

Identification des paramètres dynamiques des robots avec la méthode de la variable instrumentale

Alexandre JANOT¹, Pierre-Olivier VANDANJON², Maxime GAUTIER³

¹HAPTION S.A. Route de Laval, 53210 Soulgé sur Ovette, France

²Laboratoire Central des Ponts et Chaussées, Route de Bouaye BP 4129, 44341 Bouguenais Cedex, France

³Université de Nantes, 1, rue de la Noë - BP 92 101 - 44321 Nantes Cedex 03, France

alexandre.janot@haption.com pierre-olivier.vandanjon@lcpc.fr maxime.gautier@ircryn.ec-nantes.fr

Résumé— L'identification des paramètres dynamiques des robots est généralement basée sur l'utilisation du modèle inverse qui est linéaire par rapport aux paramètres dynamiques à identifier. Afin d'obtenir un système surdéterminé, ce modèle est échantillonné pendant que le robot est piloté avec des mouvements excitants. La solution optimale est obtenue à l'aide des moindres carrés linéaires (MCL). L'efficacité de cette approche a été prouvée à travers l'identification expérimentale de nombreux prototypes et robots industriels. Elle a été étendue à d'autres systèmes tels que les compacteurs, les voitures, les moteurs et les interfaces haptiques. Cependant, cette méthode nécessite une mesure précise et à une fréquence assez élevée de l'image du couple et de la position. Elle nécessite également l'estimation des vitesses et accélérations par un filtrage passe bande des positions. La matrice d'observation est donc bruitée. De plus, l'identification est effectuée en boucle fermée du fait du caractère double intégrateur instable des robots. La méthode de la variable instrumentale (IV) traite du problème de la matrice d'observation bruitée et peut être statistiquement optimale. Ce papier se focalise sur cette technique et propose une extension de cette méthode qui est appliquée sur un robot 2 degrés de liberté (DDL) plan développé par l'équipe robotique de l'IRCCyN.

Mots-clés— Identification, Moindres Carrés, Variable instrumentale, Dynamique des robots.

I. INTRODUCTION

La méthode d'identification habituellement basée sur le modèle inverse (MDI) et les moindres carrés linéaires (MCL) a été appliquée avec succès sur de nombreux prototypes ainsi que sur des robots industriels, des voitures, des compacteurs, des machines électriques et des interfaces haptiques [1]-[12]. Les résultats obtenus furent intéressants et consistants. Cependant, dans tous les cas, pour calculer les vitesses et les accélérations articulaires, un filtrage passe bande dérivateur est requis. De plus, la procédure d'identification est effectuée lorsque le robot est contrôlé en position et en vitesse du fait que les robots ont un comportement double intégrateur instable en boucle ouverte. Nous sommes donc dans un contexte d'identification en boucle fermée. De ces conditions, il peut résulter une violation de l'indépendance statistique entre le résidu et la matrice d'observation. Ceci implique que l'estimateur des MCL n'est pas consistant. La méthode de la variable instrumentale traite du problème de la matrice d'observation bruitée et peut être statistiquement optimale [13]-[18] par exemple.

Cette méthode est particulièrement intéressante de part sa simplicité. En effet, elle est dédiée aux systèmes linéaires vis-à-vis des paramètres à identifier, aucune identification du modèle du bruit n'est requise et cette méthode est consistante

même dans le cas d'un bruit est coloré [16]. Cependant, cette méthode est généralement appliquée aux systèmes discrets linéaires en l'état, ce qui n'est pas le cas en robotique. De plus, la méthode IV fut dédiée pour l'identification en boucle ouverte. Progressivement, des algorithmes adaptés à notre contexte, i.e. systèmes à temps continus identifiés en boucle fermée, ont émergé. En particulier, l'algorithme SRIVC proposé dans [15] pour l'identification en boucle ouverte, basé sur l'utilisation d'un modèle auxiliaire comme variable instrumentale, est un bon candidat pour notre problème. Très récemment, cet algorithme a été adapté pour l'identification des systèmes en boucle fermée [16]-[17]. Cette technique est implémentée dans la toolbox CONTSID développé par l'équipe CRAN [18]. Cependant, cet algorithme est toujours dédié aux systèmes linéaires en l'état.

Dans [19], les auteurs ont adapté avec succès la méthode IV pour identifier une interface à câble à 1 DDL. Mais, la robustesse de la méthode IV vis-à-vis du filtrage des données et vis-à-vis de l'initialisation comme le calcul de la solution optimale ne furent discutés. Ce papier traite de ces problèmes et la méthode IV est appliquée sur un robot 2 DDL plan développé par l'équipe robotique de l'IRCCyN.

Le papier est organisé comme suit : la seconde partie présente la méthode d'identification usuelle appliquée aux robots ; dans la troisième partie est présentée la méthode IV ainsi que l'algorithme choisi ; la présentation et la modélisation du robot sont présentées dans la quatrième partie pendant que les résultats expérimentaux sont présentés dans la cinquième partie ; enfin, la dernière partie introduit une discussion sur les résultats obtenus.

