

Modélisations rationnelle et non entière de la dynamique du conducteur. Partie 2 : retour proprioceptif par une approche ensembliste

Firas KHEMANE, Rachid MALTI, Xavier MOREAU et Jean-luc MERMOZ.

Université de Bordeaux - Laboratoire de l'Intégration du Matériau au Système
351 cours de la libération – 33405, Talence Cedex, France
prenom.nom@ims-bordeaux.fr

Résumé— Les études concernant l'interaction homme-machine sont devenues nécessaires dans l'industrie automobile ces dernières années. En effet le développement des lois de commande permettant de garantir la sécurité du conducteur et du véhicule ont gagné de l'importance, d'où la nécessité de se focaliser de plus en plus sur le comportement du conducteur. Les études de suivie de trajectoire sur un, voire plusieurs, individu(s) montrent que les réactions (ou réponses) recueillies ne sont jamais identiques. Elles varient non seulement d'un conducteur à l'autre mais aussi d'une expérience à l'autre pour le même conducteur. Il est alors préférable de rechercher un ensemble de modèles faisables d'un, voire plusieurs, conducteur(s) plutôt qu'un modèle unique. Dans la première partie de cette étude [1], le retour passif du conducteur ainsi que la liaison mains/volant ont été déterminés en se basant sur des modèles comportementaux proposés dans la littérature. Ces modèles, ne nécessitant pas de réaction du conducteur, présentent une faible dispersion. La deuxième partie de cette étude se focalise sur la modélisation du retour proprioceptif du conducteur qui subit des perturbations exogènes de type rafale de vent et qui doit maintenir le volant sur une position de référence sans retour visuel (yeux fermés). Dans la mesure où le conducteur présente des variations réactionnelles significatives d'une expérience à l'autre, il est préférable d'estimer un ensemble de modèles faisables pour ce retour proprioceptif au lieu d'un modèle unique. L'approche ensembliste est utilisée à cet effet, sachant que l'objectif est d'identifier un ensemble de modèles faisables (approximation extérieur) d'individus sains. Compte-tenu de la variabilité des mesures et donc des modèles d'une expérience à l'autre ou d'un individu à l'autre, il va de soi que certaines expérimentations ne pourront pas être reproduites par l'ensemble faisable identifié. L'objectif est, à moyen terme, de pouvoir diagnostiquer des individus présentant un comportement anormal lorsque le modèle identifié se trouve à l'extérieur de cet ensemble faisable.

Mots-clés— Modélisation, Conducteur, Estimation ensembliste, Identification non paramétrique, Gain-phase, Erreurs stochastiques.

I. INTRODUCTION

Ces dernières années, plusieurs études expérimentales [2], [3] ont été menées sur l'identification du comportement et de la dynamique de conducteurs en utilisant une approche fréquentielle et des modèles rationnels. Par ailleurs, d'autres études ont été menées [4], [5] pour l'identification du bras d'un individu soumis à un mouvement en translation. L'identification dans le domaine fréquentielle par modèle non entier a été initiée dans [6], [7], puis repris par Valério et al [8].

L'estimation fréquentielle par modèle non entier dans un contexte à erreur bornée a été traitée dans [9], [10] et [11]. L'étude réalisée dans [9], traite un problème de satis-

faction de contraintes (CSP pour Constraints Satisfaction Problem) basé sur les données de gain et de la phase, l'objectif étant de montrer la contribution du gain et de la phase sur l'estimation finale des paramètres du modèle. Dans [10] une étude basée sur deux types de CSP est présentée, utilisant une fonction d'inclusion rectangulaire. Le premier CSP est basé sur la décomposition explicite de la réponse fréquentielle en deux parties, une partie réelle et une partie imaginaire. Le deuxième est basé sur la réponse fréquentielle complexe (sans aucune décomposition). Par ailleurs, l'étude réalisée dans [11] est basée sur deux types de CSP utilisant deux fonctions d'inclusion différentes, une polaire et l'autre rectangulaire. Dans la mesure où chaque fonction d'inclusion introduit du pessimisme à sa manière, les résultats obtenus par les deux méthodes sont complémentaires.

Dans ce papier, les réponses fréquentielles du comportement proprioceptif d'un conducteur, soumis à une perturbation exogène au volant, sont obtenues à partir de réponses temporelles par une identification non paramétrique. Des bornes sur les réponses fréquentielles sont déterminées, à partir des erreurs stochastiques dues à la conversion temps-fréquence des réponses temporelles. Une approche ensembliste est ensuite utilisée pour l'estimation d'un ensemble de modèles faisables du conducteur.

A. Bref rappel du dispositif expérimental

L'acquisition de données est faite à l'aide d'un fauteuil instrumenté détaillé dans la première partie [1]. Ce fauteuil (figure 1) est constitué de :

- un siège de voiture monté sur un châssis support,
- un bloc volant avec un moteur électrique pour le retour d'effort actif,
- une partie informatique pour la gestion de l'ensemble,
- une partie visualisation.

Le conducteur cherche à minimiser l'écart entre la position de référence et la position mesurée en appliquant un couple au volant. Deux catégories d'essais existent, à savoir, rejet de perturbation et suivie de trajectoire.

