Journée Sûreté-Supervision-Surveillance

Détection de l'encrassement d'une tête d'un processus de forage par filtrage particulaire

(*Thèse CIFRE 2007-2010*)

25- Mai-2009, ENSAM-Paris

Doctorant

Amadou BA

ENSAM

Directeur : Michel Vergé

Co-Directeur : Nazih Mechbal

Schlumberger

Tuteur : Rafel Pons

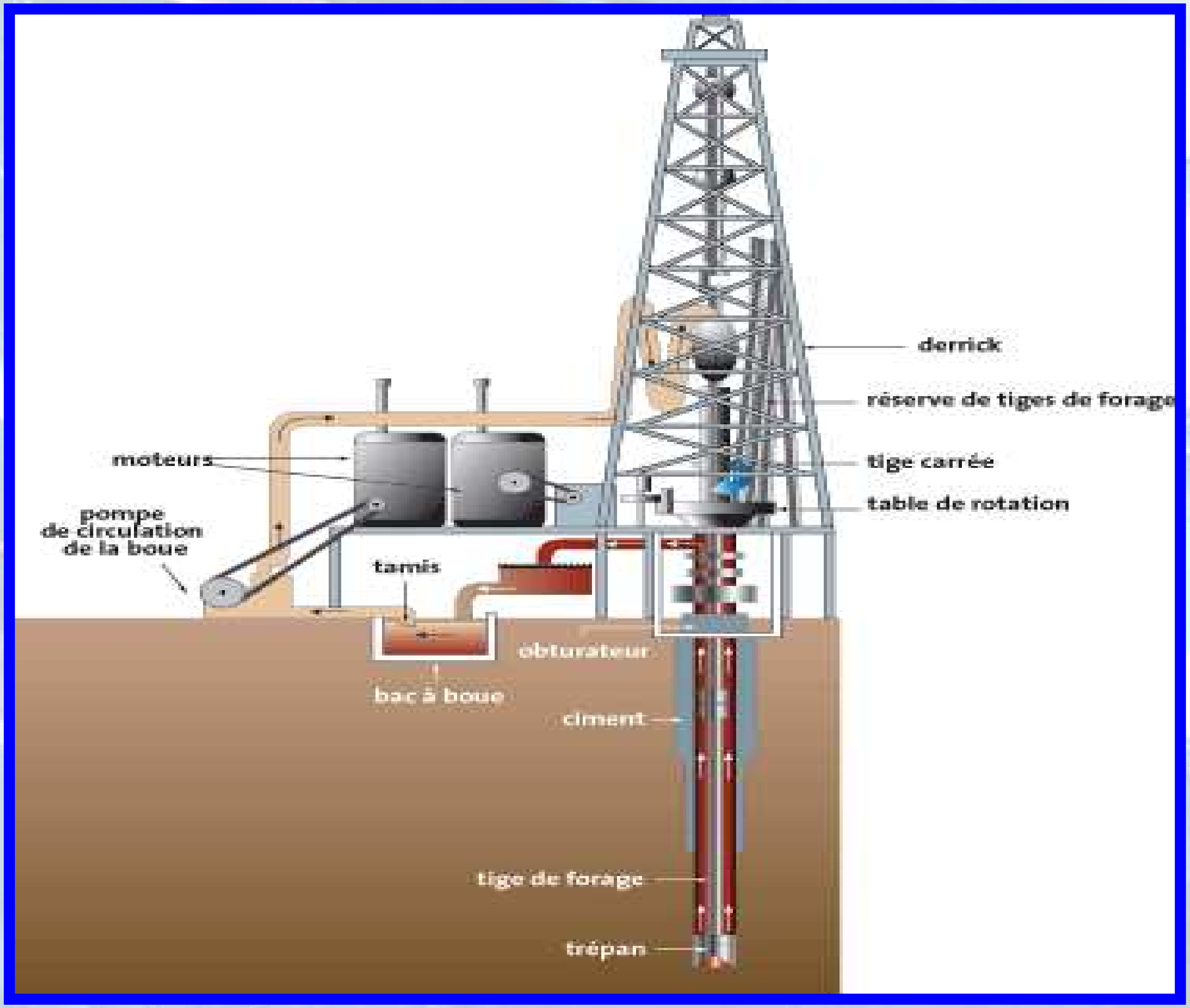
Plan

- Contexte de l’étude
- Surveillance d’une tête d’un processus de forage
- Algorithmes séquentiels de Monte Carlo-Filtres particulaires
- Filtres particulaires pour la détection des défauts
- Conclusions et Perspectives

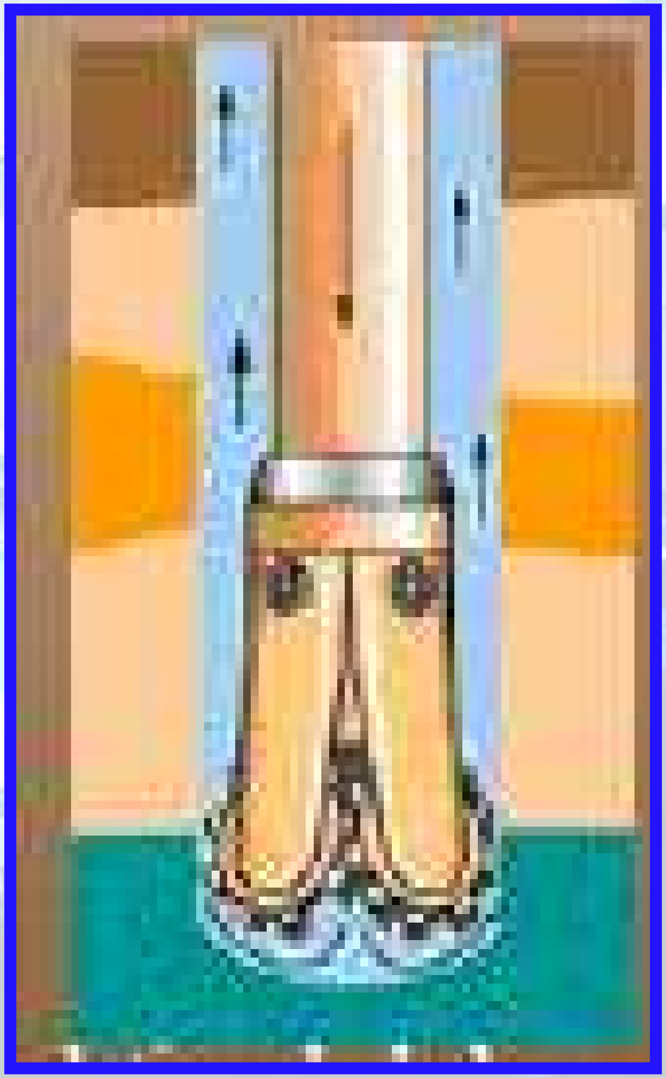
Contexte de l’étude

- Contexte de l’étude
  - *- Généralités sur les processus de forage*
  - *- Défauts possibles lors de l’interaction trépan-roche*
  - *- L’encrassement des pastilles*
  - *- L’objectif de l’étude*
- Surveillance d’une tête d’un processus de forage
- Algorithmes séquentiels de Monte Carlo-Filtres particulaires
- Filtres particulaires pour la détection des défauts
- Conclusions et Perspectives

Généralités sur les processus de forage



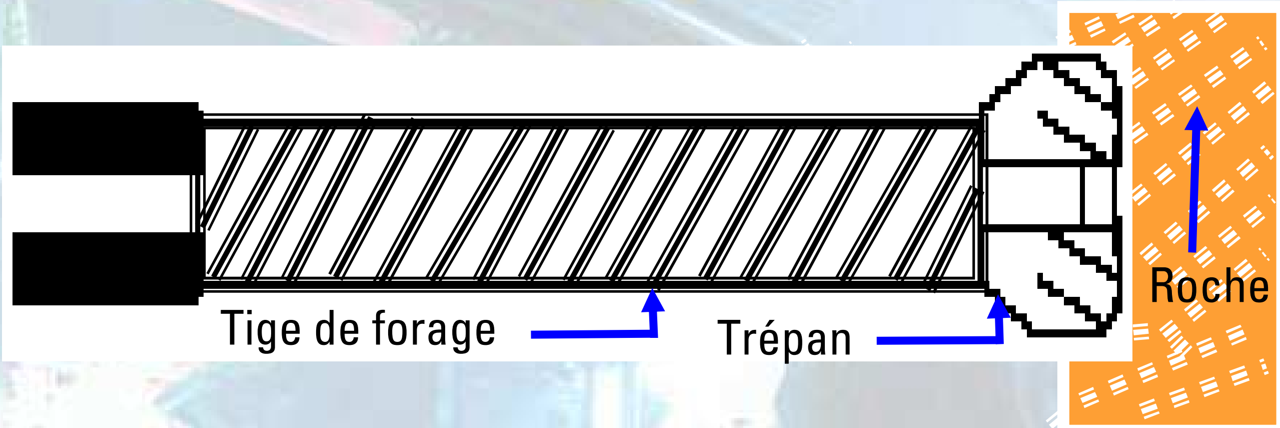
Processus de forage pétrolier

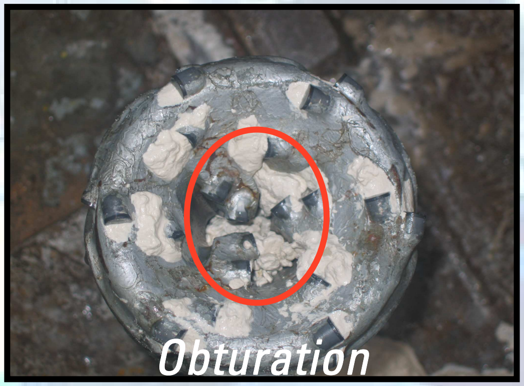


Circulation de la boue de forage

Schlumberger

Défauts possibles lors de l'interaction trépan-roche

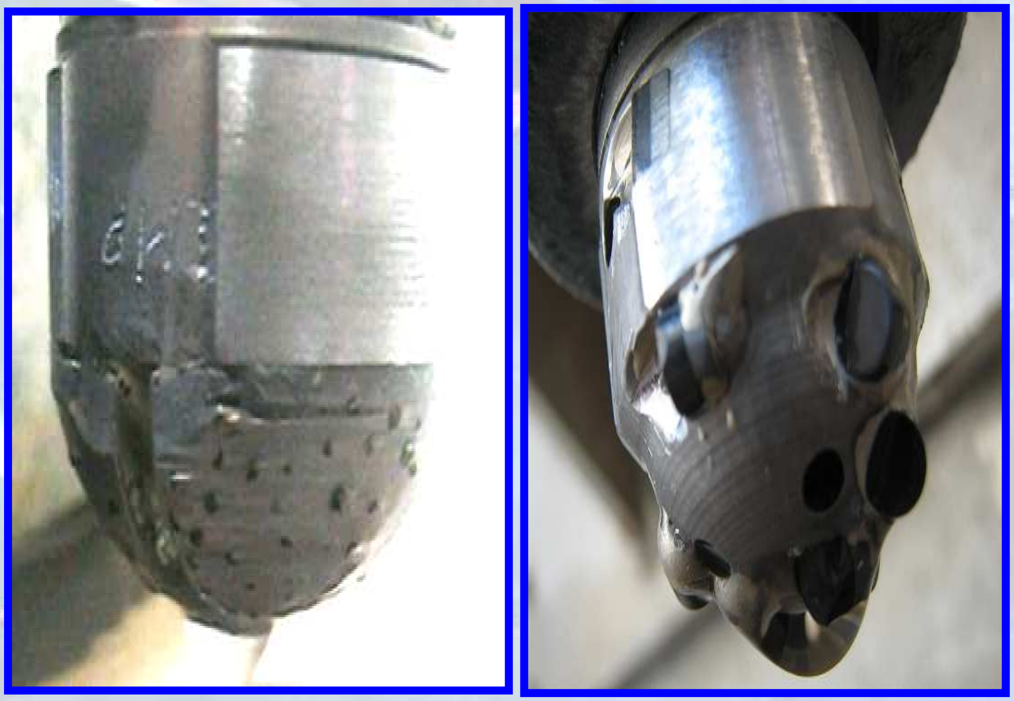




- Usure des pastilles
- Cassure des pastilles
- Vibrations
- Obturation du trou d'évacuation
- <u>Encrassement des pastilles</u>

Schlumberger

L’encrassement des pastilles



Pastilles sans encrassement

Pastilles avec encrassement

- Préjudices économiques importants
- Remonter l’outil vers la surface, activité qui occupe plusieurs heures
- Coût Journalier d’une plateforme dépasse 1.000.000 $

Contexte de l'étude

Conséquences

- Baisse de production
- Maintenance coûteuse du processus

L'objectif principal

- Améliorer les performances des processus de forage
- Développer des stratégies de surveillance en temps réel
- Disponibilité de plusieurs capteurs et de la télémétrie

Surveillance d’une tête d’un processus de forage

- Contexte de l’étude
- Surveillance d’une tête d’un processus de forage
  - *- Conditions d’expérimentation*
  - *- Mesures relevées*
  - *- Evolution temporelle des variables de forage*
  - *- Les travaux limitant l'impact de l’encrassement*
  - *- Modèle d’interaction trépan-roche*
  - *- Validation expérimentale des modèles d’interaction trépan-roche*
  - *- Méthodes de détection de l’encrassement proposées*
- Algorithmes séquentiels de Monte Carlo-Filtres particulaires
- Filtres particulaires pour la détection des défauts
- Conclusions et Perspectives

Conditions d'expérimentation

Trois types de roches

Craie	Calcaire	grès
Resistance compression 2.5 Mpa	Resistance compression 40 Mpa	Resistance compression 35 Mpa

Deux types de fluides

L'eau	Flo Pro

Schlumberger

Mesures relevées

Mesures enregistrées à une fréquence de 10 Hz

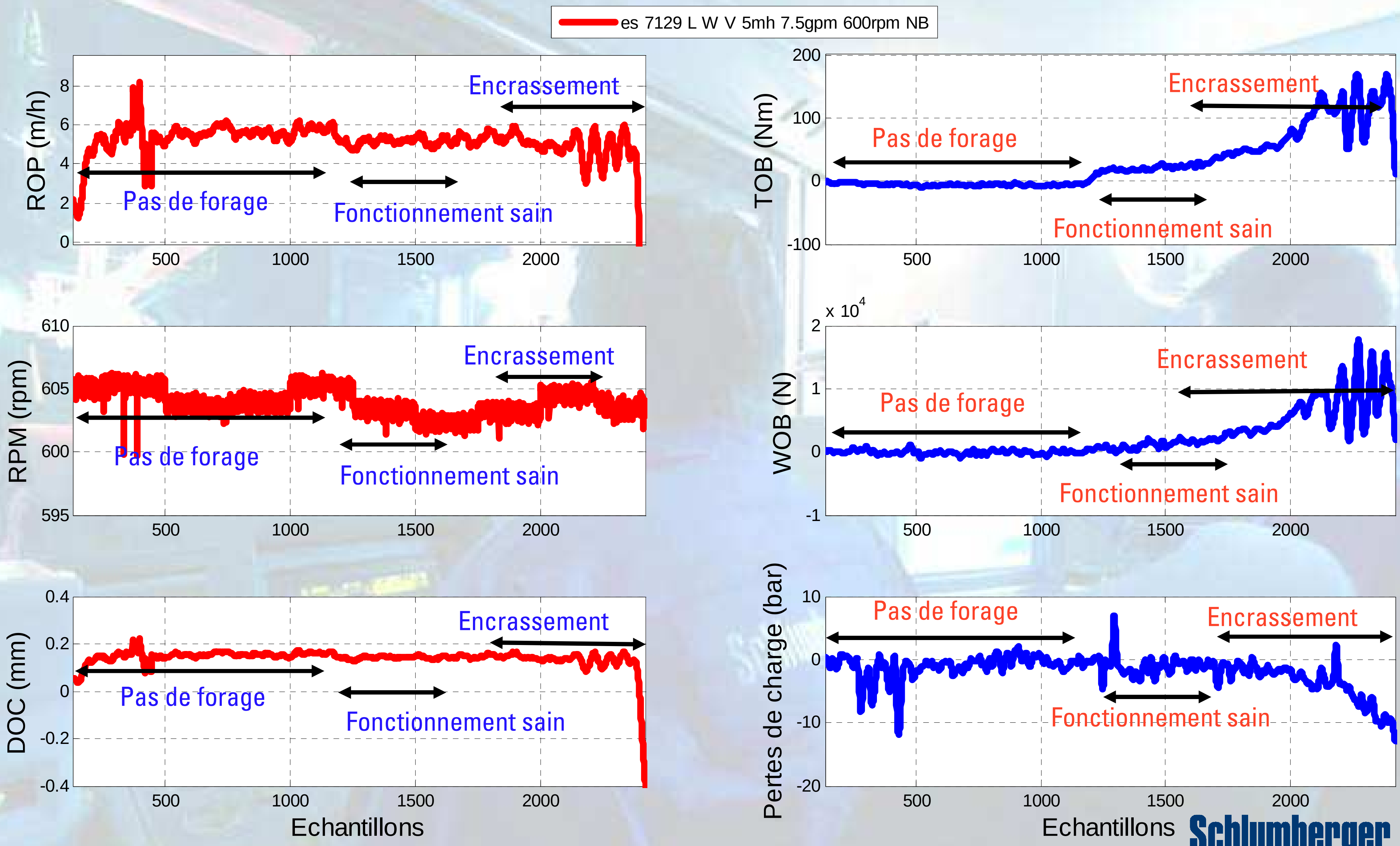
Mesures disponibles

Profondeur	Position du trépan en (cm)
WOB	Poids agissant sur le trépan en (tonnes)
TOB	Couple agissant sur le trépan en (daN)
Pa	Pression du fluide après le trépan en (bars)
Pb	Pression du fluide avant le trépan en (bars)
RPM	Vitesse de rotation du trépan (rpm)
ROP	Vitesse de pénétration du trépan en (m/h)

Les tests de forage se sont déroulés avec une consigne ROP

Schlumberger

Evolution temporelle des variables de forage



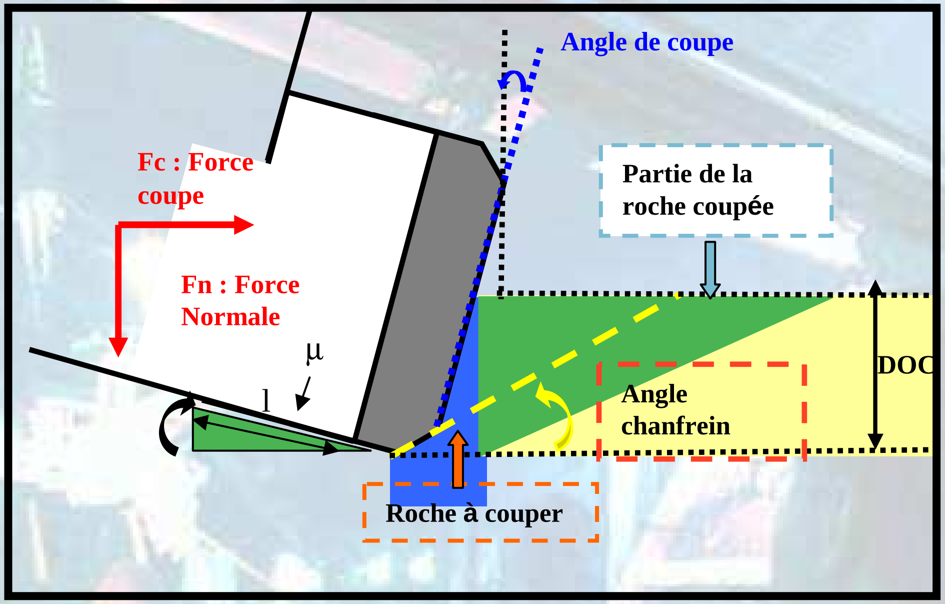
Schlumberger

Les travaux limitant l'impact de l'encrassement

- BA et *al.*, (2009a,b,c,d)
- Detournay et *al.*, (2002)
- Ledgerwood et *al.*, (2001)
- Bourgoyne et *al.*, (1991)
- Mitchell et *al.*, (1991)
- Cheatham et *al.*, (1985)
- Mc Caleb et *al.*, (1978)
- Chesser et *al.*, (1978)

- Méthodes d'identification
- Modèles mécaniques
- Mécanique, Chimique
- Conception du trépan
- Variables de forage
- Réversibilité de l'encrassement
- Charges electronegative
- Fluide de forage

Modèle d'interaction trépan-roche



$$T = T_C + T_f$$

$$W = W_C + W_f$$

$$T_C = \frac{\varepsilon \cdot a^2 \cdot d}{2}$$

$$W_C = \xi \cdot \varepsilon \cdot a \cdot d$$

$$T_f = \frac{\mu \cdot a \cdot \gamma \cdot W_f}{2}$$

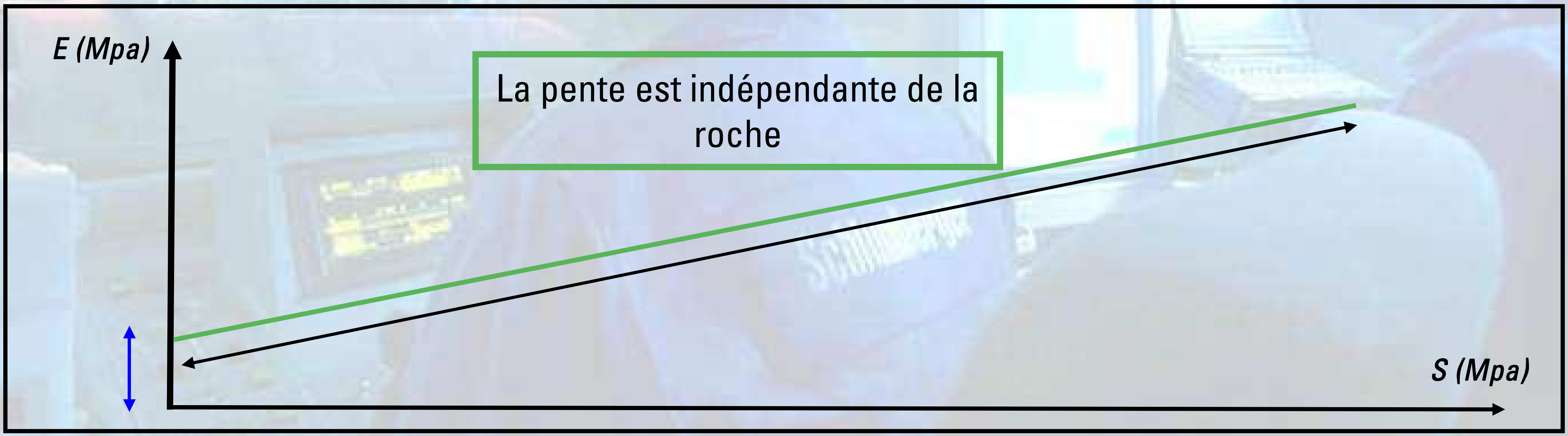
$$\frac{2 \cdot T}{a^2 \cdot d} = (1-\beta) \cdot \varepsilon + \mu \cdot \gamma \cdot \frac{W}{a \cdot d}$$

$$E = \boxed{E_0} + \boxed{\mu \cdot \gamma \cdot S}$$

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

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

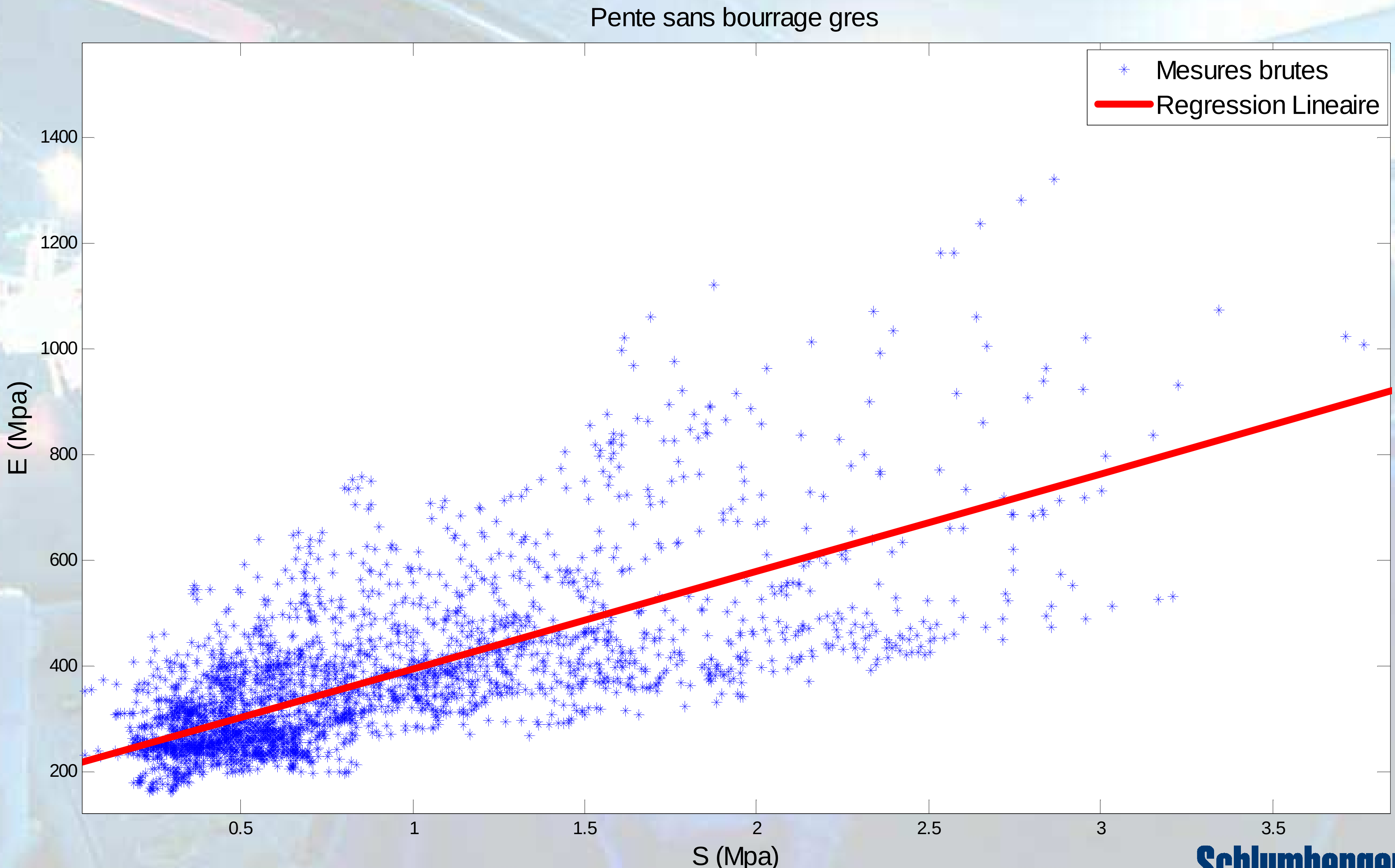
$$\beta = \mu \cdot \gamma \cdot \zeta$$



Schlumberger

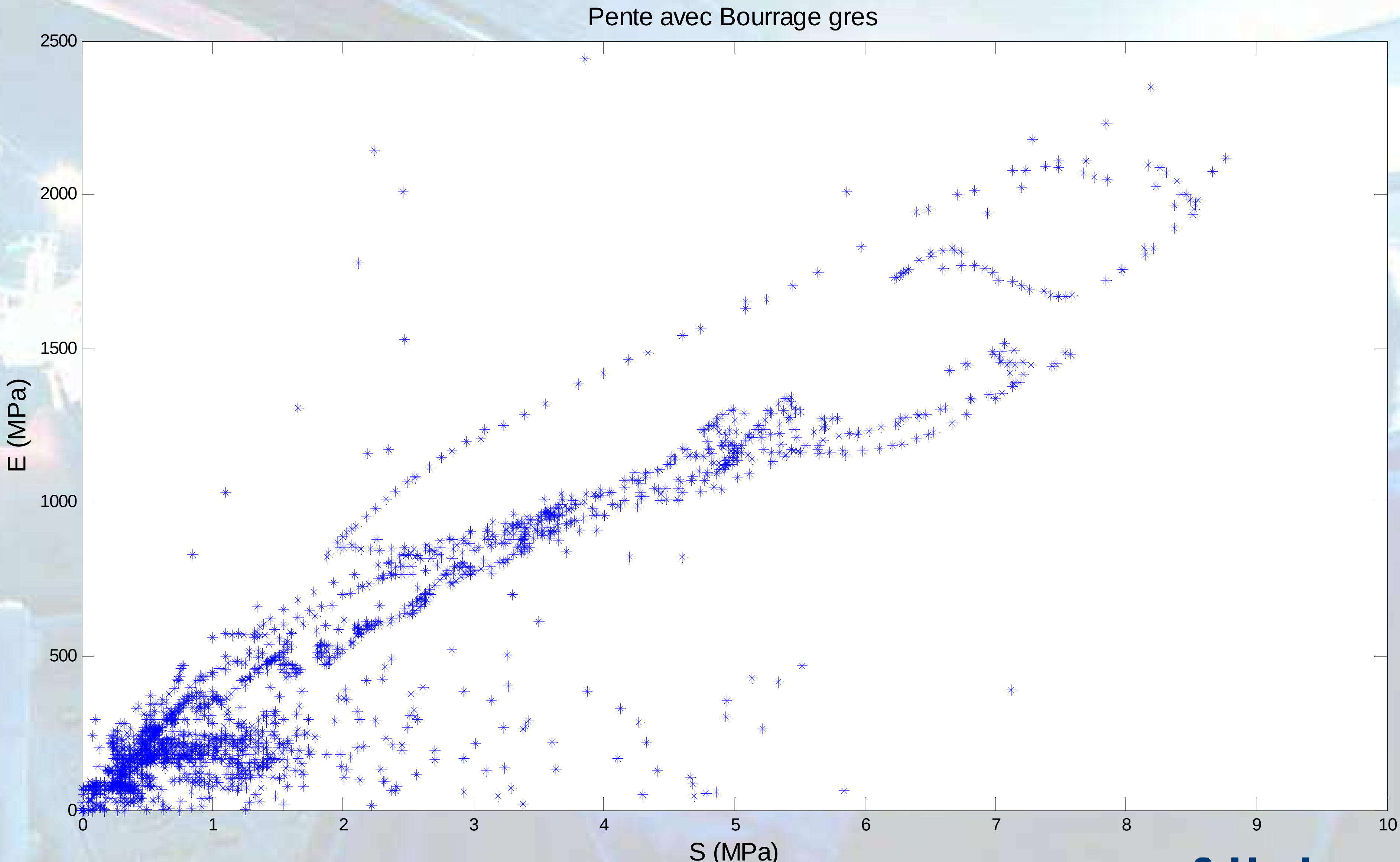
Detournay *et al.*, (2002)

Validation des modèles d'interaction trépan-roche



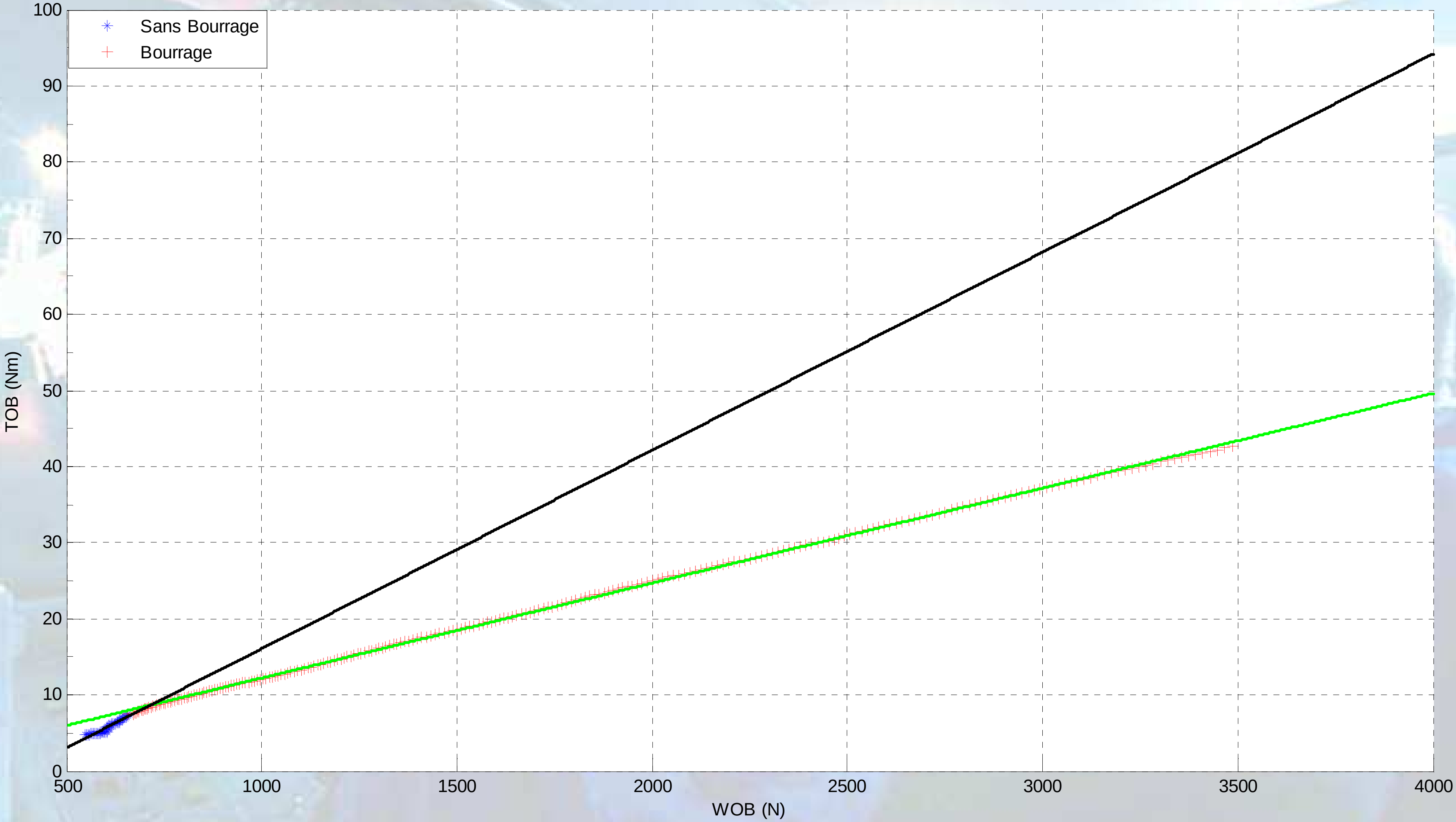
Schlumberger

Validation des modèles d'interaction trépan-roche

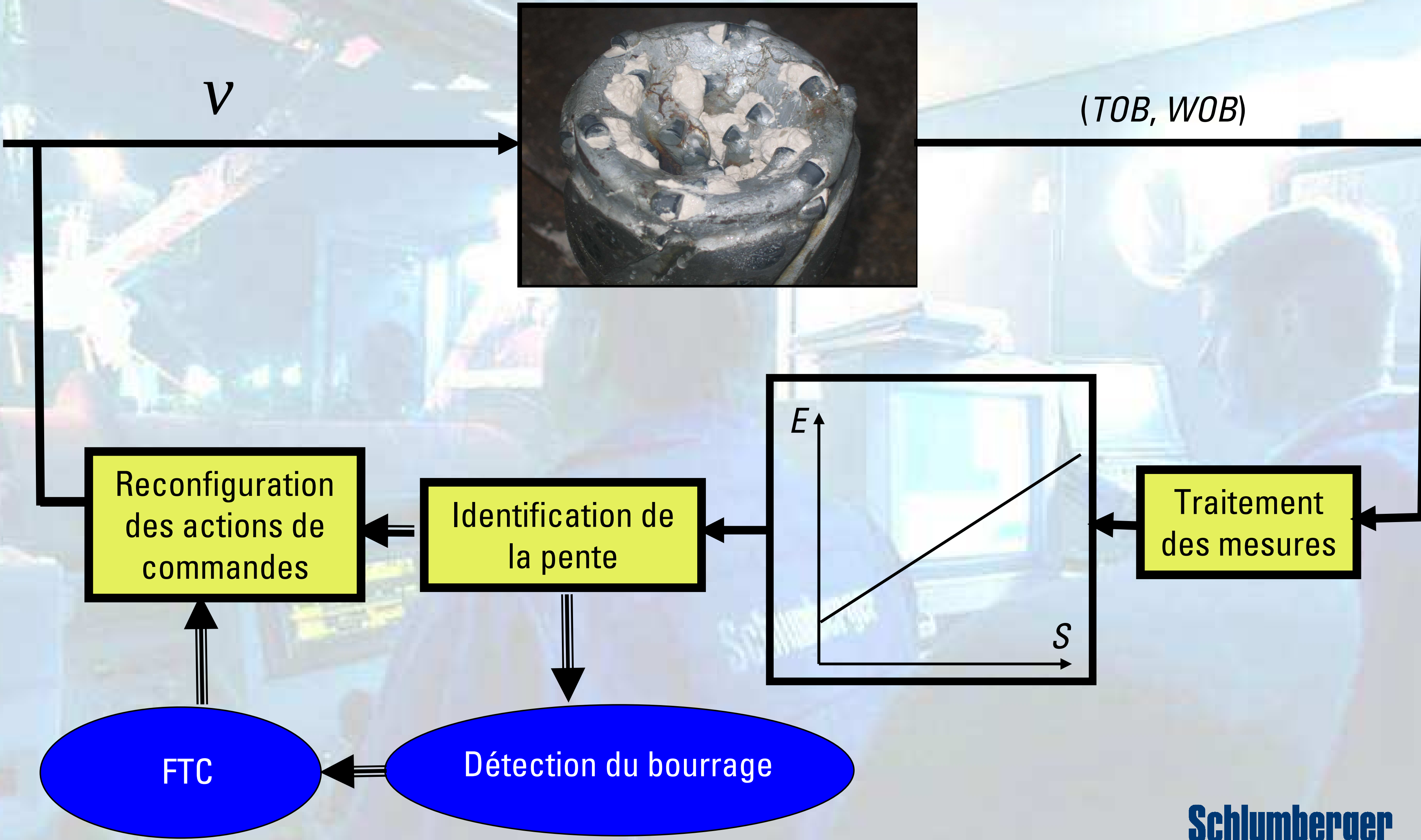


Schlumberger

Validation des modèles d’interaction trépan-roche



Méthode de détection de l’encrassement proposée



Schlumberger

Méthode de détection de l'encrassement proposée

$$E = E_0 + \mu \cdot \gamma \cdot S$$

$$E(k) = E_0(k) + \mu \cdot \gamma \cdot S(k) + e(k)$$

$$y(k) = \varphi^T(k) \cdot \theta(k) + e(k)$$

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

1-Moindres Carrés Récursifs avec un Facteur d'Oubli Variable suivant la descente du Gradient et à Pas d'Apprentissage Adaptatif (MCR-FOVG-PAA) *2009 IEEE American Control Conference*

2-Moindres Carrés Récursifs Facteur d'Oubli Variable suivant la descente du Gradient et à Pas d'Apprentissage Adaptatif via la Stabilité de Lyapunov; *2009 IFAC International Conference Intelligent Control System and Signal Processing*

3-Les algorithmes Séquentiels de Monte Carlo ou Filtre particulaire (Ba et al, 2009 c, d)

Schlumberger

Algorithmes séquentiels de Monte Carlo-Filtres particulaires

- Contexte de l’étude
- Surveillance d’une tête d’un processus de forage
- Algorithmes séquentiels de Monte Carlo-Filtres particulaires
  - *- Généralités sur les filtres particulaires*
  - *- Echantillonnage pondéré*
  - *- Propagation des particules et mis à jour des poids*
  - *- Ré-échantillonnage*
  - *- Algorithme du filtrage particulaire*
  - *- Filtres particulaires Rao-Blackwellisation*
- Filtres particulaires pour la détection des défauts
- Conclusions et Perspectives

Généralités sur les filtres Particulaires

Objectif

Approximer une fonction densité de probabilité par simulations

Principe de fonctionnement

Génération d'un nombre important d'échantillons et pondérations

Ré-échantillonnage

Duplication des échantillons les plus significatifs au détriment des moins informatifs

Généralités sur les filtres Particulaires

Considérons un système dynamique dont
$$\begin{cases} \text{l' état est} & \{x_0 \cdots x_k\} \\ \text{l' observation est} & \{y_0 \cdots y_k\} \end{cases}$$

Modèle d'état (connu)

Distribution initiale $p(x_0)$

Distribution de transition $p(x_{k+1}/x_k)$

x_k est une chaine de Markov

$$p(x_{k+1}/x_k, x_{k-1}, \cdots, x_0) = p(x_{k+1}/x_k)$$

Modèle d'observation (connu)

Distribution de mesure $p(y_k/x_k)$

Si l'état est connu et que les observations sont indépendantes des états

$$p(y_k/x_k, y_{k-1}, \cdots, y_0) = p(y_k/x_k)$$

Généralités sur les filtres Particulaires

Evolution de l'état

x_k vecteur d'état à l'instant k

f_k fonction d'évolution

v_k bruit de processus

$$x_{k+1} = f_k(x_k, v_k)$$

Observation

y_k observation à l'instant k

g_k fonction d'évolution

e_k bruit de mesure

$$y_k = g_k(x_k, e_k)$$

- Fonctions linéaires ou linéarisables : Filtre de Kalman
- Fonctions non linéaires : Les méthodes de Monte Carlo Séquentielles présentent des résultats satisfaisants

Généralités sur les filtres Particulaires

Mieux appréhender les filtres particulaires

↓

Les filtres de Kalman

La statistique et l'estimation Bayésienne, associées á la représentation d'état d'un système linéaire et l'hypothèse de Gaussienneté des bruits de mesures et de processus permettent d'obtenir

$$\boxed{p(x_k/Y_k) = N\left(x_k, m_{k/k}, P_{k/k}\right)}$$

Moyenne et covariance mis à jour par le filtre de Kalman

- x • Argument
- m • Moyenne
- P • Covariance

Généralités sur les filtres Particulaires

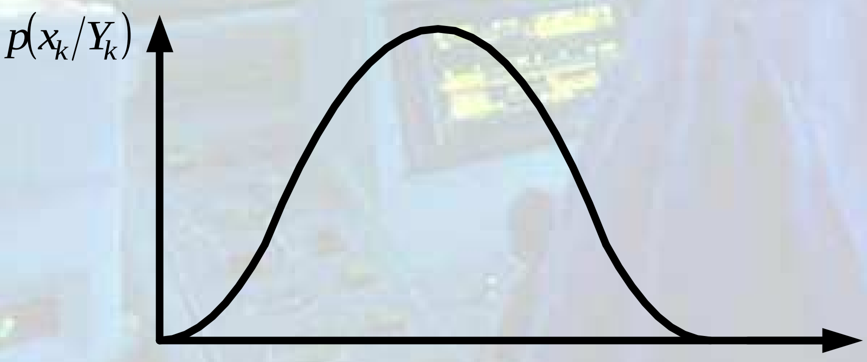
Si *f* et *g* sont non linéaires les filtres de Kalman présentent des limites

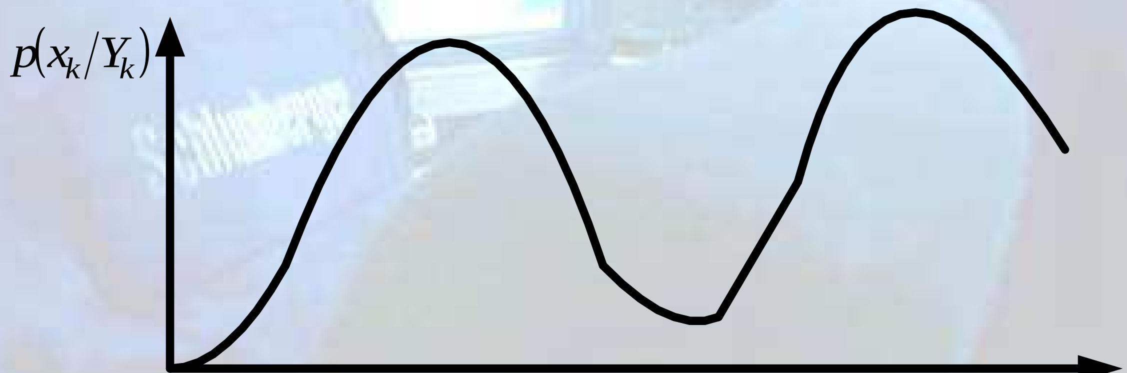
↓

Développement de nombreuses méthodes dont la plus prometteuse repose sur les filtres particulaires

Les filtres de Kalman sont suffisants pour approximer cette distribution en mettant à jour récursivement la moyenne et la matrice de covariance

Les filtres particulaires sont satisfaisants





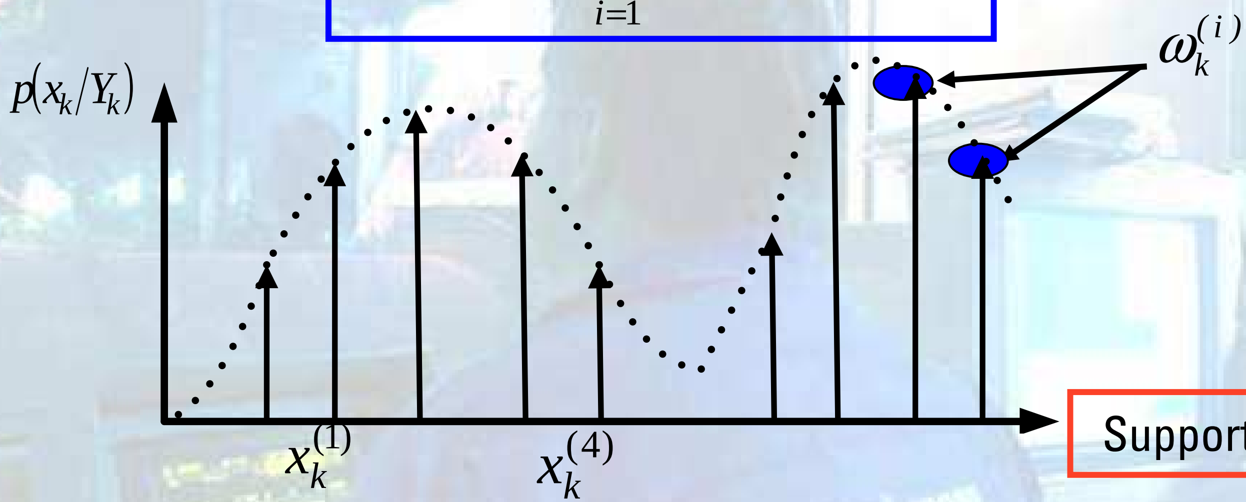
Comment fonctionnent les filtres particulaires ?

Généralités sur les filtres Particulaires

Estiment l'état d'un système à partir de la densité de probabilité $p(x_k/Y_k)$ et considère que cette densité de probabilité s'approximée à partir d'une somme pondérée de Dirac

$$p(x_k/Y_k) = \sum_{i=1}^{N_p} w_{k/k}^{(i)} \cdot \delta\left(x - x_k^{(i)}\right)$$

La hauteur des flèches indique la valeur des poids



Support des particules

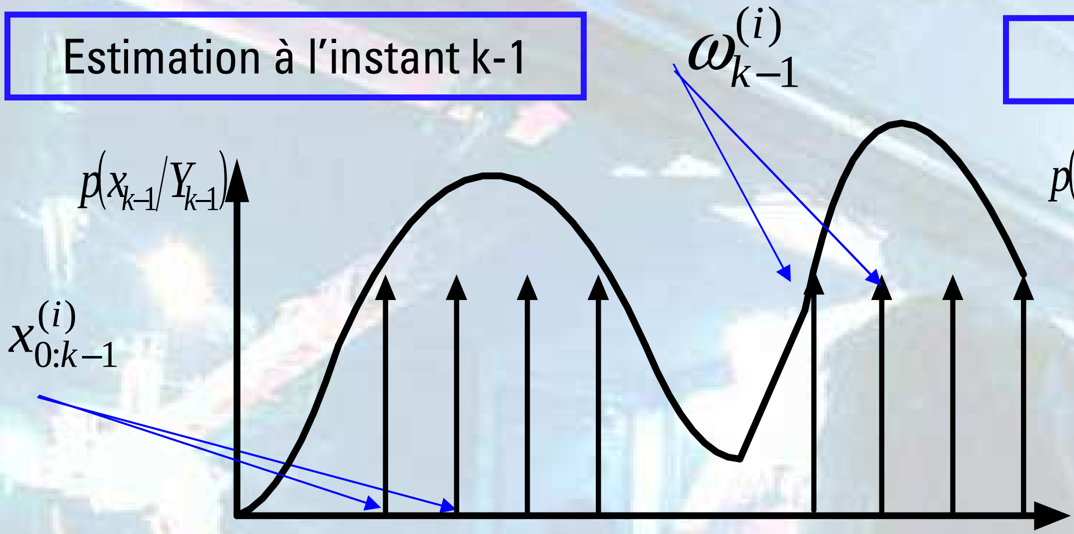
<u>L'objectif consiste à déterminer la position des particules et leurs poids associés, cela permettra d'obtenir l'estimation d'état et de la matrice de covariance</u>

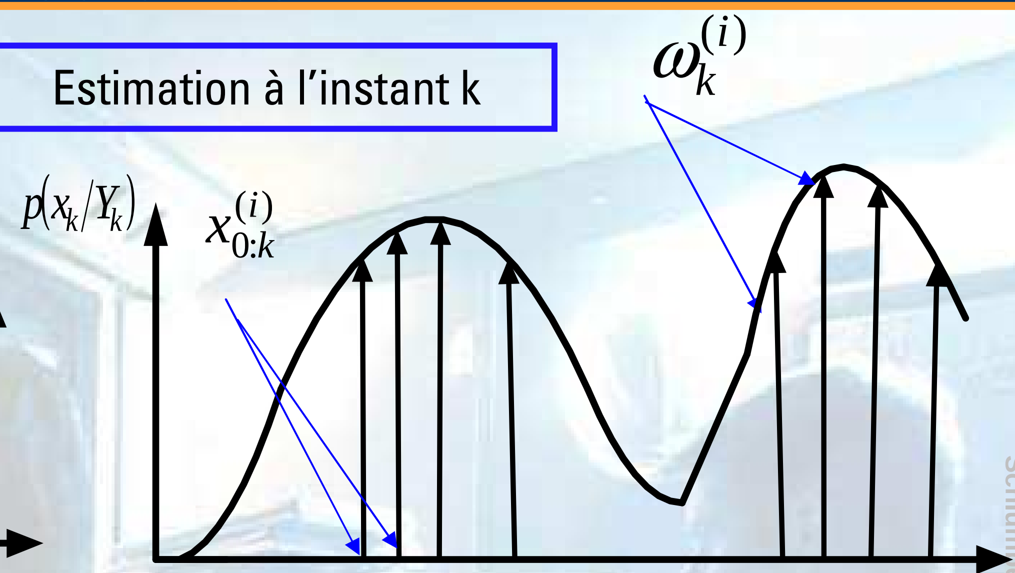
$$\hat{x}_k \approx \sum_{i=1}^{N_p} w_{k/k}^{(i)} \cdot x_k^{(i)}$$

$$P_k \approx \sum_{i=1}^{N_p} w_{k/k}^{(i)} \cdot \left(x_k^{(i)} - \hat{x}_k\right) \cdot \left(x_k^{(i)} - \hat{x}_k\right)^T$$

Schlumberger

Généralités sur les filtres Particulaires





$$\left\{x_{0:k-1}^{(i)} \quad \omega_{k-1}^{(i)}\right\}_{i=1}^{N_p}$$

Approximation discrete de:

$$p(x_{k-1}/Y_{k-1})$$

- Génération des supports $\left\{x_k^{(i)}\right\}_{i=1}^{N_p}$
- Mise à jour des poids $\omega_k^{(i)}$
- Redistribution

$$\left\{x_{0:k}^{(i)} \quad \omega_{k}^{(i)}\right\}_{i=1}^{N_p}$$

Approximation discrete de:

$$p(x_k/Y_k)$$

Observations $\{y_0 \cdots y_k\}$

Modèle d'observation $p(y_k/x_k)$

Modèle d'évolution $p(x_k/x_{k-1})$

L'echantillonnage pondéré

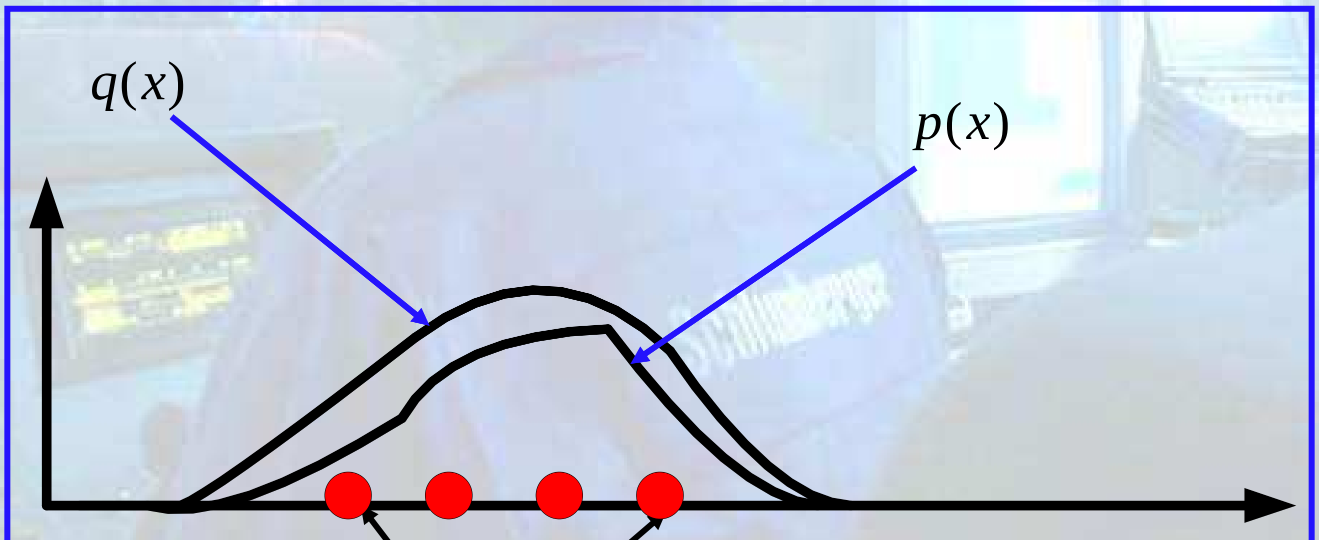
Echantillonnage pondéré

Simuler des échantillons dans les régions d'intérêt?

Souvent difficile à simuler

Choisir une distribution de proposition $q(x)$ à la place de la vraie distribution $p(x)$

dont le support est considéré couvrir celui de $p(x)$



Particules

Schlumberger

Propagation des particules et mis à jour des poids

- Propagation des particules

$$x_k^{(i)} \sim q(x_k / x_{0:k-1}^{(i)},\ y_{1:k})$$

- Mise à jour des poids

$$w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} \cdot \frac{p(y_k / x_k^{(i)}) \cdot p(x_k^{(i)} / x_{k-1}^{(i)})}{q(x_{0:k}^{(i)} / x_{0:k-1}^{(i)}, y_{1:k})}$$

