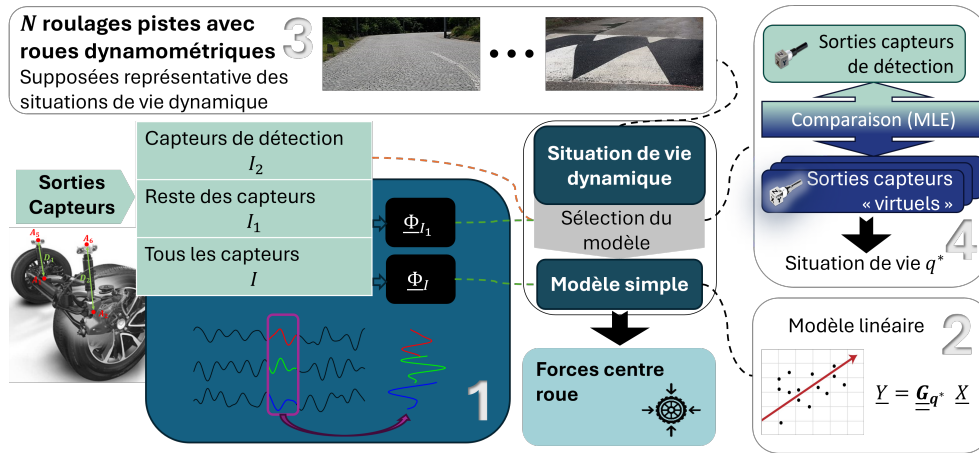


FIGURE 1 – Architecture globale de la méthode d'estimation

### 2.2 Modèle simplifié

La méthode repose sur des modèles simplifiés simples (figure 1, Partie 1). La construction des entrées de ces modèles est détaillée dans la figure 2. Ces entrées sont constituées des mesures des capteurs du véhicule, notés  $I$ , ou de tout sous-ensemble  $I_i$ . Ces mesures sont enrichies par un filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR), qui concatène les données sur un horizon temporel de  $r$  instants. Ce traitement forme un vecteur d'entrée étendu  $\Phi_I$ , capturant la dynamique locale des signaux. La concaténation horizontale de ces vecteurs sur plusieurs instants successifs constitue la matrice d'entrée  $\underline{X}_{\Phi_I}$ , utilisée pour ajuster les modèles de régression linéaire.

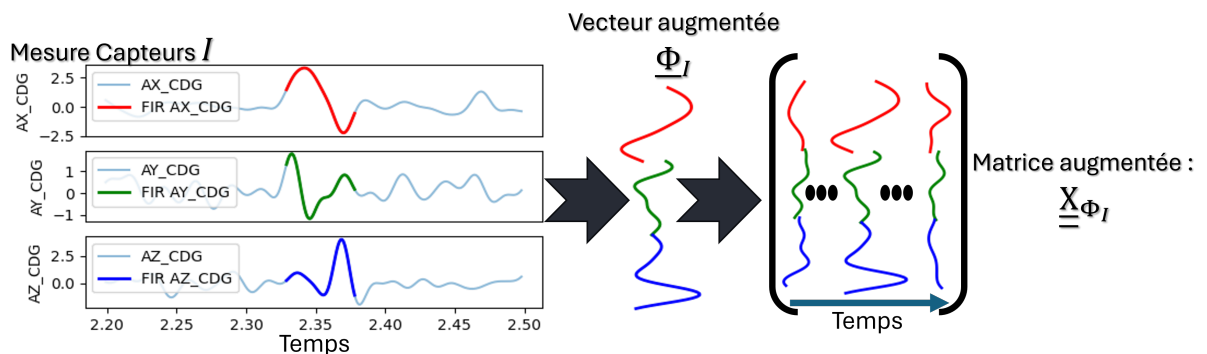


FIGURE 2 – Illustration du prétraitement FIR

Soit  $\underline{y}(t)$  les sorties à reconstruire à l'instant  $t$ ,  $\underline{Y}_I(t-i)$  les mesures capteurs de l'ensemble de capteur  $I$ , à l'instant  $t-i$  :

$$\underline{y}(t) = \sum_{i=0}^r \underline{b}_i^T \underline{Y}_I(t-i) \quad (1)$$

Pour déterminer les coefficients  $\underline{b}_i$  de la matrice  $\underline{G}_q$  (figure 1, Partie 2), on utilise une *Ridge Regularization* ([5]) afin de corriger les problèmes de conditionnement liés à la forte colinéarité entre les capteurs et leurs valeurs retardées.

