
Journée S3 (Sûreté, Surveillance, Supervision)

25 novembre 2002

DÉCONVOLUTION DE SIGNAUX DE DÉCHARGES PARTIELLES

Application au diagnostic

Vincent Mazet ¹, David Brie ¹, Cyrille Caironi ²

¹ CRAN – CNRS UMR 7039, 54506 Vandœuvre-lès-Nancy Cedex

² Alstom Moteurs, 54250 Champigneulle

Sommaire

1. Introduction au problème
2. Les décharges partielles
3. Modélisation du problème
4. La déconvolution
5. Principe de la méthode SMLR
6. Principe du filtre HT
7. Résultats
8. Conclusion

Introduction au problème

Introduction

Les DP sont le reflet de la dégradation de l'isolant d'un moteur électrique.

Ainsi, la mesure des DP permet de renseigner sur l'état de l'isolant.

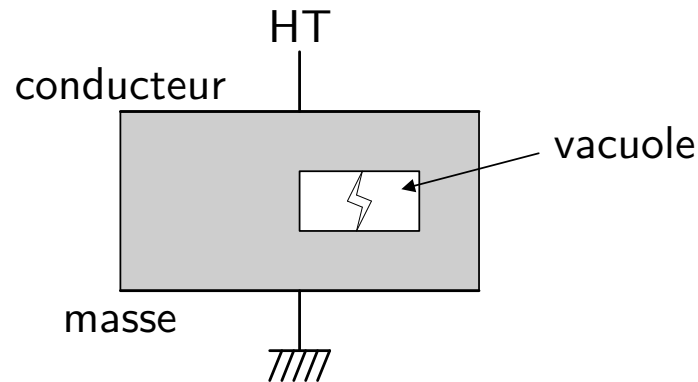
Le but de ce travail est de proposer une méthode de traitement du signal de DP afin de l'améliorer et de faciliter le diagnostic de l'isolant.

Nous proposons d'utiliser la déconvolution pour résoudre ce problème.

Les décharges partielles

Qu'est-ce qu'une décharge partielle ?

Une décharge partielle est un arc électrique se produisant dans une vacuole de l'isolant des machines électriques, lorsque la tension devient suffisamment grande.