II. MODELE DYNAMIQUE INVERSE ET IDENTIFICATION

Le modèle dynamique inverse d'un robot à n degrés de liberté s'écrit sous la forme suivante [20]:

$$\boldsymbol{\tau} = \mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{N}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{offset} \quad (1)$$

Où \mathbf{q} est le vecteur ($n \times 1$) des positions articulaires, $\dot{\mathbf{q}}$ et $\ddot{\mathbf{q}}$ ses dérivées temporelles, $\boldsymbol{\tau}$ le vecteur ($n \times 1$) des couples articulaires, $\mathbf{M}(\mathbf{q})$ la matrice d'inertie ($n \times n$) symétrique, $\mathbf{N}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ le vecteur ($n \times 1$) regroupant les forces centrifuges, Coriolis, gravité, et les frottements, \mathbf{offset} étant le vecteur ($n \times 1$) des offsets de couples.

En utilisant la description géométrique de Denavit et Hartenberg modifié (DHM), on obtient un modèle dynamique

inverse linéaire par rapport aux paramètres dynamiques standards [20]:

$$\boldsymbol{\tau} = \mathbf{D}_{\text{STD}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) \boldsymbol{\chi}_{\text{STD}} \quad (2)$$

$\mathbf{D}_{\text{STD}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}})$ est le régresseur linéaire standard de dimension $n \times c$, $\boldsymbol{\chi}_{\text{STD}}$ le vecteur colonne $c \times 1$ des paramètres dynamiques standards. Pour chaque corps j , ces paramètres sont les coefficients $XX_j, XY_j, XZ_j, YY_j, YZ_j, ZZ_j$ (Kgm²) du tenseur d'inertie noté ${}^j\mathbf{J}_j$, la masse notée m_j , le vecteur des premiers moments autour de l'origine du repère j noté ${}^j\mathbf{M}_j = [MX_j \ MY_j \ MZ_j]$ (Kgm), les paramètres de frottements visqueux et secs notés respectivement Fv_j (Nms/rad) et Fs_j (Nm), l'inertie de l'actionneur Ia_j et l'offset de couple appelé offset_j .

Une étape essentielle pour l'identification est de rechercher les paramètres de base. En effet, certains paramètres standards se combinent dans l'expression du modèle dynamique inverse, seule leur combinaison ou regroupement peut alors être identifié. Cette recherche se ramène à calculer le rang de \mathbf{D}_{STD} et à détecter les combinaisons linéaires entre ses colonnes. Il existe principalement deux manières de calculer les paramètres inertiels minimaux : une méthode littérale basée sur le calcul des énergies et une méthode numérique basée sur le développement QR [21] [23].

Le système minimal est donné par la relation générale suivante :

$$\boldsymbol{\tau} = \mathbf{D}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) \boldsymbol{\chi} \quad (3)$$

$\mathbf{D}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}})$ est le régresseur linéaire minimal de dimension $n \times b$, $\boldsymbol{\chi}$ le vecteur colonne des paramètres de base de dimension $b \times 1$. Le modèle dynamique inverse est échantillonné pendant que le robot est excité afin d'obtenir un système surdéterminé tel que :

$$\mathbf{Y}(\boldsymbol{\tau}) = \mathbf{W}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) \boldsymbol{\chi} + \boldsymbol{\rho} \quad (4)$$

Où $\mathbf{Y}(\boldsymbol{\tau})$ est le vecteur de mesures de dimension $r \times 1$, \mathbf{W} est la matrice d'observation de dimension $r \times b$ où $r = n_c \times n$ où n_c est le nombre d'échantillons récupérés.

La théorie de l'estimation offre une gamme assez large de méthodes. L'utilisation de méthodes classiques pour la résolution de systèmes surdéterminés donne de bons résultats, à condition de traiter les éléments de \mathbf{W} de façon appropriée.

$$\hat{\boldsymbol{\chi}} = \min_{\boldsymbol{\chi}} \|\boldsymbol{\rho}\|_2 \quad (5)$$

Comme nous considérons les paramètres de base ainsi que des trajectoires excitantes [21], \mathbf{W} est de rang maximum. Nous avons alors une solution explicite et unique de $\hat{\boldsymbol{\chi}}$:

$$\hat{\boldsymbol{\chi}} = \left((\mathbf{W}^T \mathbf{W})^{-1} \mathbf{W}^T \right) \mathbf{Y} = \mathbf{W}^+ \mathbf{Y} \quad (6)$$

Pratiquement, on calcule une estimation de l'écart type sur les valeurs identifiées en considérant que \mathbf{W} est déterministe et que $\boldsymbol{\rho}$ est un vecteur aléatoire centré, de composantes indépendantes, d'écart type σ_ρ et de matrice de covariance \mathbf{C}_ρ telle que :

$$\mathbf{C}_\rho = E(\boldsymbol{\rho} \boldsymbol{\rho}^T) = \sigma_\rho^2 \mathbf{I}_r \quad (7)$$

\mathbf{I}_r étant la matrice d'unité de dimension r . En supposant que le vecteur des erreurs est centré, de composantes indépendantes et d'égales dispersions, l'écart type σ_ρ peut être calculé par l'estimateur non biaisé suivant :

$$\sigma_\rho^2 = \frac{\|\mathbf{Y} - \mathbf{W} \hat{\boldsymbol{\chi}}\|^2}{(r - b)} \quad (8)$$