Cette étude se focalise sur la modélisation du retour proprioceptif du conducteur, qui subit des perturbations exogènes de type rafale de vent, et qui doit maintenir le volant sur une position de référence, correspondant à un angle nul, tout en gardant les yeux fermés. Un ensemble de modèles faisables du retour proprioceptif est déterminé à partir de plusieurs jeux de données d'entrées/sorties en se

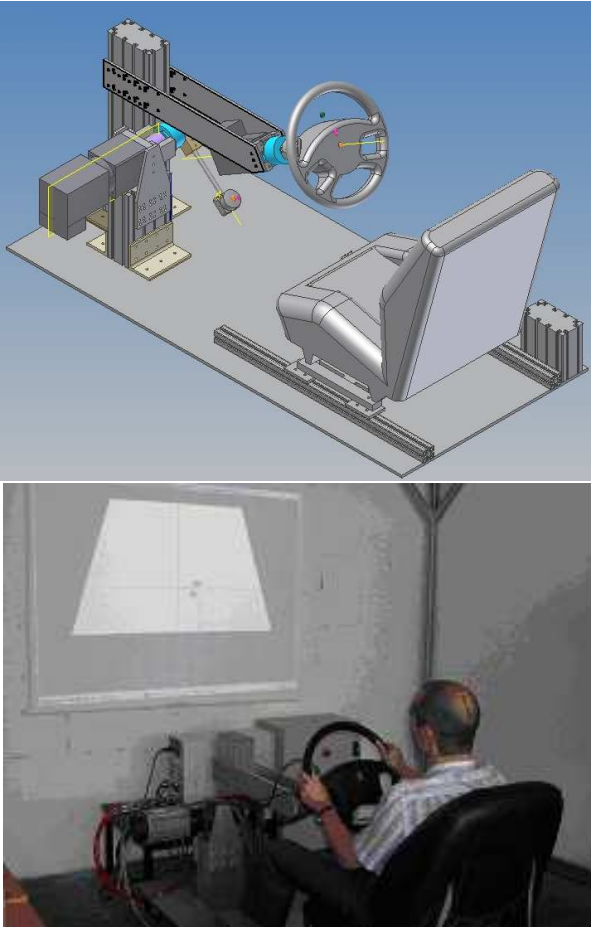


Fig. 1. Vues d'ensemble du fauteuil instrumenté

basant sur le modèle comportemental proposé dans [2].

La figure 2 présente le schéma fonctionnel du dispositif, vu de la partie commande, celle-ci comportant deux parties. La première concerne la commande en couple $c_u(t)$ qui est le résultat de la superposition du couple de perturbation, $c_0(t)$, et du couple de la loi de retour d'effort (LRE), $c_{LRE}(t)$, elle-même fonction de la position mesurée $\theta_v(t)$ du volant. La seconde partie concerne la génération de la trajectoire de référence volant θ_{vref} (voir [1] pour tous les détails). Dans le contexte de cette étude, la trajectoire de référence, θ_{vref} , est considérée nulle et la commande en couple, $c_0(t)$, unique entrée exogène du fauteuil instrumenté, est une séquence binaire pseudo-aléatoire (SBPA). Le conducteur quant à lui génère le couple $c_{m/v}(t)$, dont le but est de contrer le couple résultant $c_u(t)$. L'objectif étant de déterminer le modèle proprioceptif du conducteur l'entrée du bloc conducteur de la figure 2, correspondant à l'angle au volant $\theta_v(t)$, et le couple conducteur $c_{m/v}(t)$ sont mesurées.

B. Bref rappel du modèle du conducteur

Le modèle du conducteur proposé dans la première partie de cette étude (figure 3) est basé sur :

- une partie passive avec un modèle non entier pour la liaison mains/volant et un modèle non entier des bras, constitués d'éléments inertiels, élastiques et dissipatifs.
- une partie proprioceptive, G_2 , avec un modèle neuro-physiologique proposé dans la littérature [2] et com-

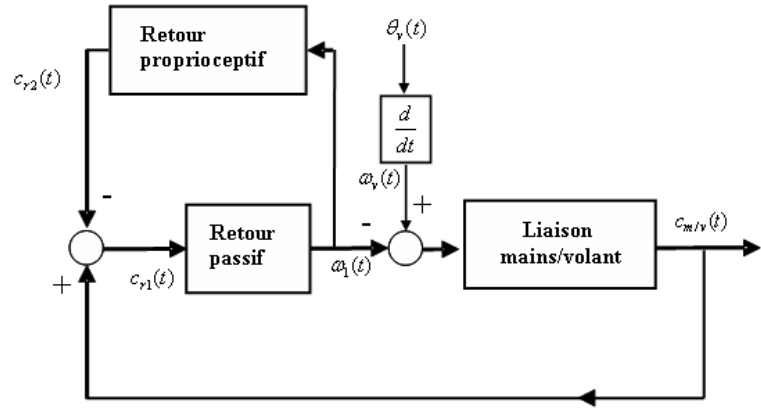


Fig. 3. Schéma fonctionnel du transfert couple conducteur sur angle au volant

posé de deux parties, la première représentant la dynamique réflexive, $G_r(s)$, et la deuxième la dynamique d'activation des muscles, $G_{act}(s)$:

$$G_2 = G_r(s) \cdot G_{act}(s), \quad (1)$$

avec

$$G_r(s) = (k_v s + k_p) \exp^{-T_d s}, \quad (2)$$

et

$$G_{act}(s) = \frac{1}{1 + \tau_a s}. \quad (3)$$

La dynamique réflexive est modélisée par un gain en vitesse k_v et en position k_p liés aux réflexes et un retard T_d qui représente le temps nécessaire pour la transmission et le traitement de l'information depuis le ressenti jusqu'à la réaction. La dynamique d'activation des muscles est modélisée, quant à elle, par un transfert de premier ordre avec une constante de temps τ_a . La partie passive ne nécessitant pas de réaction du conducteur, présente une très faible dispersion d'une expérience à l'autre. En revanche la partie proprioceptive émanant de la réaction du conducteur présente une large dispersion d'une expérience à l'autre (figure 4). Il est alors préférable de déterminer tous les modèles faisables $G_r(s)$ et $G_{act}(s)$ en évaluant les paramètres k_v , k_p , T_d , et τ_a sous la forme d'intervalles en utilisant une estimation ensembliste. Ainsi le modèle non entier proposé dans la première partie de cette étude est donné par (4) :

C. Analyse par intervalle

L'estimation ensembliste traitée dans ce papier est basée sur l'analyse par intervalle initié par Moore [12]. En effet la résolution des problèmes de satisfaction de contrainte se base sur l'arithmétique des intervalles réels ou complexes. Un intervalle est un ensemble fermé et connexe de \mathbb{R} . Il peut s'écrire sous la forme $[x] = \{x \in \mathbb{R} \mid \underline{x} \leq x \leq \bar{x}, \underline{x} \in \mathbb{R}, \bar{x} \in \mathbb{R}\}$, la notation utilisée pour un intervalle est $[x] = [\underline{x}, \bar{x}]$. Ainsi, la définition de l'ensemble de tout les intervalles est donnée par \mathbb{IR} .

Les opérations élémentaires sur les réels peuvent être étendues pour les intervalles. Soient $[x], [y] \in \mathbb{IR}$, les

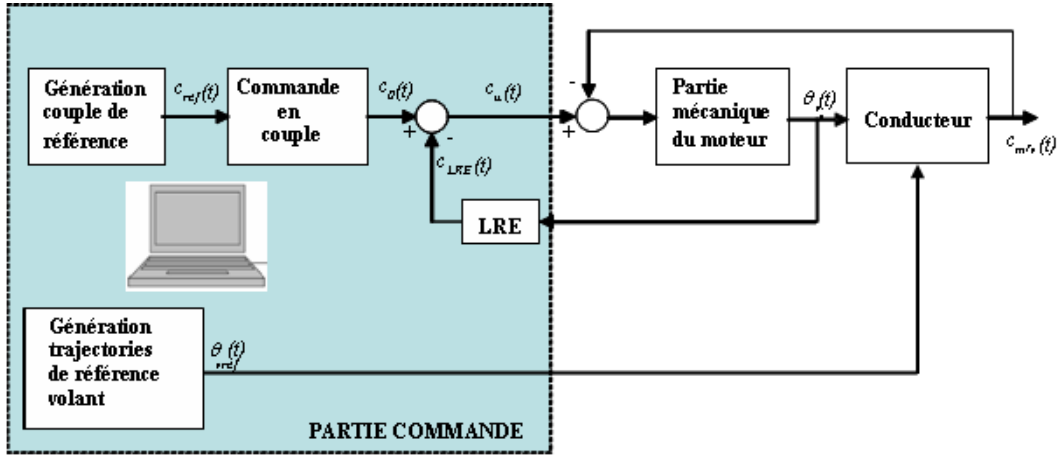


Fig. 2. Schéma fonctionnel du dispositif vu de la partie commande

$$G(s) = \frac{(b_\nu s^\nu + k_2) ((J_{bras} s^2 + b_\mu s^\mu + k_{bras}) (1 + \tau_a s) + (k_\nu s + k_p) \exp^{-T_d s})}{(J_{bras} s^2 + b_\mu s^\mu + k_{bras}) (1 + \tau_a s) + (b_\nu s^\nu + k_2) (1 + \tau_a s) + (k_\nu s + k_p) \exp^{-T_d s}}, \quad (4)$$

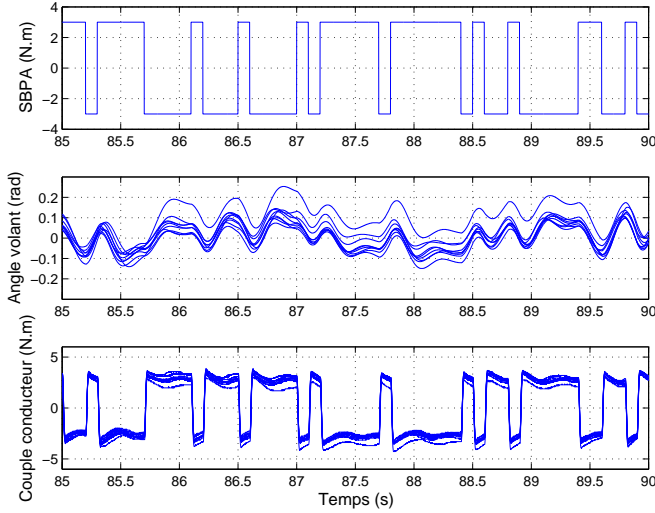


Fig. 4. Réponses temporelles de l'angle au volant et du couple conducteur obtenues en appliquant un signal de perturbation de type SBPA

opérations de base sont définies par :

$$[x] + [y] = [\underline{x} + \underline{y}, \bar{x} + \bar{y}], \quad (5)$$

$$[x] - [y] = [\underline{x} - \underline{y}, \bar{x} - \bar{y}], \quad (6)$$

$$[x].[y] = [\min(\underline{xy}, \underline{x}\bar{y}, \bar{x}\underline{y}, \bar{x}\bar{y}), \max(\underline{xy}, \underline{x}\bar{y}, \bar{x}\underline{y}, \bar{x}\bar{y})], \quad (7)$$

$$[x]/[y] = \begin{cases} [x] \times [\frac{1}{\bar{y}}, \frac{1}{\underline{y}}], & \text{si } 0 \notin [y], \\] - \infty, \infty[, & \text{si } 0 \in [y]. \end{cases} \quad (8)$$

II. ESTIMATION D'UN ENSEMBLE DE MODÈLES FAISABLES

A partir de I jeux de données temporelles, les I réponses fréquentielles du conducteur ainsi que les incertitudes autour de ces réponses fréquentielles sont obtenues suivant une identification non paramétrique. Les bornes inférieure

et supérieure de chaque réponse en fréquence sont ensuite obtenues à partir de la fusion des I réponses fréquentielles et de leur incertitude, ces bornes étant par la suite utilisées pour l'estimation d'un ensemble de modèles faisables par une approche ensembliste.

A. Identification non paramétrique et incertitude

Le calcul du rapport de l'estimée de la densité spectrale croisée sortie-entrée sur l'estimée de la densité spectrale de l'entrée, permet d'obtenir la réponse fréquentielle [13] :

$$\hat{G}(j\omega) = \frac{\hat{G}_{uy}(j\omega)}{\hat{G}_{uu}(j\omega)}. \quad (9)$$

L'estimation de la réponse fréquentielle est généralement entachée d'erreurs dues au calcul des densités spectrales, au bruit de mesure, aux non linéarités du système, au type de fenêtre utilisé, degré de recouvrement des fenêtre, ... etc [13],[14].

L'objectif de cette partie est d'estimer le gain et la phase ainsi que leur intervalle de confiance à plus ou moins trois écarts types permettant de garantir à 99% que les réponses fréquentielles sont comprises dans cet intervalle. Au final, l'estimation de l'écart type sur le gain, $\sigma[|\hat{G}|]$, est donnée par :

$$\frac{\sigma[|\hat{G}|]}{|\hat{G}|} \approx \frac{(1 - \gamma_{uy}^2)^{1/2}}{|\gamma_{uy}| \sqrt{2n_d}}, \quad (10)$$

et l'estimation de l'écart type sur la phase, $\sigma[\hat{\varphi}]$ avec $\varphi = \arg(G)$, est donnée par :

$$\sigma[\hat{\varphi}] \approx \frac{(1 - \gamma_{uy}^2)^{1/2}}{|\gamma_{uy}| \sqrt{2n_d}}, \quad (11)$$

où γ_{uy}^2 , est la *fonction de cohérence*, qui caractérise la relation entrée-sortie. Elle est définie pour chaque pulsation ω par :

$$\gamma_{xy}^2(\omega) = \frac{|\hat{G}_{uy}(j\omega)|^2}{\hat{G}_{xx}(j\omega)\hat{G}_{yy}(j\omega)}, \quad (12)$$

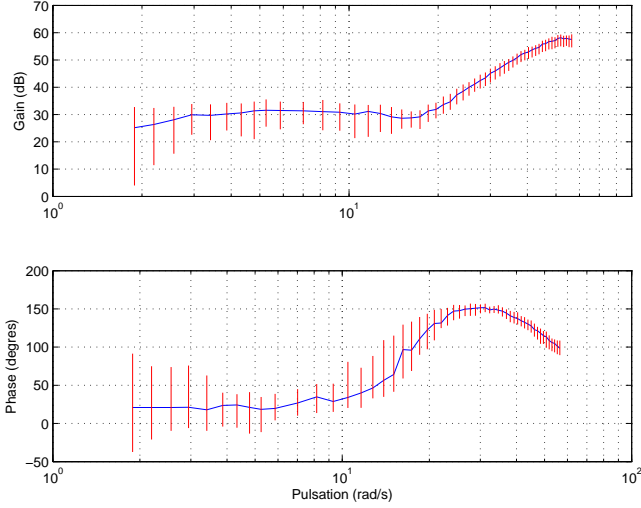


Fig. 5. Gain et phase de la réponse fréquentielle du conducteur (en bleu) et intervalles de confiance à trois écarts types (en rouge)

où $\widehat{G}_{yy}(j\omega)$ représente l'estimation de la densité spectrale de puissance de la sortie. Pour chaque pulsation ω , la fonction de cohérence varie entre 0 et 1 selon la dépendance de la sortie à l'entrée :

$$0 \leq \gamma_{xy}^2(\omega) \leq 1 \quad \forall \omega. \quad (13)$$

Si les signaux temporels $u(t)$ et $y(t)$ sont complètement indépendants $\gamma_{xy}^2(\omega)$ tend vers zéro et s'ils sont très dépendant $\gamma_{xy}^2(\omega)$ tend vers 1.

Le gain et la phase de la réponse fréquentielle (9) sont tracés sur le diagramme de Bode de la figure 5 avec un intervalle de confiance correspondant à trois écarts types :

$$|\widehat{G}| - 3\sigma[|\widehat{G}|] \leq |G| \leq |\widehat{G}| + 3\sigma[|\widehat{G}|] \quad (14)$$

$$\widehat{\varphi} - 3\sigma[\widehat{\varphi}] \leq \varphi \leq \widehat{\varphi} + 3\sigma[\widehat{\varphi}_{uy}]. \quad (15)$$

Les équations (14) et (15) permettent ainsi d'obtenir une borne inférieure et une borne supérieure de l'estimation du gain et de la phase à partir d'un jeu de données temporelles unique.

A travers plusieurs expérimentations (au total I) effectuées sur le fauteuil instrumenté, plusieurs réponses fréquentielles de type (9) sont obtenues avec des bornes à trois écarts types sur le gain et sur la phase de type (14) et (15). L'ensemble de ces données est ensuite fusionné. Les bornes inférieure sur le gain, \underline{G}_n , supérieure sur le gain, \overline{G}_n , inférieure sur la phase, $\underline{\varphi}_n$, supérieure sur la phase, $\overline{\varphi}_n$, de la réponse en chaque fréquence ω_n , utilisées dans l'approche ensembliste, sont obtenues en faisant l'union de toutes les bornes à trois écarts types de chaque expérimentation. L'union de toutes ces bornes en chaque fréquence est illustrée sur la figure 6.

Le modèle biomécanique retenu, issu de la première partie de cette étude, est de type (4), les paramètres de la partie passive ($b_\nu, k_2, b_\mu, J_{bras}, k_{bras}, \nu, \mu$) y ont déjà été estimés. Seul le vecteur de paramètres, $\boldsymbol{\theta} = ([k_\nu], [k_p], [T_d], [\tau_a])^T$, du modèle proprioceptif (1), (2) et (3), sera estimé sous la forme d'un vecteur d'intervalles,

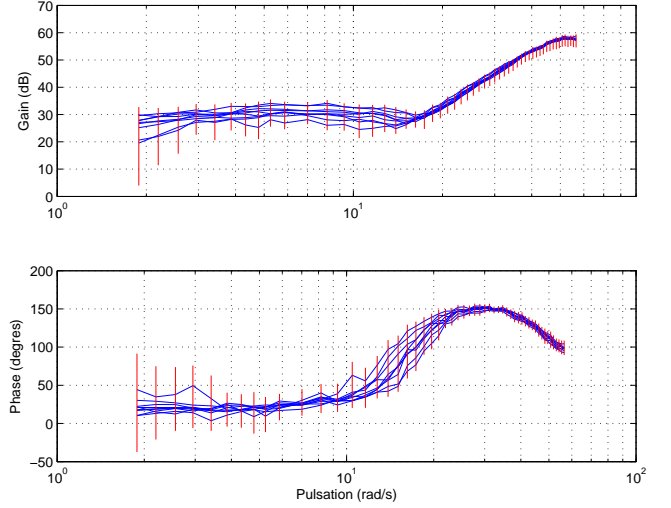


Fig. 6. Gain et phase des réponses fréquentielles du conducteur (en bleu) et union des intervalles de confiance à trois écarts types (en rouge)

car les réponses temporelles et fréquentielles de la partie proprioceptive du conducteur présentent une large dispersion d'une expérience à l'autre comme le montre la figure 4 dans le domaine temporel et la figure 6 dans le domaine fréquentiel.

B. Formulation du problème d'estimation ensembliste

L'objectif est donc de trouver l'ensemble de paramètres faisables pour le modèle non entier décrit par (4).

Le vecteur de paramètres $\boldsymbol{\theta}$ est jugé faisable si le modèle évalué avec $\boldsymbol{\theta}$ est consistant avec les mesures et les intervalles d'incertitudes de ces mesures.

Le problème d'estimation ensembliste est donc reformulé comme un problème de satisfaction de contraintes (CSP) :

$$\mathcal{CSP}: \begin{cases} \underline{G}_n \leq |G(j\omega_n, \boldsymbol{\theta})| \leq \overline{G}_n, \\ \underline{\varphi}_n \leq \varphi(\omega_n, \boldsymbol{\theta}) \leq \overline{\varphi}_n, \quad \omega_n (n = 1, \dots, N). \end{cases} \quad (16)$$

où $|G(j\omega_n, \boldsymbol{\theta})|$ et $\varphi(\omega_n, \boldsymbol{\theta})$ représentent le gain en dB et la phase en degré du modèle (4), calculés pour le vecteur de paramètres $\boldsymbol{\theta}$.

C. Résolution du problème d'estimation ensembliste

L'ensemble \mathbb{S} des solutions est donné par :

$$\mathbb{S} = \{\boldsymbol{\theta} \in \Theta \mid f(\omega_n, \boldsymbol{\theta}) \in [y(\omega_n)], \forall n \in \{1, \dots, N\}\}. \quad (17)$$

avec

$$\begin{cases} f(\omega_n, \boldsymbol{\theta}) = \begin{pmatrix} |G(j\omega_n, \boldsymbol{\theta})| \\ \varphi(\omega_n, \boldsymbol{\theta}) \end{pmatrix} \\ [y(\omega_n)] = \begin{pmatrix} [\underline{G}_n, \overline{G}_n] \\ [\underline{\varphi}_n, \overline{\varphi}_n] \end{pmatrix} \end{cases} \quad (18)$$

Cet ensemble peut être réécrit sous la forme suivante :

$$\mathbb{S} = f^{-1}([y]) \cap \Theta, \quad (19)$$

La caractérisation de l'ensemble \mathbb{S} défini par (19) est un problème d'inversion ensembliste, qui peut être résolu d'une manière garantie en utilisant l'algorithme SIVIA (Set Inversion Via Interval Analysis) proposé dans [15]. Cet algorithme permet de trouver un encadrement de l'ensemble des solutions. On note respectivement par $\underline{\mathbb{S}}$ et $\overline{\mathbb{S}}$, un encadrement intérieur et un encadrement extérieur de l'ensemble solution \mathbb{S} :

$$\underline{\mathbb{S}} \subseteq \mathbb{S} \subseteq \overline{\mathbb{S}}. \quad (20)$$

SIVIA est un algorithme récursif basé sur le partitionnement de l'ensemble de paramètres en trois pavés faisable, indéterminé et rejeté. Cet algorithme permet de caractériser d'une façon garantie si l'intervalle $[\theta]$ faisable (en l'occurrence $[\theta]$ est ajouté à l'encadrement intérieurs). Tout les pavés indéterminés sont bissectés et testés, jusqu'à l'obtention d'une largeur d'un intervalle $w([\theta])$ inférieur à la précision η fixé par l'utilisateur, et qui permet à l'algorithme de finir après un nombre fini d'itérations. L'encadrement extérieur est ensuite calculée $\overline{\mathbb{S}} = \underline{\mathbb{S}} \cup \Delta\mathbb{S}$, avec $\Delta\mathbb{S}$ qui représente l'union de tout les pavés indéterminés. Ainsi l'algorithme SIVIA est présenté comme suit :

Algorithme SIVIA (entrée : $[t], [\theta], \eta$; sortie : $\underline{\mathbb{S}}, \overline{\mathbb{S}}$)

1. Si $[t]([\theta]) = [0]$;
2. Si $[t]([\theta]) = [1]$, $\underline{\mathbb{S}} := \underline{\mathbb{S}} \cup [\theta]; \overline{\mathbb{S}} := \overline{\mathbb{S}} \cup [\theta]$;
3. Si $w([\theta]) \leq \eta$, $\overline{\mathbb{S}} := \overline{\mathbb{S}} \cup [\theta]$;
Sinon bissecter $[\theta]$ en $[\theta_1]$ et $[\theta_2]$;
4. SIVIA (entrée : $[t], [\theta_1], \eta$; sortie : $\underline{\mathbb{S}}, \overline{\mathbb{S}}$);
5. SIVIA (entrée : $[t], [\theta_2], \eta$; sortie : $\underline{\mathbb{S}}, \overline{\mathbb{S}}$).

D. Résultats

L'espace initial de recherche du vecteur des quatre paramètres est :

$$([k_p], [k_v], [T_d], [\tau_a]) = ([0, 60], [0, 10], [0, 10], [0, 10]). \quad (21)$$

Après avoir appliqué l'algorithme SIVIA, l'ensemble des solutions faisables peut être inclus dans l'hypercube :

$$([k_p], [k_v], [T_d], [\tau_a]) = ([8.10, 40.02], [0.79, 3.75], [3.6, 51.8] \times 10^{-3}, [0, 52.7] \times 10^{-3}), \quad (22)$$

Le paramètre $[k_p]$ présente la plus grande dispersion (la projection en 1D donne $[8.10, 40.02]$), car $[k_p]$ intervient directement dans le calcul du gain statique du modèle global $G(s)$ de l'équation (4) :

$$G_{statique} = \frac{k_2 k_{bras} + k_p}{k_{bras} + k_2 + k_p}. \quad (23)$$

Or, les intervalles d'incertitudes aux basses fréquences présentent une très grande dispersion, à savoir entre 10 et 30 dB, comme le montre la figure 6. Il est donc logique d'obtenir une large dispersion au niveau du paramètre k_p . Le paramètre T_d , qui représente le temps nécessaire pour la transmission et le traitement de l'information depuis le resenti jusqu'à la réaction du conducteur (2), compris dans l'intervalle $[3.6, 51.8] \times 10^{-3}$ ms, semble avoir un ordre de grandeur cohérent avec les expériences pratiques. Le paramètre τ_a , qui représente la constante de temps de réaction

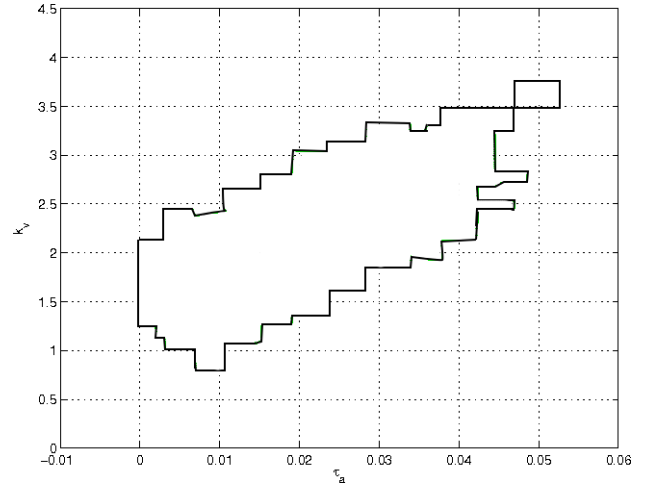


Fig. 7. Projection sur le plan τ_a k_v des solutions obtenues

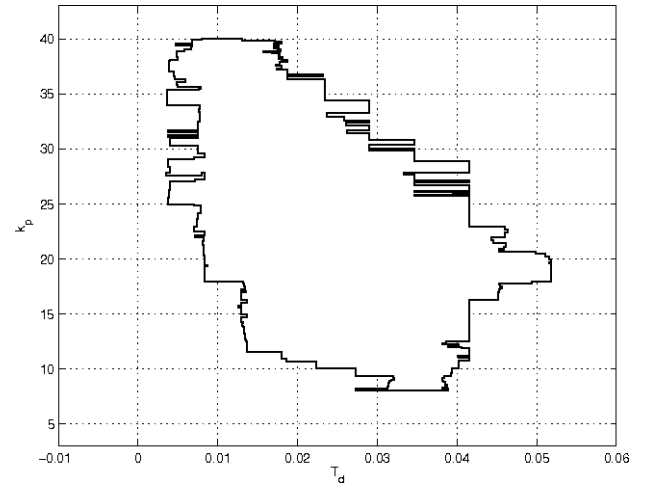


Fig. 8. Projection sur le plan k_p T_d des solutions obtenues

des muscles, compris dans l'intervalle $[0, 52.7] \times 10^{-3}$, est quant à lui tout à fait conforme avec les expériences pratiques : dans [16], les auteurs trouvent une constante de temps autour de 20 ms pour la réaction musculaire.

L'encadrement extérieur $\overline{\mathbb{S}}$ des solutions est projeté en 2D sur les figures 7 et 8.

La figure 9 montre que toutes les réponses fréquentielles des modèles évalués à partir de l'approximation extérieure $\overline{\mathbb{S}}$ passent par tous les intervalles des réponses fréquentielles incertaines.

III. CONCLUSION

Cette communication traite de l'identification de la dynamique du conducteur par un modèle non entier. Dans la première partie, le modèle non entier du conducteur passif a été déterminé; cette partie, présentant une très faible dispersion d'une expérience à l'autre, a été modélisée en utilisant une estimation paramétrique classique, basée sur la minimisation d'un critère quadratique. La deuxième partie de cette étude se focalise sur la modélisation de la partie proprioceptive du conducteur qui subit des perturbations exogènes de type rafale de vent et qui doit maintenir le volant sur une position de référence sans retour visuel. Dans la mesure où cette partie proprioceptive présente une large dispersion des données d'une expérience à l'autre, le

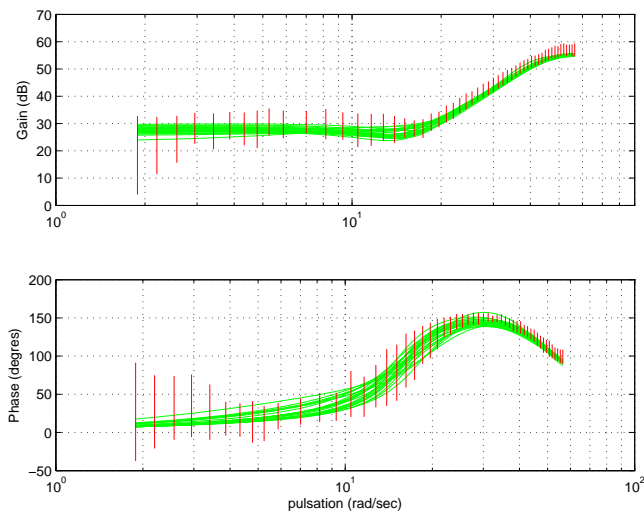


Fig. 9. Diagramme de Bode des mesures incertaines (en rouge) et les réponses en fréquence des modèles évalués à partir de l'approximation extérieure \bar{S} (en vert)

choix a été fait de trouver un ensemble de modèles faisables plutôt qu'un modèle unique. A cet effet, plusieurs jeux de données temporelles ont été recueillis, puis convertis au domaine fréquentiel par la méthode basée sur le rapport de la densité spectrale des signaux d'entrée sortie sur la densité spectrale de puissance du signal d'entrée. Les intervalles d'incertitude à plus ou moins trois écarts types ont été calculés sur chaque jeu de données temporelles. Puis les bornes inférieure et supérieure sur chaque fréquence ont été obtenues par l'union des intervalles d'incertitude à plus ou moins trois écarts types de tous les jeux de données. Une fois ces bornes disponibles, l'algorithme d'inversion ensembliste SIVIA a été appliqué pour trouver l'ensemble des modèles faisables aux petites variations. Le modèle final du conducteur, qui tient compte à la fois de la partie passive (1ère partie de l'étude) et proprioceptive (2ème partie), couvre les multiples modèles faisables du conducteur. Compte-tenu de la variabilité des mesures et donc des modèles d'une expérience à l'autre ou d'un individu à l'autre, il va de soi que certaines expérimentations ne pourront pas être reproduites par l'ensemble faisable identifié. Les études à court terme s'orientent vers la modélisation de la partie visuelle du conducteur en rejet de perturbation. Les études à moyen terme s'orientent vers le diagnostic d'individus sains ou présentant un comportement anormal.

RÉFÉRENCES

- [1] X. Moreau, F. Khemane, R. Malti et J.L. Mermoz, Modélisation rationnelle et non entière de la dynamique du conducteur. Partie 1 : retour passif et liaison mains/volant *soumis à la 6ème Conférence internationale CIFA 2010*, Nancy, France, 2-4 juin 2010.
- [2] T. Wakita, K. Ozawa, C. Miyajima, K. Igarashi, K. Itou, K. Takeda and F. Itakaru, Driver identification using driving behaviour signals, *Intelligent transportation systems.*, pp 396-401 2005.
- [3] S. Amberkar, F. Bolourchi, J. Demerly and S. Millsap, A control system methodology for steer by wire systems, *SAE world congress, detroit Michigan.*, 2004.
- [4] F.C.T. van der Helm, A.C. Schouten, E.d.Vlugt and G.G. Brouwn, Identification of intrinsic and reflexive components of

human arm dynamics during postural control, *Journal of Neuroscience Methods.*, pp 1-14 2002.

- [5] J.E. Speich, L. Shao and M. Goldfarb, Modeling the human hand as it interacts with a telemanipulation system, *Mechatronics.*, 2005.
- [6] B. Mathieu, A. Oustaloup and F. Levron, Transfer function parameter estimation by interpolation in the frequency domain, *EEC'95*, Rome, Italie, 1995.
- [7] L. Le Lay, Identification fréquentielle et temporelle par modèle non entier, Talence, France, Université Bordeaux I, Octobre 1998.
- [8] D. Valério and J. S. da Costa, Advances in Fractional Calculus Theoretical Developments and Applications in Physics and Engineering, *Identification of fractional models from frequency data*, pp 229-242.
- [9] F. Khemane, R. Malti, M. Thomassin and T. Raïssi, Set membership estimation of fractional models in the frequency domain, *17th IFAC World congress*, Seoul, South Korea, 2008.
- [10] R. Malti, T. Raïssi, M. Thomassin and F. Khemane, Set membership parameter estimation of fractional models based on bounded frequency domain data, *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2009, doi :10.1016/j.cnsns.2009.05.005.
- [11] F. Khemane, R. Malti, X. Moreau, T. Raïssi and M. Thomassin, Comparison between two set membership methods for frequency domain system identification using fractional models, *zoumis à l'American control Conference ACC 2010*, Baltimore, Maryland, USA June 30 - July 2, 2010
- [12] R. E. Moore, Interval analysis, *Prentice-Hall*, 1966.
- [13] J. S. Bendat, A. G. Piersol, Random Data Analysis and Measurement Procedures, *Wiley Series in Probability and Statistics.*, 2000.
- [14] J. Antoni, J. Schoukens, A comprehensive study of the bias and variance of frequency-response-function measurements : optimal window selection and overlapping strategies, *Automatica*, vol. 43, 2007, pp 1723-1736.
- [15] L. Jaulin and E. Walter, Set inversion via interval analysis for nonlinear bounded-error estimation, *Automatica.*, vol. 29, 1993, pp 1053-1064.
- [16] L. Sommaccal, P. Melchior, J-M. Cabelguen, A.Oustaloup and J. Ijspeert, Fractional multi-models of the gastrocnemius frog muscle, *Journal of vibration and control*, Sage publishing., vol. 14, 2008, pp 1415-1430.