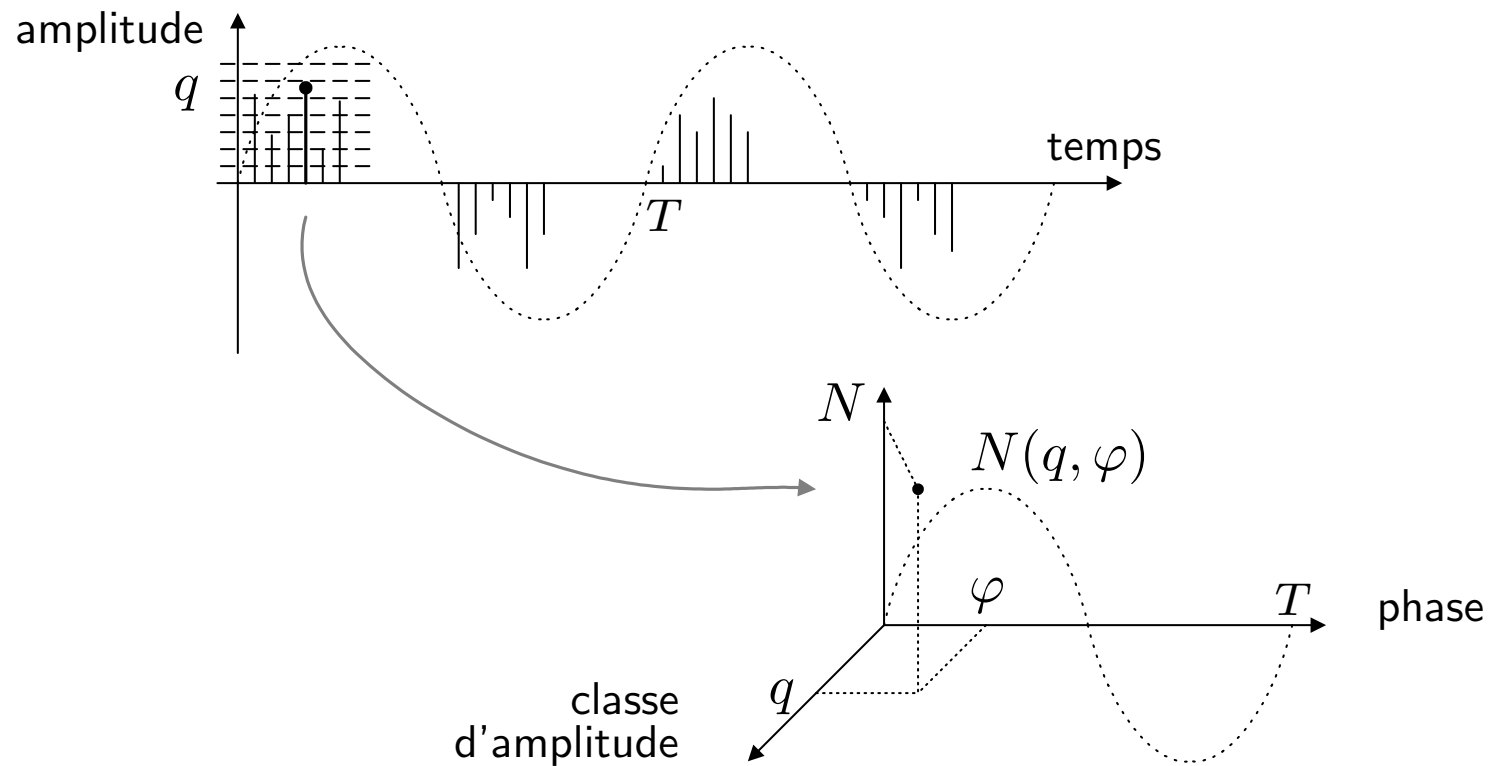


Elle se manifeste sous forme d'une impulsion de courant.

C'est la mesure du courant faite en sortie de la machine qu'il faut traiter.

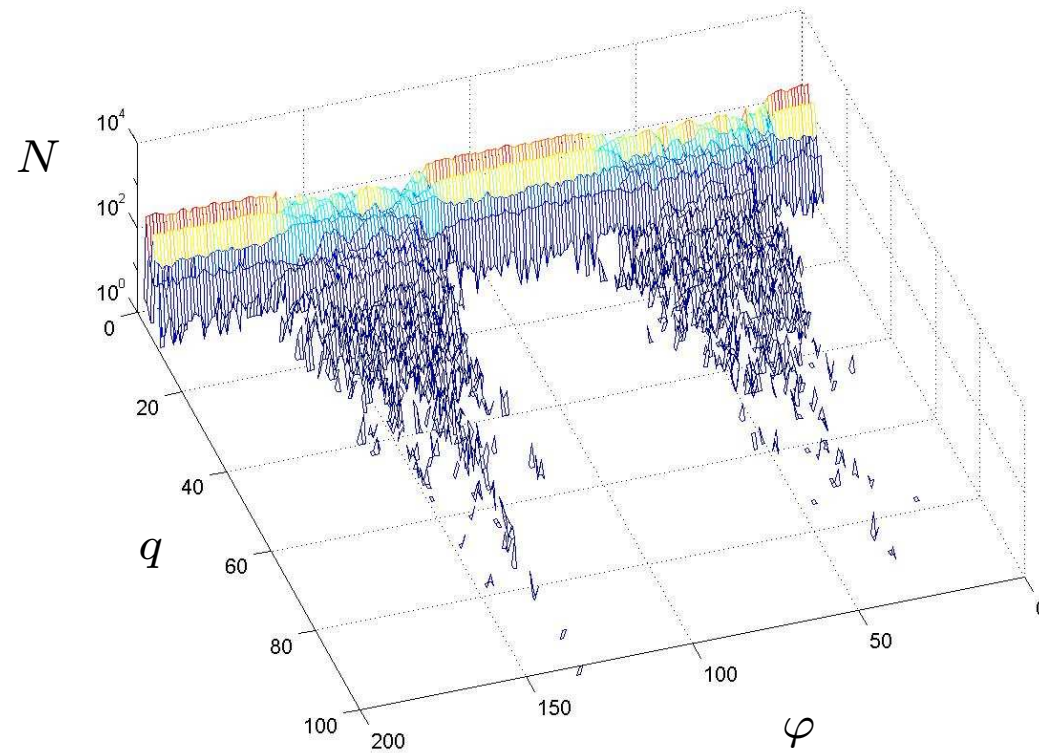
Les décharges partielles

Diagnostic par décharges partielles : la matrice $\varphi q N$



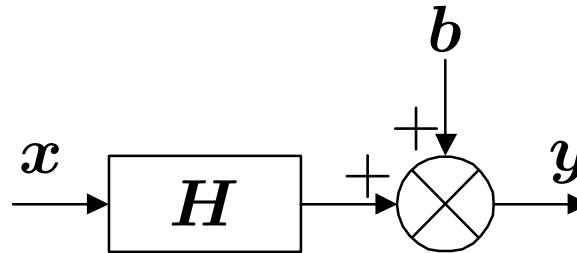
Les décharges partielles

Exemple de matrice $\varphi q N$



Modélisation du système

Modélisation du système



$$y = Hx + b$$

- Simulation du bruit :

Le bruit additif b est blanc, gaussien, de moyenne nulle et de variance $\sigma_b^2 \mathbf{I}$:

$$p(\mathbf{b}) = \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma_b^2 \mathbf{I})$$

- