

Détection de l'encrassement d'une tête de forage

AMADOU BA^{1,2}, SLIM HBAIEB², NAZIH MECBAL¹, MICHEL VERGE¹

¹Laboratoire de Mécanique des Systèmes et des Procédés (UMR-CNRS)

Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, 151, Boulevard de l'hôpital, Paris, France

²Schlumberger Riboud Product Center

1, rue Henri Becquerel, 92142 Clamart Cedex, France

aba2@slb.com

Résumé — Cette étude vise à améliorer les performances d'un processus de forage. Cela nécessite la surveillance du fonctionnement de la machine à travers des stratégies de diagnostic en temps réel. Dans cette communication nous présentons une stratégie de surveillance d'un processus de forage à partir d'une méthode d'identification paramétrique. L'idée de la méthode proposée consiste à améliorer la qualité d'adaptation durant les phases transitoires en utilisant une nouvelle technique pour ajuster le facteur d'oubli. L'efficacité de la méthode proposée est montrée en exploitant des mesures obtenues durant les campagnes d'essais.

Mots clés— processus de forage, détection des défauts, pas d'apprentissage adaptatif, identification, facteur d'oubli variable,

I. INTRODUCTION

Face à un besoin croissant du pétrole et à une diminution des réserves mondiales, des recherches des nappes dans des milieux profonds, hostiles et évolutifs s'imposent. Cela favorise l'accroissement des activités de recherche et de développement dans le but d'améliorer la fiabilité et la performance des technologies utilisées. Le coût journalier d'une plateforme peut s'élever à plus de 1000 000USD! Dans ce contexte, un des soucis majeurs des compagnies pétrolières est de maximiser la vitesse du processus de forage et de réduire les temps perdus lors des réparations des machines. En particulier, la circulation du fluide joue un rôle essentiel. Il permet d'assurer en continue l'évacuation des débris issus de l'opération de forage vers le dispositif de filtrage situé en surface. En outre, il permet de refroidir et de nettoyer le trépan (voir Fig. 1). Durant les opérations de forage, les conditions d'expérimentation peuvent être inappropriées aux caractéristiques de la roche. Par conséquent, l'encrassement du trépan peut se produire (voir Fig. 2). Il correspond à un agrégat de matière qui vient se rapporter aux arrêtes de coupe du trépan. Lorsque ce phénomène se produit le trépan ne peut pas être nettoyé par la circulation du fluide et finit par perdre le contact avec la roche. L'encrassement nécessite de remonter le système de forage à la surface pour nettoyer le trépan. Ce dysfonctionnement entraîne donc une baisse de production importante à cause des temps d'arrêts. Pour remédier à cela, de nombreux travaux ont été effectués afin de comprendre leurs origines et les remèdes à apporter pour les réduire [1], [2]. Parmi les solutions proposées, l'optimisation de la géométrie du trépan, le choix des paramètres de forage optimaux ainsi qu'une boue de forage appropriée constituent les solutions les plus fréquentes dans l'industrie pétrolière. Cependant, les méthodes proposées supposent la connaissance à priori de la roche à forer, ce qui est relativement rare. Pour expliquer

l'encrassement, des modèles de forage de la roche ont été développés [3]. Pour surveiller le processus de forage en temps réel en utilisant l'instrumentation embarquée, des stratégies d'analyse des données en temps réel sont proposées. Cette surveillance en temps réel porte sur le bon fonctionnement du trépan et de la détection de l'encrassement. C'est dans ce contexte que se situe l'objet de cette étude dont le but consiste à développer une technique de détection. Partant des modèles développés dans [3], nous proposons une méthode de surveillance du processus de forage pour diagnostiquer l'encrassement du trépan. La méthode développée repose sur les techniques d'identification particulièrement celles des moindres carrés récursifs avec un facteur d'oubli [4], [5] (MCR-FO). Notons que, l'un des avantages majeurs des MCR vient de la possibilité d'améliorer la qualité de l'identification en agissant sur le facteur d'oubli. Ce facteur d'oubli a pour rôle d'attribuer plus d'importance aux nouvelles données par rapport aux données lointaines. Il est souvent difficile de trouver un bon compromis sur le choix du facteur d'oubli. Puisque sa forte valeur entraîne une méthode d'identification lente tandis que sa faible valeur crée de fortes fluctuations sur les paramètres identifiés. Pour éviter de telles situations, de nombreuses recherches ont montré le rôle clé du facteur d'oubli variable [6], [7]. Parmi ces recherches, on retrouve celle qui ajuste le facteur d'oubli suivant la descente du gradient [8]. Cette méthode améliore la précision des paramètres identifiés dans les régimes transitoires. Cependant, le choix du pas d'apprentissage de la méthode du gradient conditionne les performances de cette technique. Constatons, qu'il n'est pas toujours facile de trouver le meilleur pas d'apprentissage : celui qui fournit la meilleure convergence. C'est dans ce cadre que les méthodes permettant d'avoir un pas d'apprentissage adaptatif jouissent d'une importance considérable [9]. Dans cette communication, outre que nous développons une méthode qui détecte l'encrassement du trépan, nous proposons également un algorithme qui permet de rendre le facteur d'oubli variable suivant la descente du gradient et qui considère un pas d'apprentissage adaptatif. L'algorithme que nous proposons améliore la qualité d'adaptation dans les régimes transitoires. Car il permet au facteur d'oubli d'effectuer une descente qui ne coïncide pas nécessairement avec celle du gradient [9]. Cela provient de l'accélération de la vitesse de convergence de la méthode du gradient en raison du pas d'apprentissage adaptatif. Le développement de cet algorithme sur des données expérimentales a montré son efficacité pour la détection rapide de l'encrassement. Cette communication se compose de cinq