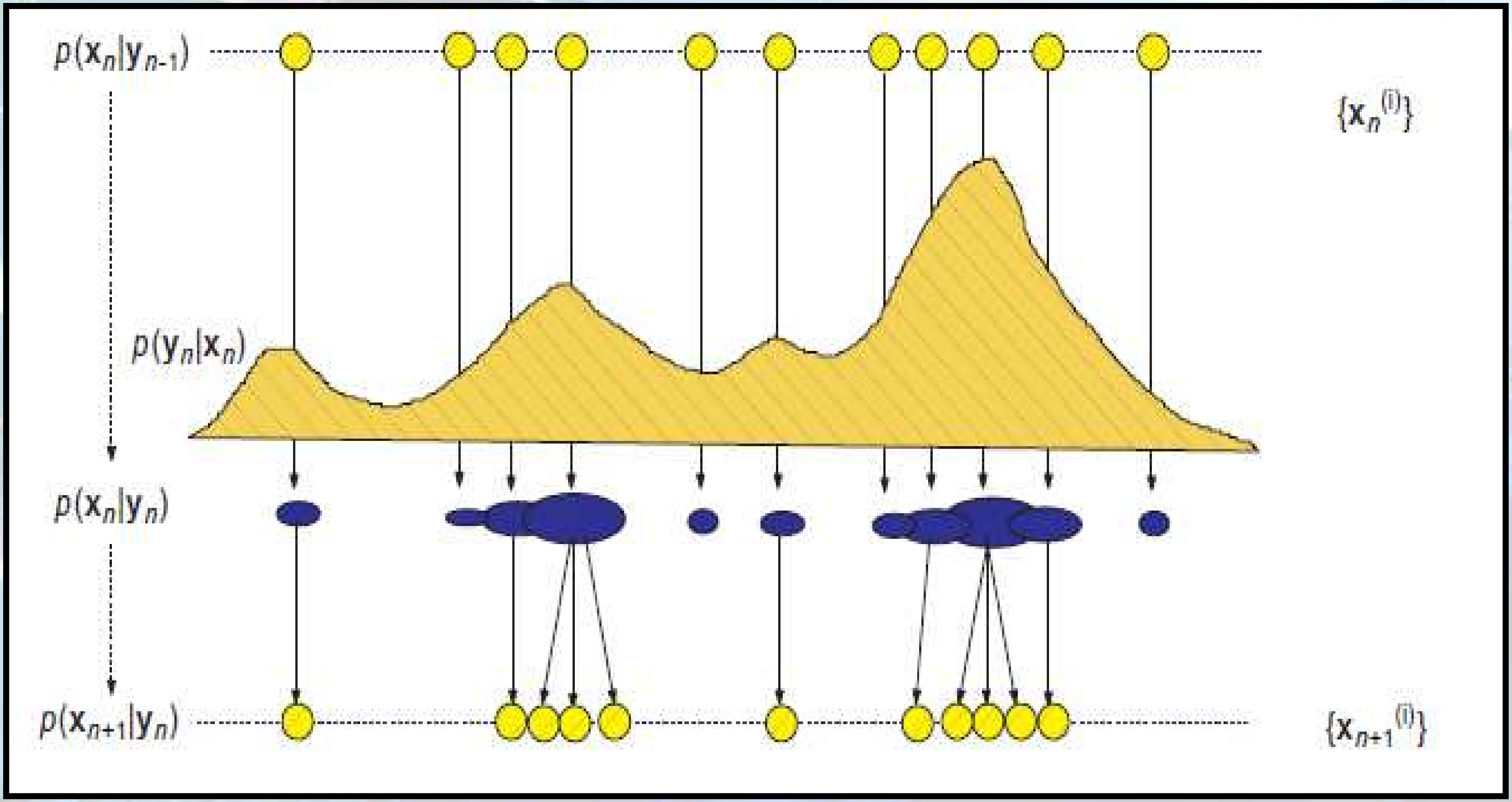
Ré-échantillonnage

⬇

Eliminer les particules présentant les poids faibles et dupliquer les particules présentant des poids importants

Doucet et al, (2002)

Ré-échantillonnage



Schlumberger

Algorithme du filtrage particulaire

L'instant k=0

- Initialisation des supports des particules $\left\{x_0^{(i)}\right\}_{i=1}^{N_p} \sim p(x_0)$ $\left\{\omega_0^{(i)}\right\}_{i=1}^{N_p} = 1/N_p$

A la réception de la mesure

- Propagation $x_k^{(i)} \sim q\left(x_k / x_{0:k-1}^{(i)}, y_{1:k}\right)$

- Mise à jour des poids $w_k^{(i)} \propto w_{k-1}^{(i)} \cdot p\left(y_k / x_k^{(i)}\right)$ $\tilde{w}(x_{0:k}^{(i)}) = \dfrac{w(x_{0:k}^{(i)})}{\sum_{j=1}^{N_p} w(x_{0:k}^{j})}$

- Redistribution

- Estimation d'état $\hat{x}_k \approx \sum_{i=1}^{N_p} w_k^{(i)} \cdot x_k^{(i)}$

Filtrage particulaire Rao-Blackwellisation

Filtrage particulaire Rao-Blackwellisation c'est un algorithme qui est applicable lorsque la dépendance entre les variables peut être analytiquement utilisée. Les composantes ayant une dynamique linéaire seront estimées en utilisant le filtre de Kalman conditionnellement à la composante non linéaire qui sera estimée par un filtre particulaire

$$p(x_{0:k}/Y_k) = p(x^1_{0:k}, x^2_{0:k}/Y_k) = \underbrace{p(x^1_{0:k}/x^2_{0:k}, Y_k)}_{\text{estimation analytique}} \cdot \underbrace{p(x^2_{0:k}/Y_k)}_{\text{estimation particulaire}}$$

Représentation d'état général

$$\begin{cases} x^1_k = A_k(x^2_k)\cdot x^1_{k-1} + B_k(x^2_k)\cdot \omega_k \\ y_k = C_k(x^2_k)\cdot x^1_k + D_k(x^2_k)\cdot \upsilon_k \end{cases}$$

x^2_k processus markovien de loi transition $p(x^2_k/x^2_{k-1})$

Schlumberger

Filtres particulaires pour la détection des défauts

- Contexte de l’étude
- Surveillance d’une tête d’un processus de forage
- Algorithmes séquentiels de Monte Carlo-Filtres particulaires
- Filtres particulaires pour la détection des défauts
  - *- Hypothèses de travail*
  - *- Algorithme pour la détection*
  - *- Simulations*
  - *- Experimentations*
- Conclusions et Perspectives

Hypothèse de travail

- Possibilité de définir plusieurs modèles linéaires (*Filtre de Kalman*)
- Etablir une loi de transition entre les modèles (*Filtre particulaire*)

$$\begin{cases} x_k^1 = A_k(x_k^2)\cdot x_{k-1}^1 + B_k(x_k^2)\cdot \omega_k \\ y_k = C_k(x_k^2)\cdot x_k^1 + D_k(x_k^2)\cdot \upsilon_k \end{cases}$$

en remplaçant

$$\begin{cases} x_k^1 & \text{par} & \theta_k \\ x_k^2 & \text{par} & z_k \\ A_k & \text{par} & I_k \\ C_k & \text{par} & \varphi_k^T \end{cases}$$

$$z_k \sim p(z_k / z_{k-1})$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + \omega_k$$

$$y_k = \varphi_k^T(z_k^{(i)})\cdot\theta_k + \upsilon_k$$

z_k état discret permettant de sélectionner entre les deux modèles

$$\begin{cases} \theta_{1k+1} = \theta_{1k} + \omega_{1k} \\ y_{1k} = \varphi_{1k}^T \cdot \theta_{1k} + e_{1k} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \theta_{2k+1} = \theta_{2k} + \omega_{2k} \\ y_{2k} = \varphi_{2k}^T \cdot \theta_{2k} + e_{2k} \end{cases}$$

Filtres particulaires pour la détection des défauts

Le but est d'estimer

$$p(\theta_k, z_k / Y_k) = p(\theta_k / z_k, Y_k) \cdot p(z_k / Y_k) \qquad Y_k = \{y_0, \cdots, y_k\}$$

Le filtre de Kalman va estimer cette fonction densité de probabilité

Le filtre particulaire va estimer cette fonction densité de probabilité

Filtrage particulaire Rao-Blackwellisation

(Ba et *al*, 2009a; Ba et *al*, 2009b)

Filtres particulaires pour la détection des défauts

Il se compose de 5 étapes

Etape 1

Pour i = 1,…,N,

$$z_{0/-1}^{(i)} \sim p(z_0 / z_{0/-1}^{(i)}, Y_0)$$

$$= p(Y_0 / z_0) \cdot p(z_0 / z_{0/-1}^{(i)})$$

$$\{\theta_{0/-1}^{(i)}, P_{0/-1}^{(i)}\} = \{\theta_0, P_0\}_{i=1}^{N}$$

fin

Propager les particules

Etape 2

Pour i = 1,…,N, Propager particules, calculer les poids

$$q_k^{(i)} = p(y_k / Y_k^{(i)}, z_{k/k-1}^{(i)})) \sim \aleph(y_{k/k-1}^{(i)}, S_k^{(i)})$$

où: $$y_{k/k-1} = \varphi_k^T (z_{k/k-1}^{(i)}) \cdot \theta_{k/k-1}^{(i)}$$

$$S_k^{(i)} = \varphi_k^T (z_{k/k-1}^{(i)}) \cdot P_{k/k-1}^{(i)} \cdot \varphi_k (z_{k/k-1}^{(i)}) + R_k$$

Normaliser poids $$\bar{q}_k^{(i)} = \frac{q_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^{N} q_k^{(j)}}$$

fin

Calculer et normaliser les poids

Schlumberger

Filtres particulaires pour la détection des défauts

Etape 3

L'algorithme de ré-échantillonnage permet les particules ayant les poids les plus élevés d'être dupliquées au détriment des particules présentant des poids faibles

Ré-échantillonnage avec remplacement

Etape 4

$$S_k^{(i)} = R_k + \varphi_k^T(z_{k/k}^{(i)}) \cdot P_{k/k-1}^{(i)} \cdot \varphi_k(z_{k/k}^{(i)})$$

$$K_k^{(i)} = P_{k/k-1}^{(i)} \cdot \varphi_k^T(z_{k/k}^{(i)}) \cdot (S_k^{(i)})^{-1}$$

$$\theta_{k/k}^{(i)} = \theta_{k/k-1}^{(i)} + K_k^{(i)}(y_k - \varphi_k^T(z_{k/k}^{(i)}) \cdot \theta_{k/k-1}^{(i)})$$

$$P_{k/k}^{(i)} = P_{k/k-1}^{(i)} - K_k^{(i)} \cdot S_k^{(i)} \cdot (K_k^{(i)})^T$$

Mise à jour des mesures par filtre de Kalman

Etape 5

Estimation du vecteur des paramètres

$$\hat{\theta}_k = \sum_{i=1}^{N} \overline{q}_k^{(i)} \hat{\theta}_{k/k}^{l,(i)}$$

Simulations

$$y_1 = [x \ \ 1]\cdot\begin{bmatrix}0.03\\1\end{bmatrix} + rand$$

$$y_2 = [x \ \ 1]\cdot\begin{bmatrix}0.015\\12\end{bmatrix} + rand$$

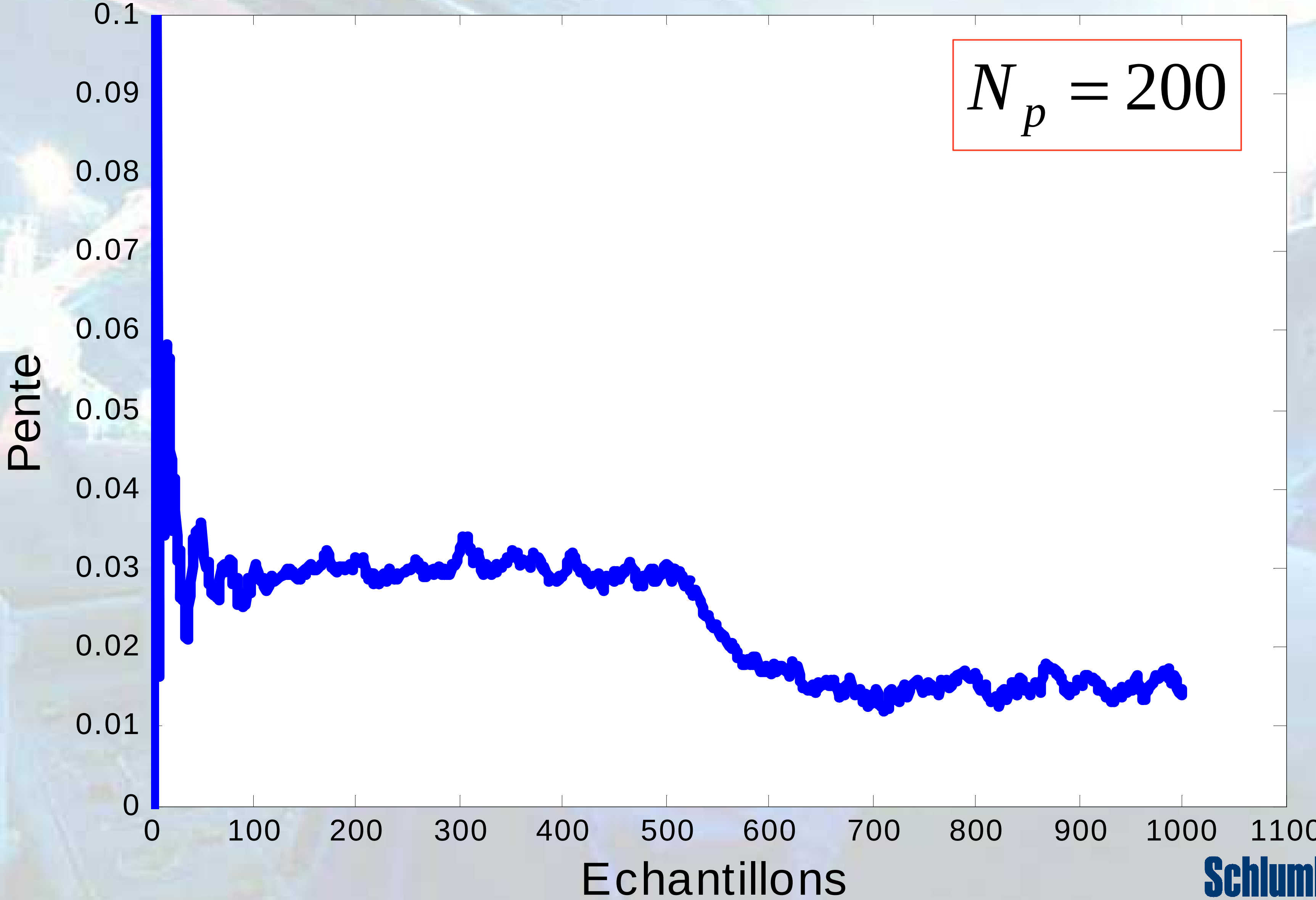
$$\begin{cases}\theta_{1k+1} = \theta_{1k} + \omega_k\\ y_{1k} = \varphi_{1k}^T\cdot\theta_{1k} + \upsilon_k\end{cases} \qquad \begin{cases}\theta_{2k+1} = \theta_{2k} + \omega_k\\ y_{2k} = \varphi_{2k}^T\cdot\theta_{2k} + \upsilon_k\end{cases} \rightarrow \begin{array}{l}\theta_{k+1} = \theta_k + \omega_k\\ y_k = \varphi_k^T(z_k^{(i)})\cdot\theta_k + \upsilon_k\end{array}$$