La matrice de covariance de l'erreur d'estimation a alors pour expression :

$$\mathbf{C}_{\hat{\boldsymbol{\chi}}} = \sigma_\rho^2 (\mathbf{W}^T \mathbf{W})^{-1} \quad (9)$$

On en déduit l'écart type :

$$\sigma_{\hat{\chi}_j} = \sqrt{\mathbf{C}_{\hat{\boldsymbol{\chi}}}(j, j)} \quad (10)$$

Cette interprétation est souvent utilisée mais doit être considérée avec prudence car, dans notre cas, les hypothèses ne sont pas satisfaites, \mathbf{W} n'étant pas déterministe [5]. En effet, les mesures sont bruitées et le modèle proposé n'est pas parfait, ce qui nécessite un traitement préalable. L'écart type relatif est estimé par :

$$\sigma_{\hat{\chi}_j, \%} = 100 \frac{\sigma_{\hat{\chi}_j}}{|\hat{\chi}_j|} \quad (11)$$

On peut utiliser ce critère pour évaluer la qualité de l'identification. Cependant, les données expérimentales sont bruitées et \mathbf{W} n'est pas déterministe. Ce problème est résolu par le filtrage de \mathbf{Y} et par le filtrage des colonnes de \mathbf{W} comme décrit dans [8] et [22] par exemple.

L'utilisation des MCL est particulièrement intéressante parce qu'il n'est pas nécessaire d'intégrer un système différentiel, et il n'y a pas de problème de conditions initiales. Cependant, le calcul des vitesses et accélérations via un filtrage passe bande de la position est requis. Enfin, le modèle dynamique direct (MDD) donné ci-dessous doit être validé par simulation à posteriori :

$$\ddot{\mathbf{q}} = \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{q}) (\boldsymbol{\tau} - \mathbf{N}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})) \quad (12)$$

III. METHODE DE LA VARIABLE INSTRUMENTALE

A. Approche théorique

D'un point de vue théorique, les hypothèses statistiques pour que l'estimateur des MCL soit efficace ne sont pas respectées dans les applications pratiques. En effet, dans l'équation (6), la matrice d'observation \mathbf{W} est construite avec les positions articulaires \mathbf{q} et de $\dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}$ qui sont calculées numériquement de \mathbf{q} . Ainsi, \mathbf{W} est bruitée. De plus, la procédure d'identification est effectuée en boucle fermée. Ces violations de ces hypothèses impliquent que l'estimateur des MCL, $\hat{\boldsymbol{\chi}}$ peut être non consistant. En effet, de (4) il vient que :

$$\mathbf{W}^T \mathbf{Y} = \mathbf{W}^T \mathbf{W} \boldsymbol{\chi} + \mathbf{W}^T \boldsymbol{\rho} = \mathbf{W}^T \mathbf{W} \hat{\boldsymbol{\chi}} \quad (13)$$

Avec le théorème de Sultsky, on obtient :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \hat{\chi} = \chi + \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{n} \mathbf{W}^T \mathbf{W} \right)^{-1} \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{n} \mathbf{W}^T \boldsymbol{\rho} \right) \quad (14)$$

Sous les hypothèses classiques :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{n} \mathbf{W}^T \mathbf{W} \right) = E(\mathbf{W}^T \mathbf{W}) \text{ est définie positive,}$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{n} \mathbf{W}^T \boldsymbol{\rho} \right) \text{ existe.}$$

Comme $\boldsymbol{\rho}$ dépend de la matrice d'observation \mathbf{W} , $E(\mathbf{W}^T \boldsymbol{\rho}) \neq 0$. Ainsi, l'estimateur n'est pas consistant.

La méthode de la variable instrumentale traite de ce problème et peut être statistiquement optimale [13]. Cette méthode propose un estimateur consistant en construisant une matrice instrumentale \mathbf{V} de telle sorte que (13) devienne :

$$\mathbf{V}^T \mathbf{Y} = \mathbf{V}^T \mathbf{W} \chi + \mathbf{V}^T \boldsymbol{\rho} = \mathbf{V}^T \mathbf{W} \hat{\chi}_v \quad (15)$$

La solution au sens de la variable instrumentale est :

$$\hat{\chi}_v = (\mathbf{V}^T \mathbf{W})^{-1} \mathbf{V}^T \mathbf{Y} \quad (16)$$

Par la suite, \mathbf{V} est calculée comme fonction de $\hat{\chi}_v$. Ceci définit une procédure itérative telle que :

$$\hat{\chi}_{v_k} = (\mathbf{V}_k^T \mathbf{W})^{-1} \mathbf{V}_k^T \mathbf{Y} \quad (17)$$

Où :

$$\mathbf{V}_k = \mathbf{V}(\hat{\chi}_{v_k}) \quad (18)$$

Il faut donc que la matrice $\mathbf{V}_k^T \mathbf{W}$ soit inversible. Supposant :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{n} \mathbf{V}_k^T \mathbf{W} \right) \text{ est non singulière} \quad (19)$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{n} \mathbf{V}_k^T \boldsymbol{\rho} \right) = E(\mathbf{V}_k^T \boldsymbol{\rho}) = 0 \quad (20)$$

Pour chaque k , $\hat{\chi}_{v_k}$ converge vers χ avec n . En effet, avec le théorème de Slutsky, on obtient :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \hat{\chi}_{v_n} = \chi + \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{n} \mathbf{V}_k^T \mathbf{W} \right)^{-1} \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{n} \mathbf{V}_k^T \boldsymbol{\rho} \right) \quad (21)$$

Ce qui nous donne finalement :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \hat{\chi}_{v_n} = \chi \quad (22)$$

Ainsi, l'estimateur IV est bien consistant.

