

# IDENTIFICATION PARAMÉTRIQUE DES VÉHICULES À DEUX ROUES: OPTIMISATION MULTIOBJECTIF PAR GRADIENTS

Majda. Fouka, L. Nehaoua, H. Arioui and S. Mammar \*

\*IBISC Laboratoire  
Université Evry-Val-d'Essonne Evry, France



Journées Automatique et Automobile du GDR MACS (GTAA 2017)

- 1 Motivations
  - 1 Contexte
  - 2 Objectives
  - 3 État d'Art
- 2 Dynamique latérale des VDRm (Out-of-plane)
  - 1 Équations Gouvernant le motorcycle
- 3 Identification Multi-Objective
  - 1 Problème
  - 2 Algorithme de gradient & identification Paramétriques
- 4 Résultat et Simulation
- 5 Analyse du modèle identifié
- 6 Conclusions & Perspectives

# Motivations



- Vulnérabilité des motards:
  - 20 fois plus dangereux que les véhicules
  - En France (2015): 1,9% du trafic routier, 24% des accidents mortels

- Vulnérabilité des motards:
  - 20 fois plus dangereux que les véhicules
  - En France (2015): 1,9% du trafic routier, 24% des accidents mortels
- Un grand retard dans le développement des systèmes de sécurité:
  - Système de freinage antiblocage (ABS) requis pour les véhicules neufs depuis:
    - 2006 pour les véhicules à quatre roues
    - 2016 pour les véhicules à deux roues



- Programmes de recherche français et européens.
  - Connaissance du comportement des véhicules à deux roues en situation accidentelle.
  - Détection des situations critiques.
  - Avertir le pilote par des systèmes de sécurité actifs et passifs.

## Système avancé d'assistance au conducteur (ARAS)

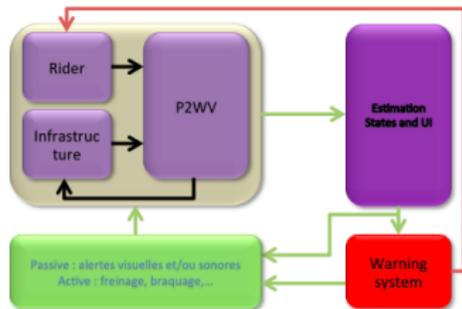
- Mode passif ou actif
- Eviter les situations dangereuses

## Quantification des risques en virage

- Adhésion routière, profil de vitesse...

## Estimation des paramètres pertinents

- Les états dynamiques (vitesse latérale, roulis, etc.)
- Entrées inconnus (action du conducteur(dynamique), géométrie de la route et forces du pneu)



## Contraintes

- Indisponibilité de certains états et entrées: raisons économiques ou techniques
- Dynamique non-linéaire, à phase non-minimale, sous-actionnée
- Couplage entre les dynamiques longitudinale et latérale
- Contraintes industrielles : Fiabilité, coût, robustesse, acceptabilité du public

## Contraintes

- Indisponibilité de certains états et entrées: raisons économiques ou techniques
- Dynamique non-linéaire, à phase non-minimale, sous-actionnée
- Couplage entre les dynamiques longitudinale et latérale
- Contraintes industrielles : Fiabilité, coût, robustesse, acceptabilité du public

## Approches proposées

- Prise en compte des non-linéarités et de la vitesse longitudinale variable,
- Estimation et identification des paramètres et des états inconnus avec des techniques d'identifications et d'Observations,

- Très peu de travaux sur l'identification paramétrique du  $VDR_m$  ont été effectués

- Très peu de travaux sur l'identification paramétrique du  $VDR_m$  ont été effectués
  - Dans **james et al.2002**, estimation du modèle d'états sous contrôle manuel(identification boîte noire).
  - Dans **Schwabx et al.2012**, identification des paramètres du contrôleur pour stabiliser le  $VDR_m$  (contrôleur linéaire PID).

- Très peu de travaux sur l'identification paramétrique du  $VDR_m$  ont été effectués
  - Dans **james et al.2002**, estimation du modèle d'états sous contrôle manuel(identification boîte noire).
  - Dans **Schwabx et al.2012**, identification des paramètres du contrôleur pour stabiliser le  $VDR_m$  (contrôleur linéaire PID).
- Les techniques d'optimisation (méthodes de gradient multi-objectifs) sont utilisées pour obtenir un modèle précis du système réel.
  - Les excellents résultats présentés dans **yousefi et al.2008**, **herrero et al.2007**, **rodriguez et al.1998**,
  - La finesse du modèle implique un grand nombre de paramètres.
- Principale difficulté: la complexité du modèle et le choix de l'entrée persistante d'excitation.



## Dynamique Latérale

Pour notre VDRm, nous mesurons l'état suivant:

- les vitesses de roulis et de lacet  $\dot{\phi}$ ,  $\dot{\psi}$ ,
- la vitesse longitudinale  $v_x$ ,
- l'angle de braquage  $\delta$  et son taux de dérivée du temps  $\dot{\delta}$  et  $\ddot{\delta}$ ,
- l'accélération latérale qui vérifie l'équation:  $Ma_y = F_{yf} + F_{yr}$ .



## Les équations géométriques :

$$\left\{ \begin{array}{l} k = (a + e) \cos(\varepsilon) - f \sin(\varepsilon) \\ j = (a + e) \sin(\varepsilon) + f \cos(\varepsilon) \\ a = \frac{l_f}{\cos(\varepsilon)} - \eta \\ l = l_f + l_r \\ Z_f = -\frac{M}{l} l_r g \\ Z_r = -(M_f + M_r)g + Z_f \end{array} \right.$$

Sous certaines hypothèses, nous savons que  $M_r \gg M_f$  and  $h \simeq j$ , Ainsi:

$$\left\{ \begin{array}{l} M = M_f + M_r \\ Mh = M_f j + M_r h \end{array} \right.$$

Table: variables dynamique du motocycle

Motorcycle	
$\tau$	Couple de direction
$M_f, M_r, M$	Masse du corps avant et du corps arrière Masse du véhicule
$C_{f1}, C_{r1}$	Coefficient de raideur pneumatique du glissement latéral
$C_{f2}, C_{r2}$	Coefficient de raideur pneumatique du carrossage
$\sigma_f, \sigma_r$	Coefficients de relaxation des forces pneumatiques avant et arrière
$j, h, k, e, l_f, l_r$	Paramètres géométriques de la moto
$i_{fy}, i_{ry}$	Moment d'inertie polar des roues avant et arrière
$R_f, R_r$	Rayon des pneus avant et arrière
$\varepsilon$	Angle de chasse
$\eta$	Chasses mécanique
$I_{fx}, I_{rx}$	Moment d'inertie de l'axe $X$ avant et arrière
$I_{fz}, I_{rz}$	Moment d'inertie de l'axe $Z$ avant et arrière
$C_{rxz}$	Produit d'inertie arrière des axes $X$ et $Z$
$g$	Accélération de la pesanteur

## Problème d'Optimisation

Le problème d'optimisation multi-objectifs peut être défini comme suit:

$$\min_{\theta \in R} \mathcal{C}(\theta) = [C_1(\theta), C_2(\theta), \dots, C_9(\theta)]$$

**Pb:** il est impossible de trouver une solution  $\theta$  qui satisfait toutes les fonctions coûts  $\mathcal{C}(\theta)$  au même temps.

**Sol:** Les scénarios de test sont choisis pour bien exciter le paramètre à identifier en cascade.

le système d'équations suivant peut être construit à partir du modèle latéral.

$$\left\{ \begin{array}{l} y_1 = f(y, \theta_0, \theta_1) \\ y_2 = f(y, \theta_0, \theta_1, \theta_2) \\ y_3 = f(y, \theta_0, \theta_1, \theta_2, \theta_3) \\ \dots \\ \dots \\ y_i = f(y, \theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_j) \end{array} \right.$$

- $y_i$  : sorties mesurées de la moto.
- $\theta_0$  : valeur initiale des paramètres.
- $\theta = (\theta_1 \dots \theta_j)^T : i = 1, \dots, 9$   
 $j = 1, \dots, 15$

# Identification paramétrique $\theta$ par la méthode des gradients multiples

- Le but est l'identification des paramètres d'un modèle de moto tout en mettant en place un algorithme pour l'estimation des paramètres.
- Le traitement des données d'entrée / sortie se fait par une méthode récursive basée sur l'optimisation par l'algorithme du gradient.
- Les avantages de la méthode du gradient est que chaque itération est peu coûteuse et ne nécessite pas de dérivées secondes.
  - les paramètres initialisés à partir des données de simulateur BikeSim (les valeurs a priori)
  - nous cherchons l'entrée d'excitation persistante qui excite les modes à identifier et avoir les données mesurées.

# Identification paramétrique $\theta$ par la méthode des gradients multiples

- Un algorithme d'optimisation itératif;
- Le critère choisi est une fonction quadratique:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{critère : } C_i(t_k) = \frac{1}{2} \cdot \Sigma(y_{im}(t_k) - y_i(t_k))^2 \\ \text{sensibilité : } S_i(t_k) = \frac{dy_i}{d\theta_j} \\ \text{gradient : } g_i(t_k) = \Sigma(y_{im}(t_k) - y_i(t_k)) \cdot S_i \end{array} \right.$$

- $y_{im}$ : Sorties mesurées.
- $y_i$ : Approximation de la sortie du modèle à l'instant  $t_k$ .
- $t_k$ : Moments de mesure.
- $\theta = \theta_1 \dots \theta_{15}$  :  $i = 1, \dots, 9$   
 $j = 1, \dots, 15$

$\theta_y = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, \theta_7, \theta_8, \theta_{15})^T$  peuvent être identifiés à partir de différents types de scénario.

nous déduisons les autres paramètres de la moto :

$\theta_x = (k, e, a, f, j, I_{fz}, i_{fy}, i_{ry}, \theta_9, \theta_{10}, \theta_{11}, \theta_{12}, \theta_{13}, \theta_{14})^T$  qui sont la combinaison de l'identifiée.

Le système suivant est utilisé pour déduire  $\theta_x$  L'équations utilisée dans l'algorithme d'identification :

$$\left\{ \begin{array}{l} k = \frac{\theta_1}{M_f} \\ e = \frac{\theta_2}{M_f} \\ a = \frac{l_f}{\cos(\varepsilon)} - \eta \\ f = \frac{a+e}{\tan(\varepsilon)} - \frac{k}{\sin(\varepsilon)} \\ j = (a+e) \sin(\varepsilon) + f \cos(\varepsilon) \\ I_{fz} = \frac{\theta_5 - M_f e k}{\cos(\varepsilon)} \\ i_{fy} = \frac{\theta_7 \cdot R_f}{\sin(\varepsilon)} \\ i_{ry} = \frac{\theta_6 - i_{fy}}{R_f} R_r \\ \theta_{11} = -\frac{-\theta_7}{\tan(\varepsilon)} \\ \theta_{10} = -M_f j + M_r h + \theta_6 \\ \theta_{14} = -M_f \cdot e + i_{fy} / R_f \cdot \sin(\varepsilon) = -\theta_2 - \theta_7 \\ \theta_9 = M_f \cdot e \cdot j + I_{fz} \cdot \sin(\varepsilon) \\ \theta_{13} = I_{fz} + M_f \cdot e^2 \\ \theta_{12} = M_f e g - \eta Z_f \end{array} \right.$$

$$d_v = (\dot{v}_y + v_x \dot{\psi}), \quad d_x = \sin(\phi) + \sin(\varepsilon) \sin(\delta)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} y_1 = -\frac{(Mh\dot{\phi} + Mv_x\dot{\psi} + M\dot{v}_y - Ma_y)}{\theta_1} \\ y_2 = -\frac{(Mh\dot{\phi} + \theta_1\dot{\psi} + Mv_x\dot{\psi} + M\dot{v}_y - Ma_y)}{\theta_2} \\ y_3 = \frac{-\theta_1 d_v - \theta_1 v_x \dot{\psi} + l_f F_{yf} - l_r F_{yr}}{\theta_2} \\ y_4 = \frac{-\theta_1 d_v - \theta_3 \dot{\psi} - \theta_1 v_x \dot{\psi} + l_f F_{yf} - l_r F_{yr}}{\theta_4} \\ y_5 = \frac{-\theta_1 d_v - \theta_3 \dot{\psi} - \theta_4 \dot{\phi} + l_f F_{yf} - l_r F_{yr}}{\theta_5} \\ y_6 = \frac{-\theta_1 d_v - \theta_3 \dot{\psi} - \theta_4 \dot{\phi} - \theta_5 \dot{\delta} + l_f F_{yf} - l_r F_{yr}}{v_x \theta_6} \\ y_7 = \frac{-\theta_1 d_v - \theta_3 \dot{\psi} - \theta_4 \dot{\phi} - \theta_5 \dot{\delta} + \theta_6 v_x \dot{\phi} + l_f F_{yf} - l_r F_{yr}}{v_x \theta_7} \\ y_8 = \frac{-Mh\dot{v}_y + \theta_4 \dot{\psi} + \theta_9 \dot{\delta} - \theta_{10} v_x \dot{\psi} - \theta_{11} v_x \dot{\delta} + Mhg \sin(\phi) + \theta_{12} \sin(\delta)}{\theta_8} \\ y_9 = \frac{-(\theta_2 \dot{v}_y + \theta_9 \dot{\phi} + \theta_5 \dot{\psi} + \theta_{13} \dot{\delta} + \theta_{11} v_x \dot{\phi} - \theta_{14} v_x \dot{\psi} + \theta_{12} d_x - \eta F_{yf} + \tau)}{\theta_{15}} \end{array} \right.$$

# Identification du vecteur des paramètres $\theta$

- Cette méthode dépend fortement de l'entrée l'excitation, par exemple,  $\theta_1$  ne peut être identifié qu'à partir de la dynamique latérale lorsque le roulis et le lacet seront bien excités.

Par exemple, nous identifions la valeur de  $\theta_1$  par la méthode du gradient à partir de l'équation du mouvement latéral, nous savons que  $Ma_y = F_{yf} + F_{yr}$ , nous choisissons un scénario lorsque la dérivée seconde de l'angle de braquage était nul  $\ddot{\delta} = 0$  ie (la courbe de  $\delta$  est une rampe).

We find :

$$M \dot{v}_y + \theta_1 \ddot{\psi} + (Mh) \ddot{\phi} + Mv_x \dot{\psi} = Ma_y$$

Nous considérons dans ce cas:  $y_1 = \ddot{\psi}$

$$\left\{ \begin{array}{l} y_1 = - \frac{(Mh\ddot{\phi} + Mv_x\dot{\psi} + M\dot{v}_y - Ma_y)}{\theta_1} \\ S_1 = \frac{d\ddot{\psi}}{d\theta_1} = \frac{(Mh\ddot{\phi} + Mv_x\dot{\psi} + M\dot{v}_y - Ma_y)}{\theta_1^2} \\ g_1 = \sum (y_{1mes}(t) - y_1(t)) \cdot S_1 \end{array} \right. \quad (1)$$

---

## Algorithm 1: algorithme d'Identification MGM( $\theta$ )

---

Input :

$$\begin{cases} \theta_1(t_0), \text{ fini} = 0, K = 0, \alpha = 5 \\ \text{epsGrad} = 10^{-5}, \text{epsCrit} = 10^{-5}, K_{max} = 100 \end{cases}$$

1 if  $\text{fini} \neq 1$  then

2     for( $t_{k-1} = t_0$ )  $\Rightarrow$  Calculate  $C_1(t_0), g_1(t_0)$ , then :

$$\begin{cases} \theta_1(t_k) = \theta_1(t_{k-1}) - \alpha g_1(t_{k-1}) \\ C_1(t_k), g_1(t_k) \end{cases}$$

3 if ( $C_1(t_k) < C_1(t_{k-1})$ ) then

4

$$\begin{cases} \theta_1(t_{k+1}) = \theta_1(t_k) - \alpha g_1(t_k) \\ \alpha = \alpha \times 1.5, K = K + 1 \end{cases}$$

5 else if then

6

$$\begin{cases} \theta_1(t_{k+1}) = \theta_1(t_k) + \alpha g_1(t_k) \\ \alpha = \alpha/2, K = K + 1 \end{cases}$$

7 if ( $|\frac{c_1 - c_2}{c_1}| < \text{epsCrit}$ ) or ( $\|g_2\| < \text{epsGrad}$ ) or ( $K > K_{max}$ ) then

8     return  $\text{fini} = 1$ ;

---

- les expériences conçues simulent des manoeuvres courtes.
- l'entrée d'excitation est choisie de sorte que la sortie sera bien excitée pour permettre l'identification.
- Notez que les paramètres inertiels sont calculés à partir de *BikeSim* en utilisant le théorème de Huygens.

# Résultat de Simulation

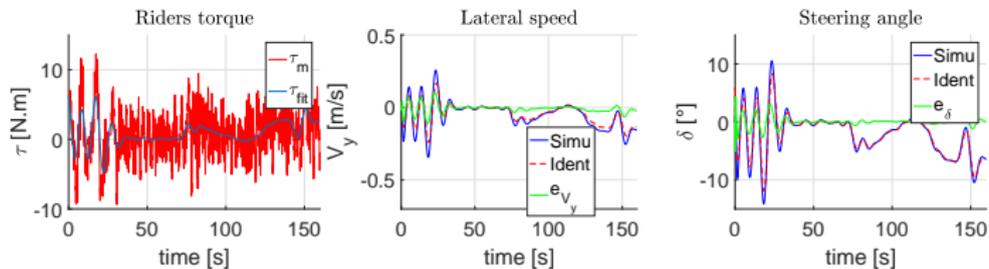


Figure: couple-vitesse latérale- angle de braquage.

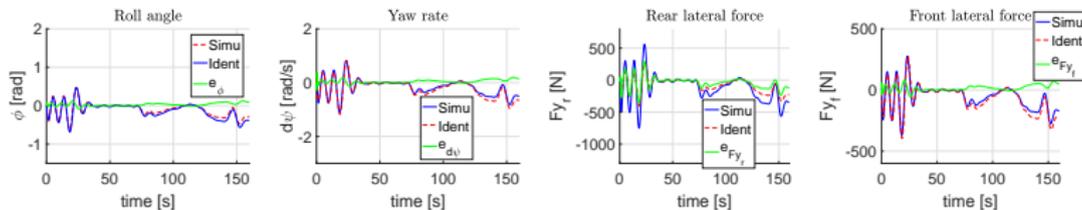


Figure: Angle de Roulis -vitesse de lacet-forces latéral avant et arrière.

- Les résultats de la simulation convergent bien vers les sorties réelles de la moto.
- La méthode fonctionne. Cependant, la précision des valeurs identifiées dépend de la valeur initiale des paramètres et du coefficient  $\alpha$  dans chaque itération de l'algorithme.
- Comme on peut le voir, le comportement en virage de la moto est bien identifié, cela indique que l'algorithme proposé est efficace.

## (TIC) - (FIT) values

La valeur "TIC" est calculée comme suit:

$$TIC_i = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum (y_{im}(t_k) - y_i(t_k))^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum (y_{im}(t_k))^2 + \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum (y_i(t_k))^2}}}$$

La valeur "Fit" est calculée comme suit:

$$Fit_i = 100 \cdot \frac{(1 - \|(y_i - y_{im})\|)}{\|(y_{im} - \text{mean}(y_{im}))\|}$$



**TIC** est l'erreur quadratique moyenne normalisée, bornée par 0 et 1.

**FIT** quantifie les sensibilités de sortie du modèle en termes de pourcentage de variation de sortie.

**Table:** Theil inequality coefficient (TIC)-

Valeur de (FIT)

$y_i$	$\phi$	$\delta$	$v_y$	$\psi$
$TIC_i$	0.0010	0.0016	0.0020	0.0012

$y_i$	$\phi$	$\delta$	$F_{yf}$	$F_{yr}$
$TIC_i$	0.0041	0.0158	0.0014	0.0015

$y_i$	$\phi$	$\delta$	$v_y$	$\psi$
$Fit_i$ %	99.7440	99.6054	99.5089	99.6370

$y_i$	$\phi$	$\delta$	$F_{yf}$	$F_{yr}$
$Fit_i$ %	99.1790	96.8506	99.6540	99.6259

## Estimation paramétrique et Validation du modèle

- Les petites valeurs de TIC, montrent une bonne précision de prévision et prouvent la fiabilité du modèle identifié.
- Le tableau de la valeur d'ajustement FIT indique que les paramètres estimés assurent un bonne prédiction.
- la précision du model estimé est clairement vérifiée.

-  Une approche pour l'identification paramétrique en cascade du modèle VDRm est utilisée:
  - Les équations qui décrivent la dynamique latérale sont considérées pour former le problème
  - Algorithme d'optimisation multi-objectifs (méthode de gradient) adapté à la complexité de notre modèle montre un bon résultat.

-  Une approche pour l'identification paramétrique en cascade du modèle VDRm est utilisée:
  - Les équations qui décrivent la dynamique latérale sont considérées pour former le problème
  - Algorithme d'optimisation multi-objectifs (méthode de gradient) adapté à la complexité de notre modèle montre un bon résultat.
-  Les difficultés :
  - le choix de l'entrée persistante.

- Une approche pour l'identification paramétrique en cascade du modèle VDRm est utilisée:
  - Les équations qui décrivent la dynamique latérale sont considérées pour former le problème
  - Algorithme d'optimisation multi-objectifs (méthode de gradient) adapté à la complexité de notre modèle montre un bon résultat.
- Les difficultés :
  - le choix de l'entrée persistante.
- Validation du modèle et résultats de simulation:
  - mesure sont effectuée sur un *scooter*.
  - le modèle identifié présente une bonne convergence vers les données mesurées par les capteurs embarqués sur la moto.

-  Prendre en compte la géométrie de la route qui a été considérée plate et considérons l'effet de conducteur.
-  Concevoir un système d'avertissement embarqué pour assister les conducteurs afin d'anticiper les situations dangereuses.
- Etude de robustesse plus approfondie vis-à-vis des incertitudes de modélisation.



STEPHEN R.JAMES, 2002, *Lateral dynamics of an offroad motorcycle by system identification* , Vehicle System Dynamics, 38(1), pp. 1-22.



SCHWABX, A. L. DE LANGEX, P. D. L., HAPPEE, R.& MOORE, J. K., 2012, *Rider control identification in bicycling, parameter estimation of a linear model using lateral force perturbation tests.*



SCHWABX, A. L. DE LANGEX, P. D. L., HAPPEE, R.& MOORE, J. K., 2012, *Rider optimal control identification in bicycling.* In ASME 2012 5th Annual Dynamic Systems and Control Conference joint with the JSME 2012 11th Motion and Vibration Conference (pp. 201-206). American Society of Mechanical Engineers.



YOUSEFI, H., HANDROOS, H.& SOLEYMANI, A. , 2011, *Application of differential evolution in system identification of a servo-hydraulic system with a flexible load.*, Mechatronics, 18(9), 513-528.



Herrero, J. M., Blasco, Martenaz .M, Ramos, C.& Sanchis, J. (2007). Non-linear robust identification of a greenhouse model using multi-objective evolutionary algorithms. Biosystems Engineering, 98(3), 335-346.



RODRIGUEZ-VAZQUEZ, K.& FLEMING, P. J, (1998).*Multi-objective genetic programming for nonlinear system identification.* Electronics Letters, 34(9), 930-931.



SHARP & ROBIN S, 1971 *The stability and control of motorcycles*, Journal of mechanical engineering science, vol. 13,pp 316-329.

## Merci pour votre attention! Questions?

- Pour plus de détails
  - Fouka Majda - [Majda-Amina.Fouka@ufrst.univ-evry.fr](mailto:Majda-Amina.Fouka@ufrst.univ-evry.fr)