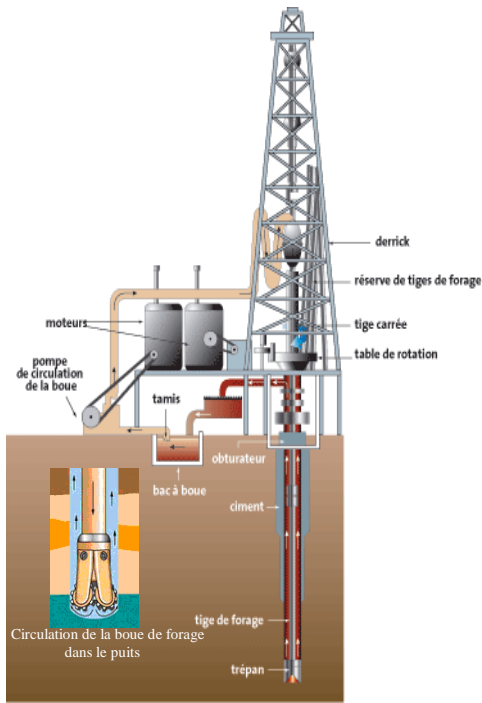


Fig. 1. Système de forage et circulation de boue

parties : la première partie présente le modèle d'interaction entre le trépan et la roche. La deuxième partie expose la méthode d'identification développée. La troisième partie fournit les conditions d'expérimentation ainsi que l'interprétation des mesures. La quatrième partie développe la méthode d'identification sur les données réelles. Enfin, la cinquième partie dresse les conclusions.



Fig. 2. Trépan, de gauche à droite sans et avec bourrage

II. DESCRIPTION

Le modèle d'interaction entre le trépan et la roche développé dans [3] caractérise les efforts lors du forage. Ce trépan comporte plusieurs pastilles chargées d'arracher la roche. Le modèle considère la présence simultanée de deux mécanismes dont l'un est lié à la coupe de la roche et l'autre au frottement entre les pastilles et la roche. Les efforts sont alors décomposés en deux parties : les efforts de coupe et les efforts de frottement. L'effort associé au processus de coupe dépend de nombreux paramètres parmi lesquels la profondeur de passe tandis que l'effort associé au frottement est régi par un coefficient de frottement. Ainsi, le couple et la force de poussée se décomposent en :

$$T = T_c + T_f, \quad W = W_c + W_f$$

Où : c et f désignent respectivement les composantes de coupe et de frottement. Pour plus de détail sur la description des variables se reporter au TABLEAU I.

$$T_c = \frac{\varepsilon \cdot a^2 \cdot d}{2}, \quad W_c = \xi \cdot \varepsilon \cdot a \cdot d$$

$$T_f = \frac{\mu \cdot a \cdot \gamma \cdot W_f}{2}, \quad d = \frac{2 \cdot \pi \cdot v}{\Omega}$$

La réponse du trépan est obtenue en combinant la composante de coupe et de frottement [3]:

$$\frac{2 \cdot T}{a^2 \cdot d} = (1 - \beta) \cdot \varepsilon + \mu \cdot \gamma \cdot \frac{W}{a \cdot d} \quad (1)$$

Avec :

$$\beta = \mu \cdot \gamma \cdot \zeta$$

L'énergie spécifique, qui correspond à celle nécessaire pour arracher un volume de roche donné, est définie par [3]:

$$E = E_0 + \mu \cdot \gamma \cdot S \quad (2)$$

A partir des équations (1) et (2) les relations suivantes sont déduites :

$$S = \frac{W}{a \cdot d}$$

$$E = \frac{T}{a^2 \cdot d}$$

La relation (2) montre que la pente qui caractérise E en fonction de S est indépendante de la roche. Elle dépend de la géométrie du trépan et du coefficient de frottement généré par le contact entre les pastilles et la roche. Donc, si l'encrassement du trépan se produit ces paramètres seront affectés. L'idée consiste alors à surveiller la pente qui caractérise E en fonction de S et à déceler d'éventuelles modifications sur cette pente.

TABLEAU I
VARIABLES

Symbole	Signification	Unité
a	Rayon du trépan	m
d	Profondeur de passe	m
E	Energie spécifique	Mpa
Q	Débit du fluide	gpm
S	Resistance au forage	Mpa
T	Couple agissant sur le trépan	Nm
T_c	Couple de coupe agissant sur le trépan	Nm
T_f	Couple de frottement agissant sur le trépan	Nm
W	Force de poussée agissant sur le trépan	N
W_c	Force de poussée de coupe agissant sur le trépan	N
W_f	Force de poussée de frottement agissant sur le trépan	N
ε	Energie spécifique intrinsèque	Mpa
v	Vitesse de pénétration (VP)	m/h
Ω	Vitesse de rotation du trépan	rad/s
μ	Coefficient de frottement	
ξ	Nombre qui caractérise l'effort de coupe	
γ	Facteur de forme du trépan	

Puisque cette pente est indépendante de la roche sa modification correspond à la présence d'un dysfonctionnement. Ici, étant donné que la pente de E en fonction de S est sans unité nous préférons travailler dans ce plan.

III. METHODE D'IDENTIFICATION

A. RLS Identification

La méthode d'identification développée ici est une variante de la méthode classique des MCR-FO. Dans cette étude, le facteur d'oubli λ est variable suivant la descente du gradient et le pas d'apprentissage utilisé est adaptatif [9]. Les caractéristiques de la méthode développée consistent à améliorer les performances de l'algorithme dans les phases transitoires notamment durant le passage du fonctionnement sain vers celui avec encrassement. Cette opération s'effectue en réduisant automatiquement le facteur d'oubli λ suivant la descente stochastique du gradient. L'algorithme qui effectue cette identification, nous le désignons par moindre carrés récursifs à facteur d'oubli variable suivant la descente du gradient et à pas d'apprentissage adaptatif (MCR-FOVG-PAA). Il représente une extension des moindres carrés récursifs à facteur d'oubli variable suivant la descente du gradient (MCR-FOVG) développé dans [8]. L'avantage de l'algorithme proposé MCR-FOVG-PAA est lié à la possibilité de réaliser une convergence rapide dans les régimes transitoires et par conséquent d'améliorer la qualité du suivi. Il permet donc de détecter l'encrassement du trépan lorsqu'il est naissant. Reprenons l'équation (2) en l'écrivant sous la forme d'une représentation d'état :

$$\begin{aligned}\theta(k+1) &= \theta(k) \\ y(k) &= \varphi^T(k) \cdot \theta(k) + \nu(k)\end{aligned}$$

Où: $\theta \in R^n$ est le vecteur des paramètres à estimer :

$$\theta(k) = \begin{bmatrix} \theta_1(k) \\ \theta_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu \cdot \gamma \\ E_0 \end{bmatrix}$$

$y \in R^m$, représente le vecteur de sortie E , $\nu(k)$ est le vecteur des bruits de mesures, $\varphi^T(k)$ représente le vecteur de régression, il est obtenu à partir de la résistance au forage S . L'estimation des paramètres classiques par la méthode des moindres carrés récursifs avec un facteur d'oubli (MCR-FO) est définie par [4]:

$$K(k+1) = \frac{P(k) \cdot \varphi(k+1)}{\lambda + \varphi^T(k+1) \cdot P(k) \cdot \varphi(k+1)} \quad (3)$$

$$P(k+1) = \lambda^{-1} \cdot [P(k) - K(k+1) \cdot \varphi^T(k+1) \cdot P(k)]$$

$$\varepsilon(k+1) = y(k+1) - \varphi^T(k+1) \cdot \hat{\theta}(k)$$

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + K(k+1) \cdot \varepsilon(k+1)$$

L'objectif consiste à améliorer la qualité de l'identification en ajustant le facteur d'oubli $\lambda(k)$ suivant la descente du gradient comme défini à la relation (4):

$$\lambda(k+1) = \lambda(k) - \eta \cdot \nabla_{\lambda}(k+1) \quad (4)$$

Dans cette relation η désigne le pas d'apprentissage. Cependant, rappelons que les performances de la descente du gradient dépendent du choix de ce pas d'apprentissage. Particulièrement, sa valeur doit appartenir à un certain intervalle pour permettre la bonne convergence de l'algorithme. C'est dans ce cadre que nous proposons d'améliorer les performances de la méthode d'identification avec une technique qui consiste à rendre le pas d'apprentissage adaptatif. Ainsi, reprenons l'algorithme développé dans [9].

$$\eta(k+1) = \eta(k) + \alpha \cdot \langle \nabla_{\lambda}(k), \nabla_{\lambda}(k+1) \rangle$$

Dans cette relation $\langle \cdot, \cdot \rangle$ représente le produit scalaire usuel dans IR^n , α est nommé le méta-pas d'apprentissage. Le gradient $\nabla_{\lambda}(k+1)$ est obtenu en adoptant la méthodologie développée dans [8]. Pour déterminer la valeur du gradient, la fonction coût suivante est minimisée:

$$J(k+1) = \frac{1}{2} \cdot E[\varepsilon^2(k+1)] \quad (5)$$

dans (5) $E[\cdot]$ représente l'opérateur espérance mathématique. Alors,

$$\begin{aligned}\nabla_{\lambda}(k+1) &= \frac{\partial J(k+1)}{\partial \lambda} \\ &= E \left[\frac{\partial \varepsilon^2(k+1)}{\partial \lambda} \right]\end{aligned} \quad (6)$$

la relation (6) est obtenue en calculant la dérivée partielle de $J(k)$ par rapport à λ .

En définissant :

$$\psi(k+1) = \frac{\partial \hat{\theta}(k+1)}{\partial \lambda}$$

nous avons:

$$\begin{aligned}\frac{\partial \varepsilon(k+1)}{\partial \lambda} &= \frac{\partial}{\partial \lambda} [y(k+1) - \varphi^T(k+1) \cdot \hat{\theta}(k)] \\ &= -\varphi^T(k+1) \cdot \psi(k)\end{aligned} \quad (7)$$

en utilisant (6) et (7) nous obtenons:

$$\nabla_{\lambda}(k+1) = -E[\psi^T(k) \cdot \varphi(k+1) \cdot \varepsilon(k+1)]$$

selon [8], et après quelques calculs, l'expression $K(k+1)$ peut être réécrite de la forme suivante:

$$K(k+1) = P(k+1) \cdot \varphi(k+1)$$

donc, l'équation (3) devient:

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + P(k+1) \cdot \varphi(k+1) \cdot \varepsilon(k+1)$$

posons:

$$S(k+1) = \frac{\partial P(k+1)}{\partial \lambda}$$

nous obtenons la relation suivante:

$$\begin{aligned}\psi(k+1) &= (I - K(k+1) \cdot \varphi^T(k+1)) \cdot \psi(k) \\ &\quad + S(k+1) \cdot \varphi(k+1) \cdot \varepsilon(k+1)\end{aligned}$$

puis, nous avons:

$$\begin{aligned}S(k+1) &= \lambda^{-1} \cdot (I - K(k+1) \cdot \varphi^T(k+1)) \cdot S(k) \\ &\quad + (I - \varphi(k+1) \cdot K^T(k+1)) \cdot \lambda^{-1} \cdot P(k+1) \\ &\quad + \lambda^{-1} \cdot K(k+1) \cdot K^T(k+1)\end{aligned}$$

Dans cette méthode on constate que toutes les variables de l'algorithme évoluent au cours du temps hormis le méta-pas d'apprentissage α et que les variables sont interdépendantes les unes des autres. Cela enrichit la qualité de l'algorithme en prenant en compte les différentes variations des arguments de réglage. La méthode que nous proposons MCR-FOVG-PAA se résume de la façon suivante:

$$\begin{aligned}
K(k+1) &= \frac{P(k) \cdot \varphi(k+1)}{\lambda(k) + \varphi^T(k+1) \cdot P(k) \cdot \varphi(k+1)} \\
P(k+1) &= \tilde{\lambda}^{-1}(k) \cdot [P(k) - K(k+1) \cdot \varphi^T(k+1) \cdot P(k)] \\
\varepsilon(k+1) &= y(k+1) - \varphi^T(k+1) \cdot \hat{\theta}(k) \\
\hat{\theta}(k+1) &= \hat{\theta}(k) + K(k+1) \cdot \varepsilon(k+1) \\
\lambda(k+1) &= [\lambda(k) + \eta(k) \cdot \psi^T(k) \cdot \varphi(k+1) \cdot \varepsilon(k+1)]_{\lambda_-}^{\lambda_+} \\
\eta(k+1) &= \eta(k) + \alpha \cdot \langle \nabla_{\lambda}(k), \nabla_{\lambda}(k+1) \rangle \\
S(k+1) &= \tilde{\lambda}^{-1}(k+1) \cdot (I - K(k+1) \cdot \varphi^T(k+1)) \cdot S(k) \cdot \\
&\quad (I - \varphi(k+1) \cdot K^T(k+1)) - \tilde{\lambda}^{-1}(k+1) \cdot P(k+1) \\
&\quad + \tilde{\lambda}^{-1}(k+1) \cdot K(k+1) \cdot K^T(k+1) \\
\psi(k+1) &= (I - K(k+1) \cdot \varphi^T(k+1)) \cdot \psi(k) \\
&\quad + S(k+1) \cdot \varphi(k+1) \cdot \varepsilon(k+1)
\end{aligned}$$

Dans cet algorithme, $\lambda(k)$ doit être compris entre $0 < \lambda(k) \leq 1$. λ_- et λ_+ permettent de borner le facteur d'oubli en le restreignant à l'intervalle $[\lambda_-, \lambda_+]$. Cet algorithme permet de bâtir une méthode de surveillance qui consiste à déceler une variation des paramètres.

IV. DONNEES EXPERIMENTALES

Les conditions d'encrassement du trépan sont dues à plusieurs facteurs : la géométrie du trépan, le fluide de forage, la roche dure etc... Tous ces facteurs entraînent l'encrassement si les paramètres de forage (VP , T , W etc...) choisis sont peu appropriés par rapport aux autres conditions d'expérimentation. D'où le choix pendant la campagne d'essais des paramètres favorisant l'apparition de l'encrassement. Le TABLEAU II présente les paramètres qui correspondent à un essai réel. La base de données obtenue durant cette expérimentation sera exploitée pour montrer l'efficacité de la méthode proposée. Dans cette étude la période d'échantillonnage est de 10Hz.

TABLEAU II
PARAMETRES PENDANT LA CAMPAGNE DE TEST

Symbole	Signification	Unité
Q	Débit du fluide	5 gpm
v	Vitesse de pénétration	5 m/h
Ω	Vitesse de rotation du trépan	300 rpm
UCS	Résistance à la compression	35 Mpa

Pour comprendre l'impact de l'encrassement sur les mesures, la description de E , S et VP est effectuée. Pendant les premiers 1500 échantillons de fonctionnement, la vitesse de pénétration VP est continuellement ajustée afin d'obtenir un ensemble de points permettant d'avoir une pente. La Fig.3. montre qu'avant 2450 échantillons la résistance au forage S est constante. Cela correspond à un forage sain. A partir de cet échantillon en dépit de l'homogénéité de la roche, et de la vitesse de pénétration constante, S et E augmentent. Ces augmentations proviennent de T et W . Ces variations révèlent un dysfonctionnement du trépan. Cependant dans des conditions réelles de forage ce dysfonctionnement ne peut pas être détecté à partir de l'évolution temporelle des mesures. Car un changement de roche qui correspond, par exemple, au passage d'une roche tendre vers une roche dure produit les mêmes effets sur le comportement de E et S , que l'encrassement.

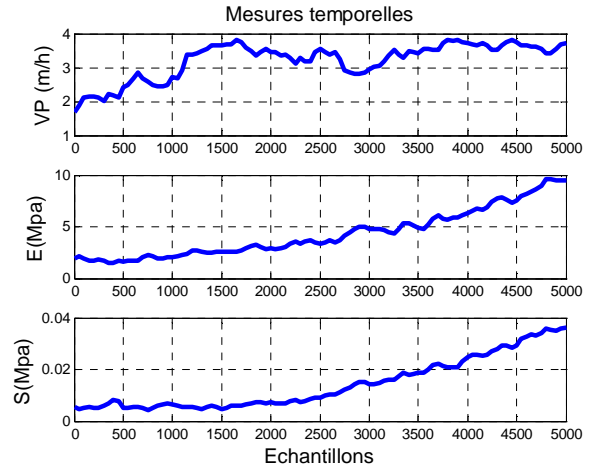


Fig. 3. Comportement des mesures en présence de bourrage

Cela s'explique par les efforts qui ont tendance à augmenter de valeurs pour compenser les résistances qui apparaissent. D'où le développement d'une méthode d'identification permettant de caractériser le fonctionnement sain du fonctionnement avec encrassement. L'idée consiste à évaluer la pente $\mu \cdot \gamma$ de E en fonction de S et à surveiller son évolution temporelle.

V. METHODOLOGIE ADOPTEE

L'algorithme qui introduit la procédure adoptée pour diagnostiquer le bourrage du trépan montre qu'une étape préliminaire à celle de l'identification paramétrique est utile. Elle a pour but de traiter les données afin de faciliter leurs exploitations. La présence d'une ou de plusieurs valeurs aberrantes peut rendre la méthode d'estimation inefficace. Par conséquent, la première étape de la méthode de surveillance proposée consiste à s'assurer de l'absence des valeurs aberrantes. Cela s'effectue à partir d'un test à l'arrivée de chaque mesure. A chaque fois que la mesure dépasse un seuil fixé elle est considérée comme une valeur aberrante, puis elle est lissée. Si la mesure n'est pas aberrante elle passe par un filtre passe bas. Le filtrage des mesures permet de réduire le niveau de bruit. Puis, l'identification des paramètres s'effectue par la méthode des MCR-FOVG-PAA. Elle fournit l'évolution en temps réel de deux paramètres, la pente et l'ordonnée à l'origine. L'ordonnée à l'origine dépend de quatre variables le coefficient de frottement entre la pastille et la roche, le facteur de forme du trépan, le coefficient qui caractérise la coupe et l'énergie spécifique intrinsèque qui elle caractérise la roche. L'ordonnée à l'origine est inexploitable pour la surveillance du trépan, car elle dépend de la roche. Cependant, la pente $\mu \cdot \gamma$ dépend du coefficient de frottement μ et du facteur de forme du trépan γ . Cette pente sera modifiée en cas de changement des propriétés qui régissent le comportement du trépan. Ces modifications peuvent être de plusieurs natures : l'encrassement, l'usure, la cassure des pastilles du trépan. Donc, la méthodologie proposée reste valable pour diagnostiquer ces types de dysfonctionnements. Enfin, les tests séquentiels de Wald [10] sont appliqués à la pente. Pour illustrer la méthode proposée, l'algorithme d'identification MCR-FO-VGPAA est expérimenté sur plusieurs bases de données réelles. Nous présentons les résultats obtenus pour une base de données et nous récapitulons par la suite sur un tableau les performances qu'il fournit. La Fig.4. illustre les différentes étapes de la stratégie proposée.

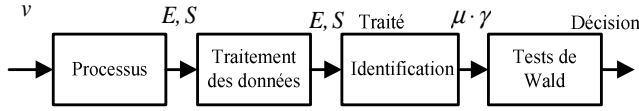


Fig. 4. Méthode de surveillance pour la détection de l'encrassement

La phase d'initialisation des méthodes d'identification conditionne les performances de l'algorithme. Notons, qu'avant l'implantation de l'algorithme proposé dans le système d'exploitation associé au processus de forage, les bases de données disponibles ont été analysées. L'analyse de ces bases de données a permis de fixer les paramètres à l'initialisation. C'est ainsi que le facteur d'oubli initial a été corrélé avec la dynamique (temps nécessaire pour son installation) de l'encrassement. Le TABLEAU III présente les paramètres à l'initialisation. Dans ce tableau, Pour obtenir l'adaptation quatre arguments de réglages existent. La matrice de covariance initiale P , le facteur d'oubli initial $\lambda(1)$, le pas d'apprentissage initial $\eta(1)$, et le méta-pas d'apprentissage α . Dans cette application, les paramètres les plus sensibles à l'adaptation sont $\eta(1)$ et α . Après l'exploitation de plusieurs bases de données, nous constatons que la méthode d'identification proposée est performante lorsque l'on adopte les encadrements suivants:

$$10^{-10} \leq \alpha \leq 10^{-8} \text{ et } 10^{-6} \leq \eta(1) \leq 10^{-4}.$$

TABLEAU III
PARAMETRES A L'INITIALISATION

Symbole	Valeur	Signification
$\hat{\theta}_j(0)$	0	Vecteur des paramètres
$\psi(0)$	0	Dérivée du vecteur des paramètres par rapport à λ
P	$200 \cdot I$	Matrice de covariance
$\lambda(1)$	0.97	Facteur d'oubli
$\eta(1)$	10^{-5}	Pas d'apprentissage
α	10^{-9}	Méta-pas d'apprentissage

La Fig.5 présente l'évolution temporelle des pentes obtenues après exploitation de la base de données, avec les conditions de coupe définies au TABLEAU II. Ces pentes sont obtenues à partir de trois méthodes d'identification: MCR-FO, MCR-FOVG et MCR-FOVG-PAA. Dans cette figure, remarquons que pendant les 1000 premiers échantillons les trois algorithmes présentent de fortes fluctuations. Puis, apparaît un régime qui correspond au fonctionnement sain, ce régime dure jusqu'à 2450 échantillons. C'est à partir de cet échantillon que se produit un autre régime transitoire qui correspond au passage du fonctionnement sain vers le fonctionnement avec encrassement. La Fig.5 montre que les performances sont différentes selon la méthode d'identification. La méthode des MCR-FOVG-PAA produit une adaptation plus rapide durant les phases transitoires. Cela provient de l'accélération de la convergence réalisée par le pas d'apprentissage adaptatif. En outre, soulignons que les trois algorithmes convergent vers la même valeur. Pour toutes les bases de données les arguments de réglage sont identiques. La Fig. 6. présente l'évolution temporelle du facteur d'oubli pour deux méthodes : MCR-FOVG et MCR-FOVG-PAA. Cette figure montre qu'à chaque fois qu'un régime transitoire se produit sur la pente le facteur d'oubli diminue. Ici, le facteur d'oubli n'a pas été borné. Pour assurer de bonnes performances à l'algorithme d'identification

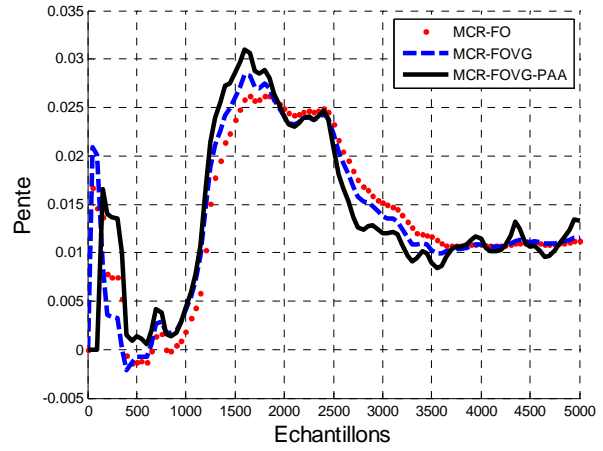


Fig. 5. Evolution des pentes

et conserver son efficacité dans les régimes permanents il convient de détecter la fin de chaque diminution du facteur d'oubli et le restaurer à sa valeur initiale (voir Fig.7). Cela permet d'éviter d'utiliser un facteur d'oubli trop faible dans les régimes permanents et d'autoriser de fortes fluctuations sur les paramètres à estimer. A partir de cette figure nous constatons que la plus forte décroissance est effectuée par l'algorithme proposé. Ce qui justifie son efficacité dans la méthode d'identification. Rappelons que durant les phases transitoires l'ajustement du facteur d'oubli se fait de façon automatique.

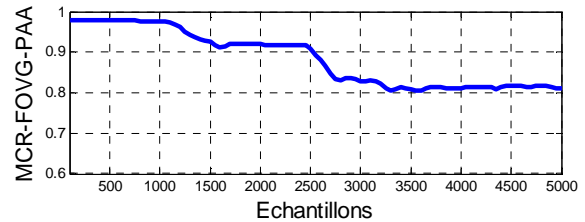
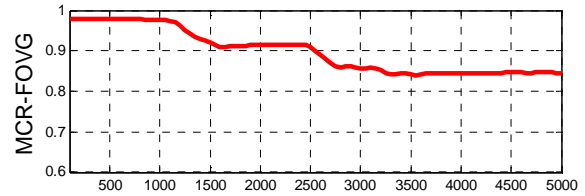


Fig.6. Evolution du facteur d'oubli

La Fig.7 présente l'évolution temporelle des facteurs d'oublis

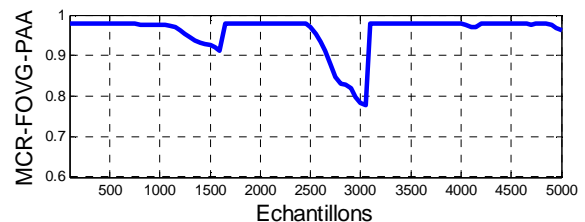
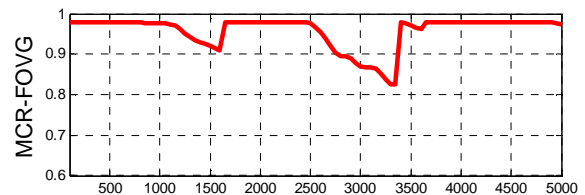


Fig.7. Evolution du facteur d'oubli avec restauration

présentés à la Fig.6. La seule différence réside dans le fait qu'ils sont restaurés à leurs valeurs initiales à la fin de chaque diminution du facteur d'oubli. Durant cette étude plusieurs bases de données ont été testées et les meilleures performances sont toujours obtenues pour l'algorithme MCR-FOVG-PAA, que nous avons proposé.

VI. TESTS DE WALD

Afin de réaliser la prise de décision, nous appliquons un test séquentiel de Wald à la pente identifiée. Ici, il s'agit d'un test de moyenne. Le déclenchement se réalise lorsque l'algorithme atteint son régime d'équilibre. Les arguments de réglage du test sont déterminés lorsque le système se trouve dans un régime sain. La Fig.8. présente les résultats obtenus. L'application des tests séquentiels montre que la première, la seconde, et la dernière détection s'effectuent respectivement à partir des pentes obtenues par les algorithmes MCR-FOVG-PAA, MCR-FOVG et MCR-FO.

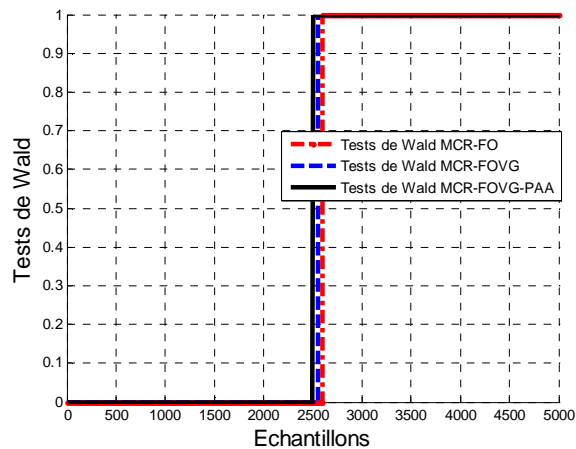


Fig. 8. Tests de Wald

Comme tout test séquentiel, ce test présente un retard à la détection. Notons que la méthode d'identification proposée fournit la détection de l'apparition de l'encrassement la plus précoce. A partir des tests de Wald la première prise de décision se produit à l'échantillon 2500. Puis la seconde prise de décision à l'échantillon 2555 et la dernière à l'échantillon 2600. Les résultats obtenus en exploitant quatre bases de données sont présentés au TABLEAU IV où sont affichés le nombre d'échantillons nécessaires pour que les autres méthodes d'identification détectent l'encrassement. Ce tableau montre l'avantage de la méthode proposée en termes de gain en nombre d'échantillon. Notons que le test de Wald ne fournit aucune fausse alarme ce qui montre la robustesse de l'ensemble de la méthode. En outre, ce tableau montre que la méthode que nous proposons offre un avantage de l'ordre de 50 échantillons par rapport à celles des MCR-FOVG. Ce qui représente un résultat intéressant dans le domaine pétrolier.

TABLEAU IV
RESULTATS DU TEST

	MCR-FOVG-PAA	MCR-FOVG
Base don1	55	45
Base don2	52	55
Base don3	52	49
Base don4	53	52

VII. CONCLUSION

L'encrassement du trépan est un problème préoccupant dans le domaine du forage. Lorsqu'il se produit, les exploitants sont dans l'obligation de remonter le système de forage à la surface afin de nettoyer le trépan. Cela a pour conséquence, d'augmenter les temps perdus ce qui est économiquement préjudiciable. C'est pour pallier cela que s'est inscrite cette étude dont le but a consisté à développer une méthode de détection de l'encrassement du trépan. Pour cela nous avons proposé une technique d'identification basée sur les MCR. Il s'agit de la méthode MCR-FOVG-PAA. Elle permet d'améliorer la qualité d'adaptation lors du passage du fonctionnement sain vers celui avec encrassement. Cette opération s'effectue par le biais d'un facteur d'oubli variable suivant la descente du gradient et en utilisant un pas d'apprentissage adaptatif. La stratégie développée dans cette étude accélère la vitesse de convergence du facteur d'oubli et par conséquent améliore la qualité de l'identification. Nous avons montré que l'algorithme proposé fournit des performances supérieures aux autres algorithmes présentés ici. L'utilité de la détection précoce de l'encrassement réside dans la possibilité de mettre en place des actions de corrections et d'éviter l'arrêt de l'opération de forage. La poursuite de cette étude consiste à mettre en œuvre une technique de reconfiguration pour parvenir à un processus de forage dont les conditions de fonctionnement sont optimisées. Toutes les techniques développées ont été validées sur plusieurs campagnes de mesures et seront implémentées dans le système d'exploitation associé au processus de forage.

VIII. REMERCIEMENTS

Nous remercions la société Schlumberger pour son soutien à cette étude. Nous sommes reconnaissants aux deux rapporteurs pour les suggestions instructives.

IX. REFERENCES

- [1] C. Cheatham and J. Nahm, "Bit balling in water-reactive shale during full-scang rate test," *Society of Petroleum and Engineers*, Texas, USA, 1990.
- [2] G. Nygaard and G. Naevdal, "Nonlinear model predictive control scheme for stabilizing annulus pressure during oil well," *Journal of Process Control*, vol. 16, pp. 719-732, January 2006.
- [3] T. Richard and E. Detournay, "Influence of bit rock interaction on stick slip vibrations of PDC bits," *Society of Petroleum and Engineers*, Texas, USA, 2002.
- [4] L. Ljung, *System Identification: Theory for the User* (2nd). Prentice-Hall PTR:Upper Sadle River, NJ, 1999.
- [5] L. Liung and S. Gunnarsson, "Adaptive tracking in system identification-A survey," *Automatica*, 9, pp. 151-162, 1990.
- [6] F. Gustafson, *Adaptive filtering and Change Detection*. Wiley: WestSussex, England, 2000.
- [7] S. Haykin, *Adaptive filterTheory*. fourth ed., Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 2001.
- [8] M. B. Malik, "State space RLS with adaptive memory," *Signal Processing*, vol. 86, pp. 1365-1374, March 2006.
- [9] L. B. Almeida, T. Langlois, J. D. Amaral, and A. Plankhov, "Parameter adaptation in Stochastic Optimization," *In On-line Learning in Neural Networks*, Cambridge University Press, pp. 111-134, 1998.
- [10] M. Basseville and I. V. Nikiforov, *Detection of abrupt changes: Theory and application*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1993.