## 2.3 Situations de vie dynamique

Les différentes situations de vie dynamique sont représentées par un ensemble de roulages  $N$  réalisés sur des pistes contrôlées équipées de roues dynamométriques (figure 1, Partie 3). Ces pistes sont choisies pour être aussi caractéristiques et variées que possible (nids-de-poule, pavés, etc.), afin de couvrir un large spectre de conditions. Ce choix empirique, influence fortement la qualité des prédictions finales. Pour chaque piste contrôlée  $q$ , deux modèles simplifiés sont entraînés (figure 3) :

- **Modèle de détection** : prédire certaines valeurs de capteurs à partir des autres, en utilisant un FIR enrichi par l'historique des signaux.
- **Modèle de prédiction** : estimer les forces au centre de roue à partir de l'ensemble des mesures capteurs, via un FIR augmenté et régularisé.

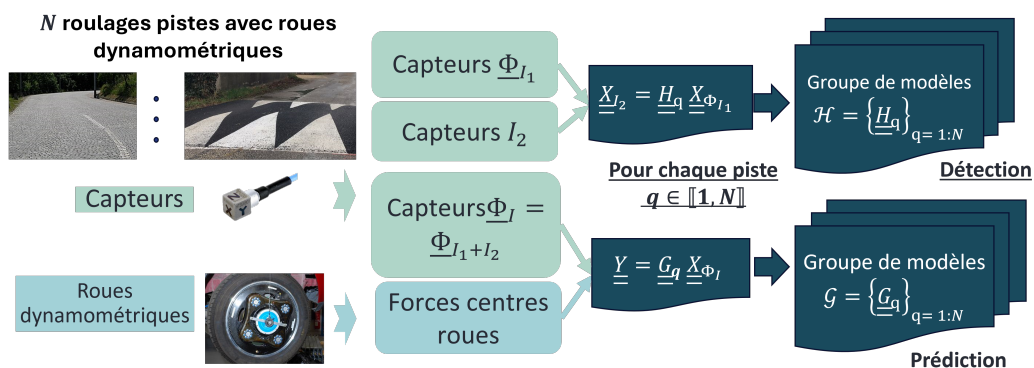


FIGURE 3 – Processus d'entraînement des modèles

## 2.4 Déploiement embarqué de la méthode

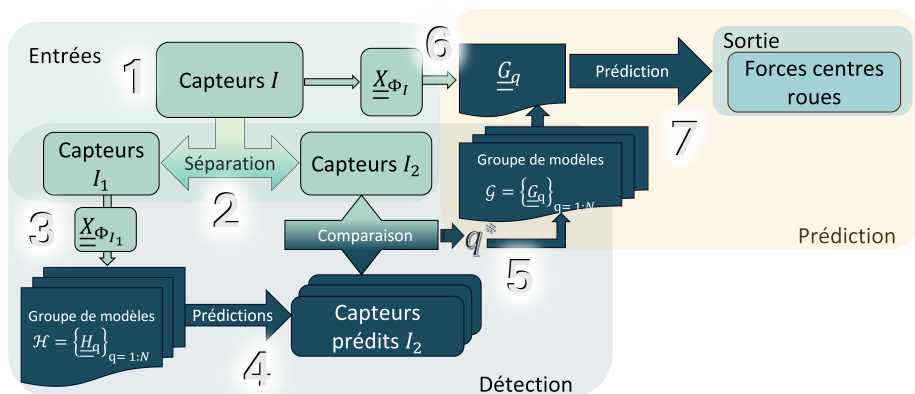


FIGURE 4 – Étapes de l'application embarquée

Une fois l'entraînement réalisé, l'application en roulage suit les étapes illustrées à la figure 4. (1) On commence par acquérir l'ensemble des signaux capteurs disponibles, puis (2) on les partitionne en deux groupes :  $I_1$  pour la détection et  $I_2$  pour la validation. Ensuite, (3) les signaux de  $I_1$  sont prétraités par filtrage FIR avant d'alimenter (4) la famille de modèles de détection  $H$ , qui prédit les valeurs attendues des capteurs de  $I_2$ . Ces prédictions sont comparées aux mesures réelles afin de sélectionner (5), via un critère de maximum de vraisemblance (MLE), le modèle le plus cohérent. Une fois ce modèle choisi, (6) on utilise le modèle de reconstruction correspondant dans la famille  $G$ , appliqué à l'ensemble des signaux  $I$  pour estimer les efforts au centre de roue. Enfin, (7) le modèle retenu fournit en temps réel les forces reconstruites directement à bord du véhicule.

### 3 Validation sur données constructeur

#### 3.1 Capteurs disponibles

Sur les essais constructeur disponibles, certains capteurs ne sont pas accessibles, ce qui constitue une contrainte, notamment pour l'axe  $X$  des capteurs situés en haut des amortisseurs :  $A_5$ ,  $A_6$ ,  $A_7$  et  $A_8$ . Ces derniers sont utilisés dans la liste de détection  $I_2$ .

Pendant, plusieurs essais montrent que les quatre mesures de débattement associées à ces capteurs fournissent des résultats satisfaisants, permettant une substitution efficace dans le cadre de la méthode proposée.

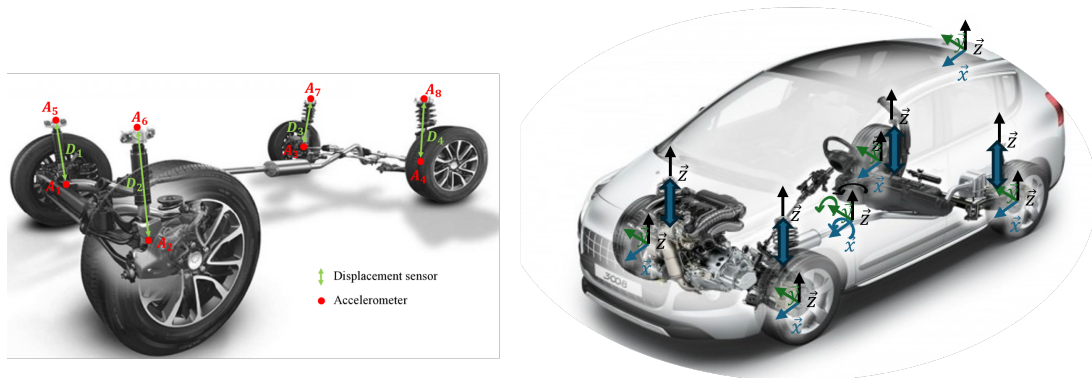


FIGURE 5 – Comparaison des capteurs : méthode [4] à gauche et les données constructeur à droite

#### 3.2 Résultats

La figure 6 présente la comparaison entre la force verticale mesurée par la roue dynamométrique (courbe noire) et celle estimée par la méthode proposée (courbe verte) sur une route non incluse dans l'apprentissage. La variable  $Q$  correspond à la charge statique appliquée à la roue.

La superposition des signaux, confirmée par le zoom, illustre la capacité de la méthode à reproduire fidèlement la force verticale mesurée.

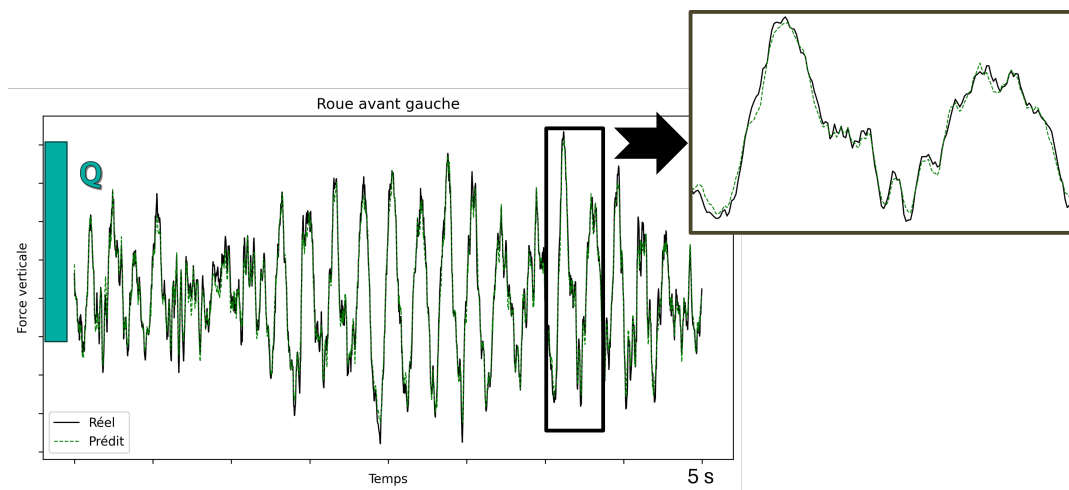


FIGURE 6 – Comparaison entre force verticale mesurée (noir) et estimée (vert) pour la roue avant gauche.

## 4 Évolution de la méthode

### 4.1 Réduction du nombre de capteurs

La partie gauche de la figure 5 est directement extraite de [4], qui présente les capteurs effectivement utilisés dans leur étude. Ces capteurs sont au nombre de douze : quatre capteurs de débattement, ainsi que huit accéléromètres tri-axes. Parmi ces derniers, quatre sont placés au centre de roue (désignés  $A_1, A_2, A_3, A_4$  dans la figure 5) et les quatre autres en haut des amortisseurs, au niveau de la liaison avec la caisse.

Le principal problème réside dans le fait que les accélérations au centre de roue ne sont pas issues de capteurs standards, et qu'elles fournissent une information difficilement remplaçable.

Afin de converger vers une solution reposant exclusivement sur des capteurs standards, l'approche envisagée consiste à n'utiliser que les capteurs listés dans le tableau 1, accompagnés de leur justification.

TABLE 1 – Capteurs envisagés et justification de leur choix

Capteur	Justification
Centrale inertielle (IMU) sur la caisse	Déjà présente dans les systèmes ESP pour mesurer la vitesse angulaire de lacet ; généralement embarquée dans les véhicules modernes.
Accéléromètres sur la caisse	Peu coûteux à ajouter ; installation simple ; même si leur représentativité est limitée, ils apportent une information complémentaire utile.
Capteurs de débattement	Déjà présents sur certains véhicules pour les suspensions adaptatives ou le réglage des phares ; leur disponibilité reste une hypothèse forte.

### 4.2 Choix des pistes d'entraînement

Le choix des pistes initiales pour l'entraînement conditionne la performance et la capacité de généralisation du modèle. Plus les modèles simplifiés sont éloignés, plus la méthode tend à rester compacte et efficace, ce qui renforce l'intérêt d'une sélection représentative des situations rencontrées. La méthode actuelle entraîne un modèle sur un événement routier unique (obstacle, pavés, etc.), ce qui peut être cohérent pour des sollicitations prolongées. Cependant, pour des chocs impulsifs tels qu'un nid-de-poule, plusieurs phases dynamiques se succèdent (chute, remontée, contact avec la butée ou non), et leur non-distinction peut limiter la précision, notamment pour l'estimation des extrema, cruciale dans le calcul du dommage en fatigue. Une piste d'amélioration consiste à introduire une classification non supervisée afin d'automatiser la segmentation des phases et d'enrichir la diversité des scénarios d'entraînement.

### 4.3 Identification des conditions de roulage

La généralisation de la méthode à des véhicules particuliers ou à une flotte nécessite de prendre en compte certaines variables influentes, telles que la masse embarquée et l'état d'usure des suspensions, qui modifient leurs paramètres mécaniques. La méthode actuelle suppose des conditions fixes, ce qui limite son applicabilité lorsque ces grandeurs varient. Une approche consistant à mailler l'espace des cas possibles par des essais multiples semble peu réaliste en raison du nombre de configurations et de la complexité de la détection. Il sera donc nécessaire d'intégrer des mécanismes adaptatifs ou des modèles capables d'ajuster leurs paramètres en fonction des conditions réelles, afin de garantir la robustesse et la capacité d'adaptation de la méthode.

## 4.4 Robustesse par rapport à la méthode de calcul du dommage en fatigue

Le calcul du dommage équivalent en fatigue est une opération fortement non linéaire, particulièrement sensible aux valeurs extrêmes des efforts. Cette caractéristique peut amplifier certaines erreurs d'estimation, même lorsque les indicateurs globaux de performance apparaissent conformes aux attentes. Il est donc indispensable de conduire une étude de sensibilité et de robustesse afin de garantir que les écarts observés n'affectent pas de manière disproportionnée le calcul du dommage, condition essentielle pour une application industrielle fiable.

## 5 Conclusion

Cette étude explore la faisabilité d'une approche embarquée pour estimer les efforts au centre de roue en temps réel, en s'appuyant sur des capteurs standards et des modèles simplifiés. Les résultats obtenus indiquent que cette méthode représente une piste prometteuse pour compléter les approches classiques, notamment dans des contextes où l'optimisation des coûts et la facilité d'intégration sont prioritaires.

Cependant, plusieurs défis doivent être relevés avant une application industrielle. La nécessité de s'affranchir des capteurs non standards, la prise en compte des conditions de roulage et de l'état des suspensions, ainsi que la robustesse vis-à-vis du calcul du dommage en fatigue, imposent des investigations complémentaires.

À court terme, les axes d'amélioration incluent :

- Réduction du nombre de capteurs pour tendre vers une configuration compatible avec les véhicules de série ;
- Optimisation des données d'entraînement afin d'améliorer la capacité d'adaptation du modèle ;
- Analyse de robustesse pour garantir la fiabilité des estimations dans le calcul du dommage en fatigue.

À plus long terme, l'intégration de techniques d'apprentissage adaptatif et la prise en compte des conditions dynamiques réelles (masse embarquée, usure, environnement) ouvrirait la voie à des systèmes prédictifs embarqués, intégrés aux stratégies de maintenance et de sécurité des véhicules connectés.

## Références

- [1] F. Chinesta, E. Cueto, E. Abisset-Chavanne, J. Duval, F. Khaldi. *Virtual, Digital and Hybrid Twins : A New Paradigm in Data-Based Engineering and Engineered Data*, Archives of Computational Methods in Engineering, vol. 27, 2018.
- [2] A. Débarbouillé, F. Renaud, Z. Dimitrijevic, D. Chojnacki, L. Rota, J.-L. Dion. *Wheel forces estimation with an Augmented and Constrained Extended Kalman Filter applied on a nonlinear multi-body model of a half vehicle*, Fatigue Design 2021.
- [3] X. Zheng, R. Cai, S. Xiao, Y. Qiu, J. Zhang, M. Li. *Primary-Auxiliary Model Scheduling Based Estimation of the Vertical Wheel Force in a Full Vehicle System*, Proceedings of an international conference, 2021.
- [4] Y. Wang, X. Zheng, L. Wang, G. Lu, Y. Jia, Y. Qiu, M. Li. *Edge-computing based soft sensors with local Finite Impulse Response models for vehicle wheel center loads estimation under multiple working conditions*, Control Engineering Practice, vol. 133, 2023.
- [5] A. E. Hoerl, R. W. Kennard. *Ridge Regression : Biased Estimation for Nonorthogonal Problems*, Technometrics, vol. 12, no. 1, pp. 55–67, 1970.