Les arguments de réglage

- Vecteur des paramètres initiaux $[\theta_0, \ \theta_1]$
- La variance du bruit de mesure $R = \sigma_b^2$
- La matrice de covariance du bruit de processus $Q = [\lambda_2 \cdot Q_{ref}]^2$
- La matrice de covariance du vecteur des paramètres $P_{0/0} = [\lambda_1 \cdot Q_{ref}]^2$
- Le nombre de particules N_p
- La matrice de transition $P(z_{k+1}/z_k)$

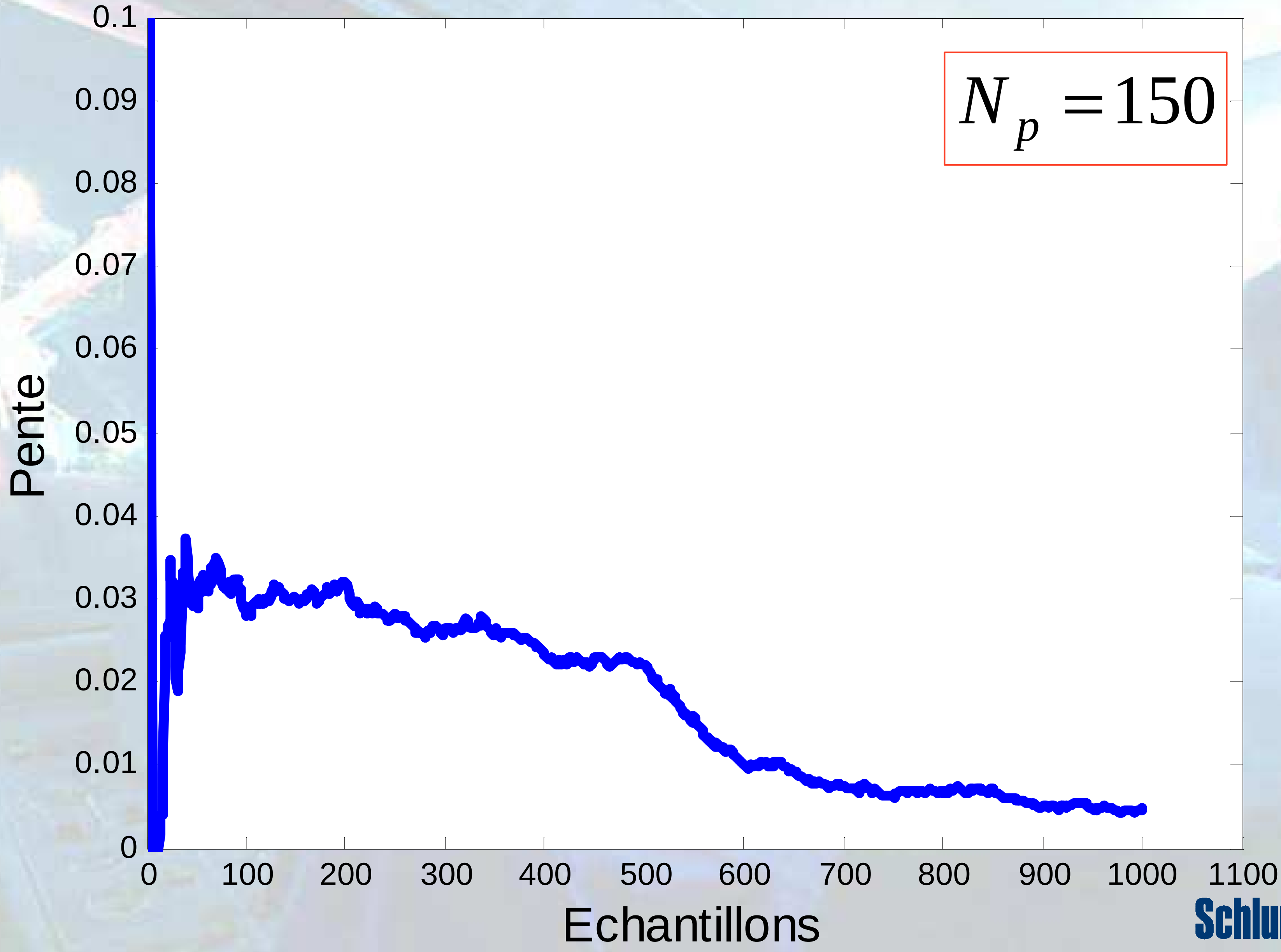
$$Q_{ref} = diag[\theta_0, \ \theta_1]$$

Simulations



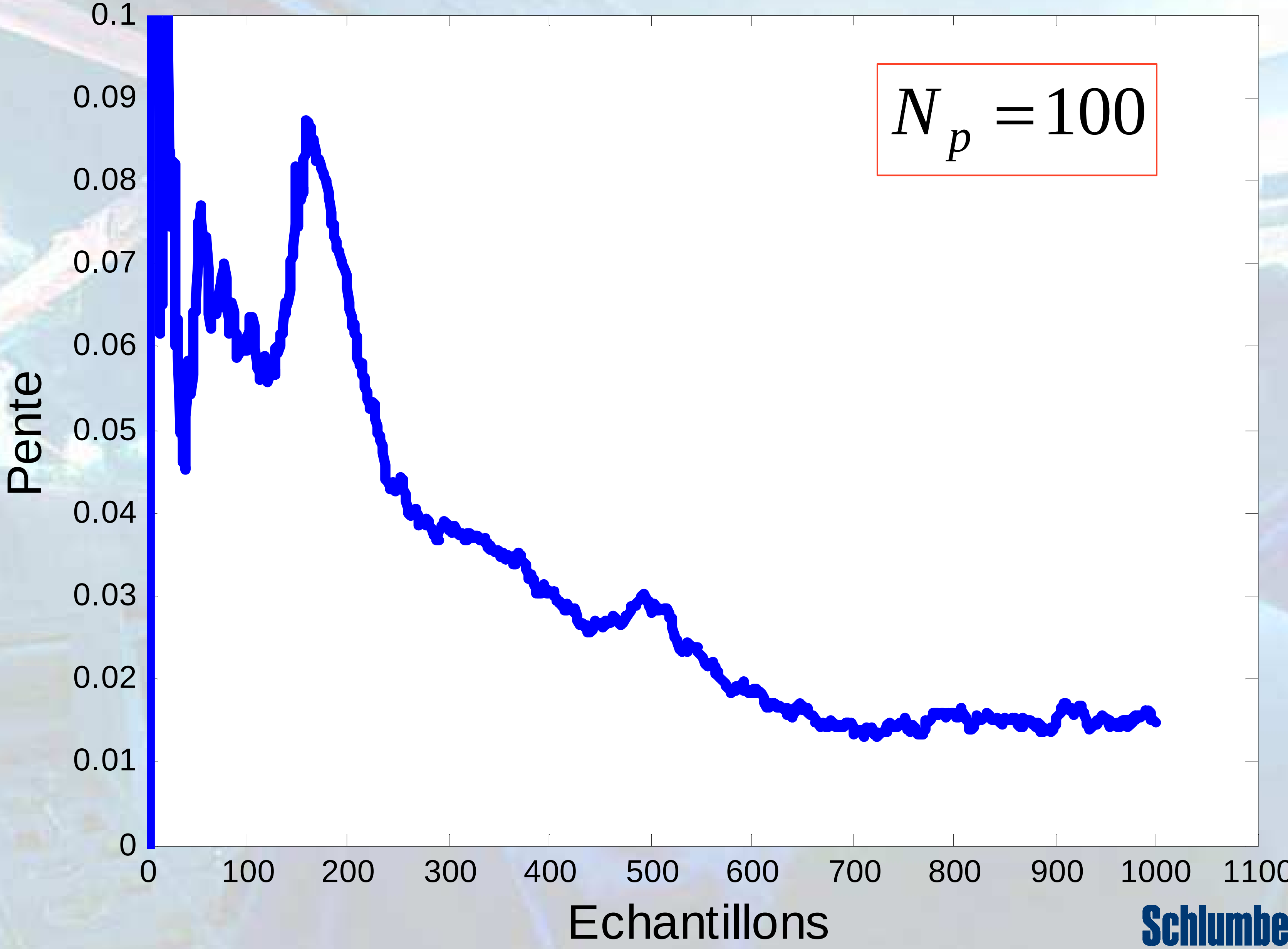
Schlumberger

Simulations



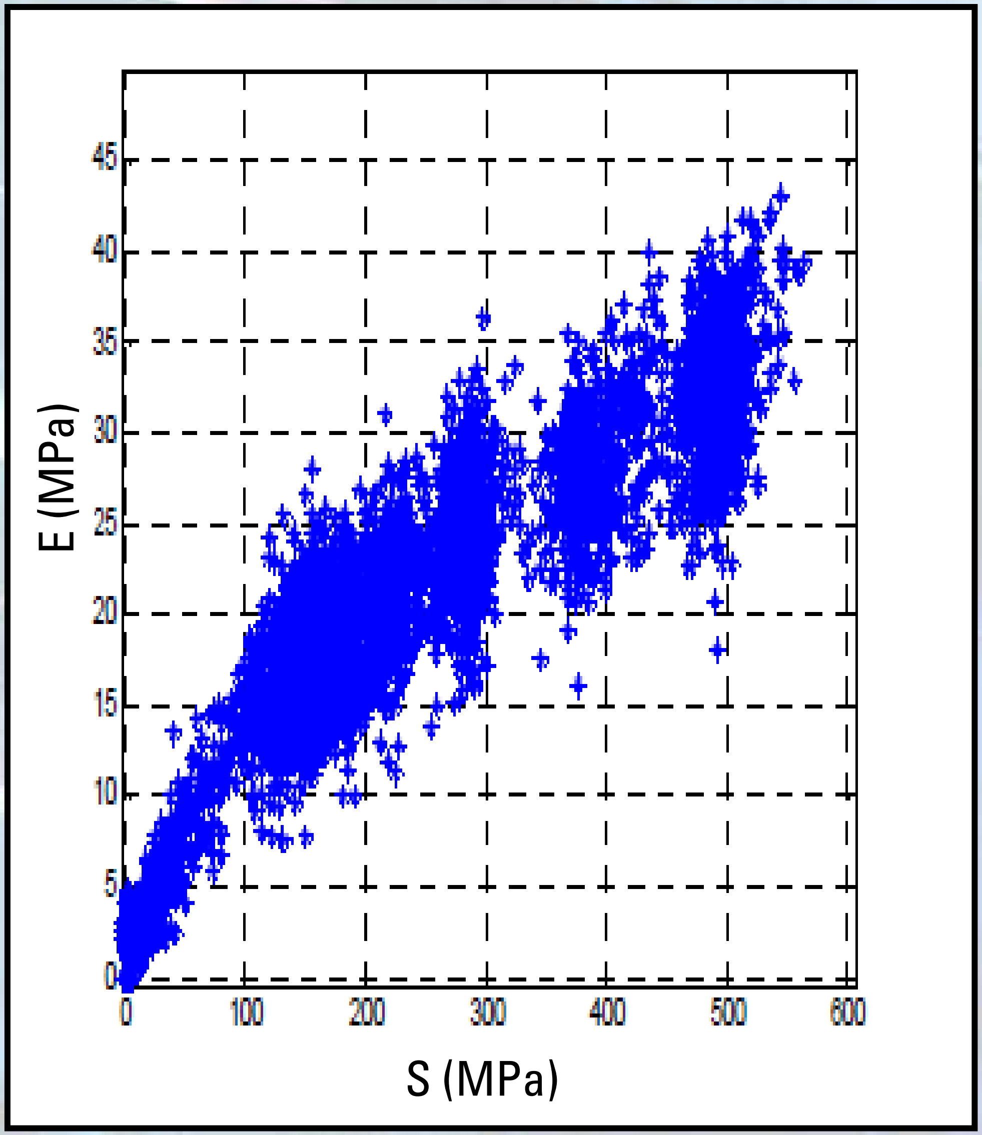
Schlumberger

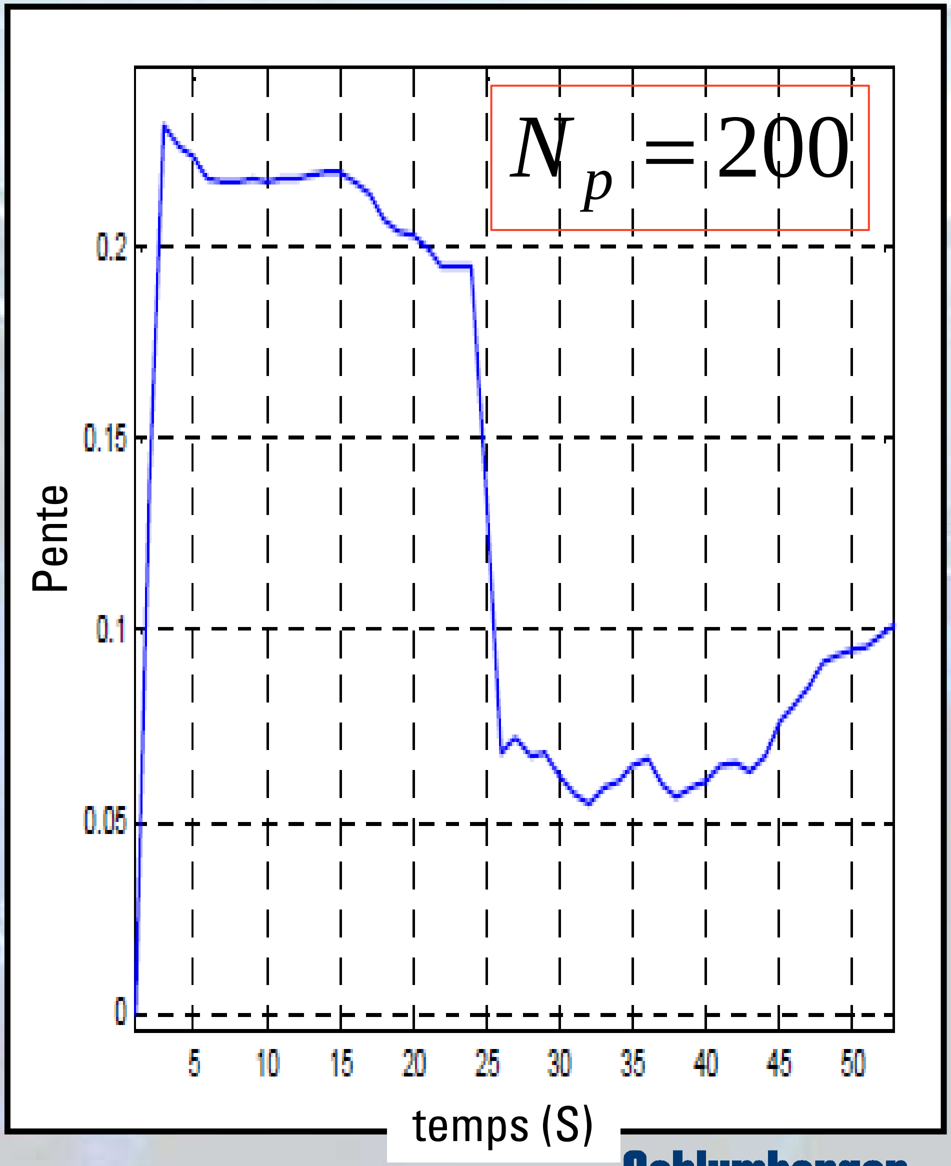
Simulations



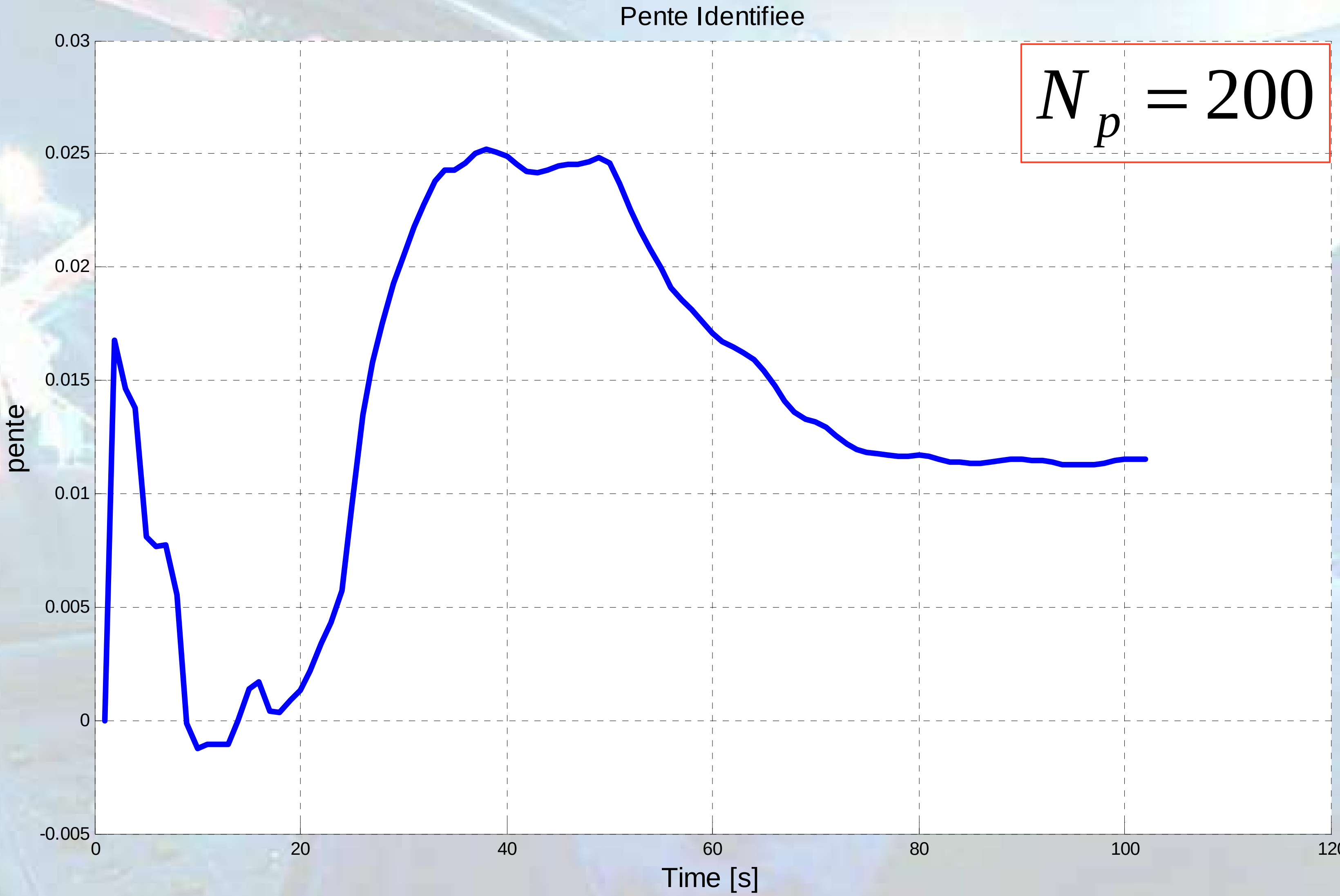
Schlumberger

Expérimentations dans le grès





Expérimentations dans le calcaire



Schlumberger

Conclusions

- Filtre particulaire Rao-Blackwellisation pour la détection
- Plusieurs bases de données expérimentales ont été exploitées
- Bonnes performances lorsque le nombre de particules est important
- Durée du régime transitoire est rétrécie
- Régime transitoire dépend des conditions d'expérimentation

Perspectives

- D’autres approches constituant l'extension des algorithmes séquentiels de Monte Carlo sont en cours de finalisation
- Adaptation de l’algorithme lorsque les modèles ne sont pas connus
- Une stratégie de reconfiguration en cas de détection est également en cours de développement
- Implantation sur le système d'exploitation associé au processus de forage
- Essais sur le champs réel

Schlumberger

References

A. BA, Slim Hbaieb, Nazih Mechbal and Michel Vergé, 2009, On-line drilling process monitoring by an identification method. 2009 IEEE American Control Conference, 10-12 Juin, Saint-Louis, USA

A. BA, Slim Hbaieb, Nazih Mechbal and Michel Vergé, 2009, On-line drilling process monitoring by Marginalized Particle Filters. 2009 IEEE Aerospace Conference, 8-13 March, Montana, USA

A. BA, Slim Hbaieb, Nazih Mechbal and Michel Vergé. Faults detection by Marginalized Particle Filters: Application to a drilling process. 7 th IFAC Symposium On Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes. 30 June-3th Jul, Barcelona, Spain

T. Richard and E. Detournay, Influence of bit rock interaction on stick slip vibrations of PDC bits, Society of Petroleum and Engineers, 2002, Texas.

A. BA, Slim Hbaieb, Nazih Mechbal and Michel Vergé. An Adaptive Algorithm through Lyapunov Stability Theory for On-line Bit-Rock Interaction Monitoring. 2 nd IFAC International Conference in Intelligent Control System and Signal Processing, Istanbul, Turkey.

A. Doucet, N.J Gordon, and V. Krishnamurthy, Particle filters for state estimation of jump Markov linear system, IEEE Trans. Signal Process., (49), (3), pp. 613-624, 2001.

Schlumberger

Merci!

Schlumberger