B. Calcul d'une matrice instrumentale

Le problème principal est de trouver une matrice instrumentale \mathbf{V} . Une solution est de construire une matrice d'observation avec les données simulées au lieu de celles mesurées. Ces données simulées (appelées aussi instruments) sont les sorties d'un système auxiliaire [14] qui est une approximation du modèle « sans bruit » du système à identifier. En robotique, ce modèle auxiliaire est le MDD du robot donné par (12).

La méthode IV adaptée pour l'identification dynamique des robots peut être résumée par l'algorithme suivant illustré Figure 1. L'algorithme est initialisé (voir §C),

A chaque itération, \mathbf{q}_s , $\dot{\mathbf{q}}_s$ et $\ddot{\mathbf{q}}_s$ sont calculés par simulation et intégration du MDD du robot avec les paramètres identifiés à l'itération précédente. \mathbf{W}_s est obtenu comme un échantillonnage de et on choisit la matrice instrumentale comme suit :

$$\mathbf{V}(\hat{\chi}_{v_k}) = \mathbf{W}_s(\mathbf{q}_s, \dot{\mathbf{q}}_s, \ddot{\mathbf{q}}_s, \hat{\chi}_{v_k}) \quad (23)$$

$\mathbf{Y}(\boldsymbol{\tau})$ est calculé par l'échantillonnage et le filtrage des mesures $\boldsymbol{\tau}$ et $\mathbf{W}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}})$ est calculé avec le MDI en utilisant l'échantillonnage de \mathbf{q} .

$\hat{\chi}_{v_{k+1}}$ est donnée par (16). L'algorithme s'arrête quand les erreurs relatives deviennent négligeables.

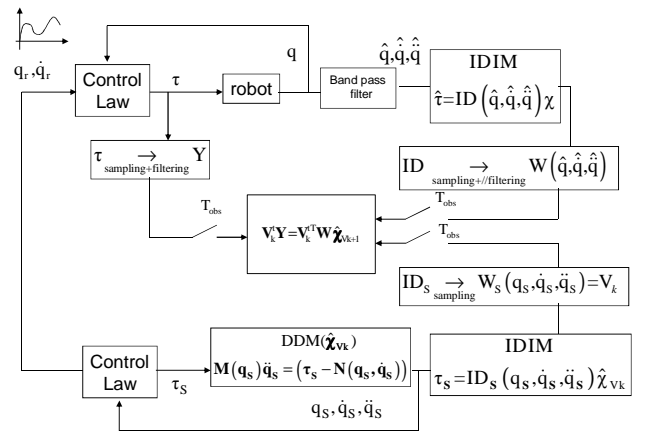


Figure 1 : Procédure de la variable instrumentale

Comme stipulé dans [17], la matrice instrumentale doit être proche de la matrice \mathbf{W}_{nf} définie par :

$$\mathbf{W}_{nf} = \mathbf{W}(\mathbf{q}_{nf}, \dot{\mathbf{q}}_{nf}, \ddot{\mathbf{q}}_{nf}) \quad (24)$$

Où $\mathbf{q}_{nf}, \dot{\mathbf{q}}_{nf}, \ddot{\mathbf{q}}_{nf}$ sont les valeurs sans bruits de $\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}$.

Cela suppose une boucle de commande bien réglée qui garde $\mathbf{q}_{nf}, \dot{\mathbf{q}}_{nf}, \ddot{\mathbf{q}}_{nf}$ proche des états de références $\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r, \ddot{\mathbf{q}}_r$. De (24), il vient que les états simulés $\mathbf{q}_s, \dot{\mathbf{q}}_s, \ddot{\mathbf{q}}_s$ doivent rester proches de $\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r, \ddot{\mathbf{q}}_r$ à chaque itération de l'algorithme. Cela peut être accompli en prenant pour la simulation, la même structure de loi de commande que celle appliquée au robot avec la même bande passante. Comme le vecteur $\hat{\chi}_{v_k}$ varie à chaque itération, les gains dans le simulateur doivent être adaptés en fonction de $\hat{\chi}_{v_k}$.

Par exemple, pour régler un commande PD en position pour chaque articulation j , le MDD est simplifié par un double intégrateur $1/ZZ_{jR}s^2$ comme illustré Figure 2.

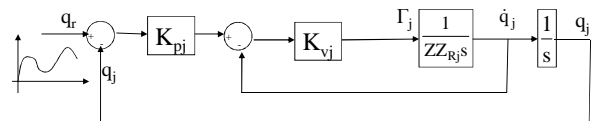


Figure 2 : Schéma de la commande pour l'axe j

La fonction de transfert de q_j/q_{jr} est :

$$H_j(s) = \frac{1}{\frac{ZZ_{Rj}}{K_{pj}K_{vj}}s^2 + \frac{1}{K_{pj}}s + 1} = \frac{1}{\frac{1}{\omega_{nj}^2}s^2 + \frac{2\eta_j}{\omega_{nj}}s + 1} \quad (25)$$

Avec : $K_{pj} = \omega_{nj}/2\eta_j$ et $K_{vj} = 2\eta_j \omega_{nj} ZZ_{Rj}$.

On rappelle que ω_{nj} est la pulsation naturelle et que η_j est le coefficient d'amortissement de la fonction de transfert du second ordre de la boucle fermée. Afin de garder la bande passante de la boucle fermée, ω_{nj} et η_j doivent être constants. Ainsi K_{vj} doit être mis à jour avec :

$$K_{vj} = 2\eta_j \omega_{nj} ZZ_{Rj/k}. \quad (26)$$

Où $ZZ_{Rj/k}$ est l'estimation IV de ZZ_{Rj} à l'itération k .

Grâce à cela, \mathbf{V}_k tend vers une matrice déterministe indépendant de \mathbf{p} . Supposant que \mathbf{p} est un bruit indépendant à valeur moyenne nulle, on obtient :

$$E(\mathbf{V}_k^T \mathbf{p}) = E(\mathbf{V}_k^T) E(\mathbf{p}) = 0 \quad (27)$$

Cette dernière équation assure que l'hypothèse (20) est remplie. Quant à l'hypothèse (19), elle est toujours remplie. De ce fait, l'estimateur IV proposé est consistant.

Dans les méthodes IV, les colonnes de \mathbf{V} sont filtrées en utilisant un filtre optimal noté $F(s)$ [18]. Pour les systèmes linéaires, ce filtre peut être calculé explicitement. L'utilisation d'un tel filtre est justifiée par le fait que le modèle que nous voulons identifier est vrai dans une gamme de fréquence. Dans notre cas, et dans le cadre de la robotique en général, l'utilisation du filtre $F(s)$ n'est pas nécessaire à cause des raisons suivantes. Premièrement, les colonnes de \mathbf{V} sont déterministes. Deuxièmement, le MDD a un comportement double intégrateur. Donc, les bruits hautes fréquences sont filtrés. Enfin, la gamme de fréquence qui nous intéresse est déterminée par la bande passante de la boucle fermée. Ainsi, l'intégration du MDD agit comme un filtre adaptatif. Ce point crucial sera étudié lors de l'identification expérimentale.

C. Initialisation de l'algorithme

Le dernier problème est l'initialisation de l'algorithme. Plusieurs moyens sont possibles. On peut utiliser les valeurs CAO, les valeurs MCL identifiées... Comme montré dans la section A, on assure $(\mathbf{q}_s, \dot{\mathbf{q}}_s, \ddot{\mathbf{q}}_s) \approx (\mathbf{q}_r, \dot{\mathbf{q}}_r, \ddot{\mathbf{q}}_r)$ indépendamment de $\hat{\chi}_{vk}$ en simulation. Ainsi, la solution la plus simple consiste à choisir $\hat{ZZ}_{j/0} = 1$ et les autres paramètres à 0. Dans ce cas la matrice $\mathbf{M}(q)$ est initialement bien conditionnée.

I.V. PROTOTYPE A IDENTIFIER

La méthode de la variable instrumentale est appliquée sur un robot plan à deux degrés de liberté. Pour la description géométrique, on utilise la notation de Denavit et Hartenberg modifiée [24]. Le robot ne possède pas de réducteur (transmission directe). Il est actionné avec des machines à courant continu.



Figure 3 : Prototype 2 DDL plan à identifier

Le modèle dynamique inverse dépend de 8 paramètres minimaux :

$$\chi = [ZZ_{1R} \ fv_1 \ fs_1 \ ZZ_2 \ MX_2 \ MY_2 \ fv_2 \ fs_2]^T.$$

La boucle fermée est une commande PD commandée décrite au paragraphe 3.B. Sa bande passante est de 2Hz. La fréquence d'acquisition est de 200Hz. Le couple est obtenu avec la référence de courant v_{ir} supposant une large bande passante de la boucle de courant (1KHz) :

$$\tau_j = g_t j \ v_{irj} \quad (28)$$

$g_t j$ étant le gain d'actionnement de l'axe j . La simulation du robot est effectuée avec les mêmes trajectoires excitantes et la même structure de la commande que celle utilisée sur le robot réel.

V RESULTATS EXPERIMENTAUX

Comme premier test, les fréquences de coupure du filtre passe bas Butterworth et celle du filtre decimate sont proches de 5Hz. Cette valeur s'obtient par analyse spectrale des colonnes de \mathbf{W} . La bande passante maximale évaluée est de 0.5Hz. En multipliant cette fréquence par 10 pour garder toutes les informations utiles, on obtient une fréquence de coupure de 5Hz. A cause du modèle de frottement, les vitesses proches de zéro sont éliminées.

Les valeurs identifiées avec la méthode des moindres carrés sont résumées dans le Tableau 1. Elles sont proches des valeurs nominales. Des comparaisons directes ont été effectuées. Les résultats sont proches de ceux illustrés Figure 4. Comme le couple estimé est très proche de celui mesuré, cela implique que les valeurs identifiées sont consistantes. On remarque que les termes visqueux contribuent très peu à la dynamique du modèle. En effet, ils possèdent un fort écart type relatif. De plus, quand ils sont supprimés du modèle dynamique, les valeurs identifiées des autres paramètres ne varient pas, tout comme la norme du résidu.

TABLEAU 1 : VALEURS IDENTIFIEES AVEC LES MOINDRES CARRES

Paramètres	Valeurs Nominales	Valeurs MCL	$\sigma_j\%$
ZZ_{1R}	3.45	3.45	0.50
fv_1	X	0.002	52.0
fs_1	X	0.82	6.0
ZZ_2	0.061	0.061	0.51
MX_2	0.247	0.247	0.56
MY_2	0.014	0.014	5.0
fv_2	X	0.001	23.0
fs_2	X	0.135	0,24

A. Méthode IV initialisée avec les valeurs MC et filtrage des colonnes V

Maintenant, nous appliquons la méthode IV telle qu'elle est décrite dans la partie 3. Les colonnes de V , comme celles de W , sont filtrées avec un filtre decimate réglé à 5Hz. L'algorithme converge en 4 itérations. Les valeurs sont résumées dans Tableau 2.

TABLEAU 2 : VALEURS IDENTIFIEES APRES 4 ITERATIONS AVEC LA METHODE IV

Paramètres	Valeurs Initiales	Valeurs IV	$\sigma_{y_i}\%$
ZZ_{1R}	3.45	3.45	0.52
fv_1	0.002	0.002	40.0
fs_1	0.82	0.82	3.0
ZZ_2	0.061	0.061	0.49
MX_2	0.247	0.248	0.52
MY_2	0.014	0.014	3.5
fv_2	0.001	0.000	30.0
fs_2	0.135	0.133	3.0

Ces valeurs sont proches des valeurs initiales. Des comparaisons directes ont été effectuées (voir Figure 4). Les couples estimés sont très proches de ceux mesurés. Les résultats tendent à montrer que la méthode IV n'apporte de réelles améliorations lorsque le filtrage des données est approprié. En effet, les valeurs identifiées avec la méthode IV sont vraiment proches de celles identifiées avec les MCL. Les variations relatives sont inférieures à 2%. Ce résultat est en accord avec ceux exposés dans [19].

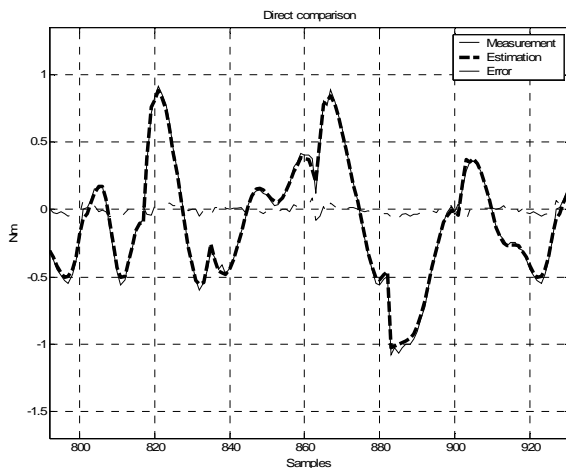


Figure 4 : Comparaison directe effectuée avec la méthode IV

B. Méthode IV avec une mauvaise initialisation et sans filtrage des colonnes de V

Maintenant, on analyse la robustesse de notre algorithme vis-à-vis d'une absence d'un filtrage sur les colonnes de V ainsi que d'une mauvaise initialisation. Dans ce cas, les gains sont adaptés dans le simulateur afin de s'assurer que les trajectoires simulées sont proches des trajectoires de références. Pour les valeurs initiales, les paramètres ZZ_{1R} et ZZ_2 sont initialisés à 1 et les autres à 0.

Après seulement 5 itérations, on obtient les valeurs identifiées exposées Tableau 3. On remarque que ces valeurs sont égales à celles exposées Tableau 1 (excepté les termes visqueux à cause de leurs faibles contributions).

TABLEAU 3 : VALEURS IDENTIFIEES AVEC LA METHODE IV APRES 5 ITERATIONS ET SANS FILTRAGE DE V

Paramètres	Valeurs Initiales	Valeurs IV	$\sigma_{y_i}\%$
ZZ_{1R}	1.0	3.45	0.2
fv_1	0.0	0.002	33.0
fs_1	0.0	0.82	1.0
ZZ_2	1.0	0.061	0.3
MX_2	0.0	0.248	0.2
MY_2	0.0	0.014	1.5
fv_2	0.0	0.001	20.0
fs_2	0.0	0.133	0.7

Des comparaisons directes ont été effectuées. Les résultats sont illustrés par la Figure 5. On remarque que le couple estimé est proche de celui mesuré et que la méthode de la variable instrumentale agit comme un filtre adaptatif.

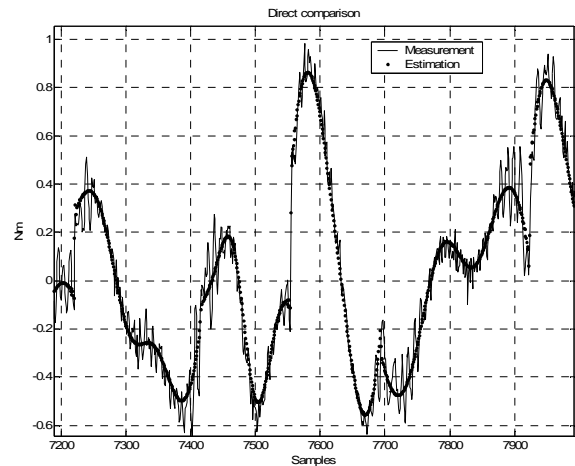


Figure 5 : Comparaison directe effectuée avec la méthode IV sans filtrage de V

Le fait que la méthode de la variable agit comme un filtre adaptatif est principalement dû à deux causes. Premièrement, le modèle dynamique direct a un caractère double intégrateur. Ainsi, lors de la simulation, tous les bruits hautes fréquences sont éliminés. Deuxièmement, lors de la simulation du MDD, la bande passante de la boucle fermée est conservée en adaptant les gains de la commande à chaque itération. Par suite, la bande de fréquence qui nous intéresse est automatiquement déterminée par la bande passante de la boucle fermée. Un filtrage des colonnes de V n'est donc pas impératif.

Concernant les valeurs initiales, nous avons essayé d'autres valeurs pour ZZ_j . Par exemple, on avait choisi $ZZ_{1R} = 300\text{Kg}m^2$ et $ZZ_2 = 6\text{Kg}m^2$. Dans tous les cas, l'algorithme converge en 5 itérations et on retrouve les valeurs résumées dans le Tableau 3.

Il est très important de noter que notre algorithme n'est pas sensible vis-à-vis des conditions initiales car les gains de la commande sont adaptés dans le simulateur. Ceci assure que les états simulés sont proches des trajectoires de référence. Si les gains ne sont pas adaptés, alors, suivant les valeurs initiales, il est possible que la bande passante de la boucle fermée du système simulé ne soit pas compatible avec celle du

système réel. Dans ce cas, \mathbf{V} n'est plus un instrument car la propriété $\mathbf{E}(\mathbf{V}^T \mathbf{p}) = 0$ n'est plus assurée.

VI CONCLUSION

Un des apports majeurs de notre algorithme est d'éviter le calcul des accélérations articulaires. Ceci est une des difficultés majeures des MCL. Dans le cas général, ce problème est résolu avec un filtrage approprié des données. Cependant, le choix de la fréquence de coupure est crucial. Si cette fréquence est trop basse, le système est mal conditionné. D'un autre côté, si elle trop grande, la matrice d'observation est très bruitée et l'estimateur MCL est biaisé. C'est la raison pour laquelle des techniques ont été développées pour éviter ces problèmes : en intégrant le modèle dynamique [25] ou en utilisant le modèle de puissance [26]. Le point faible de la méthode intégrant le MDI est les expressions complexes de ce modèle. Le point faible du modèle de puissance est la perte d'informations à cause du mélange des couples. En effet, la dynamique du poignet est en général négligeable devant la dynamique du porteur. Notre algorithme n'est pas affecté par ces problèmes puisque les équations du MDI et du MDD sont gardées telles quelles. De plus, la méthode de la variable instrumentale est nettement moins sensible au choix de la fréquence de coupure. De notre point de vue, notre algorithme est un filtrage adaptatif implicite. En effet, comme la bande passante de la boucle fermée du simulateur est assurée en adaptant les gains à chaque itération, la gamme fréquentielle qui nous intéresse est déterminée par cette même bande passante de la boucle fermée. De plus, par l'intégration du MDD, les bruits hautes fréquences sont éliminés.

Ainsi, dans ce papier, une extension et une application de la méthode de la variable instrumentale ont été présentées. Cette technique a été appliquée avec succès sur un prototype plan 2 DDL. De ces expérimentations, il vient que notre algorithme récursif n'est pas sensible au filtrage et à l'initialisation. De plus, avec cet algorithme, les modèles dynamiques inverses et directes sont validés en même temps. Ceci représente un gain de temps non négligeable par rapport aux autres techniques d'identification.

Les travaux futures concernant l'utilisation de cette méthode pour identifier les systèmes flexibles. Finalement, la méthode IV sera comparée avec la méthode DIDIM [12][27] pour établir des liens entre elles. En effet, les résultats obtenus avec la méthode DIDIM sont très proches de ceux présentés dans ce papier.

REFERENCES

- [1] C.G. Atkeson, C.H. An and J.M. Hollerbach, "Estimation of Inertial Parameters of Manipulator Loads and Links", *Int. J. of Robotics Research*, vol. 5(3), 1986, pp. 101-119
- [2] J. Swevers, C. Gansseman, D.B. Tückel, J.D. de Schutter and H. Van Brussel. "Optimal Robot excitation and Identification," In: *IEEE Trans. On Robotics and Automation*, vol. 13(5), 1997, pp. 730-740
- [3] P. K. Khosla and T. Kanade. "Parameter Identification of Robot Dynamics", In: *Proc. 24th IEEE Conf. on Decision Control*, Fort-Lauderdale, December 1985
- [4] K. Kozłowski. *Modelling and Identification in Robotics*, Springer Verlag London Limited, Great Britain, 1998
- [5] B. Rautent, G. Bastin, G. Campion, J.C. Samin and P.Y. Willems. "Identification of Barycentric Parameters of Robotic Manipulators from External Measurements", In: *Automatica*, vol. 28(5), 1992, pp. 1011-1016
- [6] M. Gautier, "Identification of robot dynamics", In: *Proc. IFAC Symp. On Theory of Robots*, Vienne, Autriche, December 1986, pp. 351-356
- [7] M. Gautier, W. Khalil, and P. Restrepo, "Identification of the dynamic parameters of a closed loop robot", In: *Proc. IEEE on Int. Conf. on Robotics and Automation*, Nagoya, May 1995, pp. 3045-3050
- [8] M. Gautier, "Dynamic identification of robots with power model," In: *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Albuquerque, 1997, p. 1922-1927
- [9] M. Gautier and P.H. Pognet, "Extended Kalman filtering and weighted least squares dynamic identification of robot", *Control Engineering Practice*, 9, (2001) pp. 1361-1372
- [10] G. Venture, P.J. Ripert, W. Khalil, M. Gautier, and P. Bodson., "Modeling and identification of passenger car dynamics using robotics formalism". *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 7(3), September 2006, pp 349-355
- [11] C-E. Lemaire, P-O Vandanjon, M. Gautier, "Dynamic Identification of a Vibratory Asphalt Compactor For Contact Efforts Estimation", *Proceedings of the 14th IFAC Symposium on System Identification, SYSID*, Newcastle, Australia, 2006,
- [12] A. Janot, « Contribution à la modélisation et à l'identification des interfaces haptiques », Thèse de l'Université de Nantes (in French), December 2007
- [13] T. Söderström and P. Stoica, "System Identification", Prentice Hall international series in systems and control engineering, Great Britain, 1989
- [14] P.C. Young and A.J Jakeman, "Refined instrumental variable methods of time-series analysis: Part 1, SISO systems", In: *International Journal of Control*, 29:1-30, 1979
- [15] P.C. Young. "An instrumental variable approach to ARMA model identification and estimation", In: *14th IFAC Symposium on System Identification, SYSID 2006*, Newcastle Australia, March 2006, pp. 410-415
- [16] M. Gilson, H. Garnier., P.C. Young and P. Van den Hof, "A refined IV method for closed loop system identification", In: *14th IFAC Symposium on System Identification, SYSID 2006*, Newcastle Australia, March 2006, pp. 903-908
- [17] P.C. Young, H. Garnier and M. Gilson, "Simple Refined IV Methods of Closed-Loop System Identification", presented at *15th IFAC Symposium on System Identification*, Saint-Malo, France, July 6-8, 2009, pp1151-1156
- [18] H. Garnier, M. Gilson and O. Cervellin, "Latest developments for the MATLAB CONTSID toolbox", presented at 14th IFAC Symposium on System Identification, SYSID 2006, Newcastle Australia, March 2006
- [19] P-O. Vandanjon, A. Janot, M. Gautier and F. Khatounian, "Comparison of two identification techniques: theory and application", In: *ICINCO 2007, 4th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics; SS on Fractional Order Systems*, Angers, Mai 2007, pp. 341-347
- [20] W. Khalil and E. Dombre, "Modeling, identification and control of robots", In: Hermes Penton, London, 2002
- [21] M. Gautier and W. Khalil, "Exciting trajectories for the identification of the inertial parameters of robots", *International Journal of Robotics Research*, vol. 11,(4), .August, 1992, pp. 362-375
- [22] M.T. Pham, M. Gautier and P. Pognet, "Identification of joint stiffness with bandpass filtering", *IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA 2001*, Seoul, Korea, May 21-26, 2001, pp. 2867-2872
- [23] M. Gautier and W. Khalil, "On the identification of the inertial parameters of robots", In: *Proc. 27th IEEE Conf. on Decision and Control*, Austin, December 1988, pp. 2264-2269
- [24] W. Khalil, and J.F. Kleinfinger, "A new geometric notation for open and closed loop robots", In: *IEEE Int. Conf. On Robotics and Automation*, San Francisco USA, April 1986, pp. 1147-1180
- [25] H. Middleton and G.C. Goodwin. "Adaptive computed torque control for rigid link manipulators", In: *Systems and Control Letters*, vol. (10), 1988, pp. 9-16
- [26] J.J.E. Slotine and W. Li "Adaptive manipulator control: a study", in: *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Raleigh, March 1987, pp. 1312-1400
- [27] M. Gautier, A. Janot, and P-O. Vandanjon, "A new identification method for mechatronic systems in closed-loop from only control data", In: *Proc. IFAC World Congress 2008*, Seoul, July 2008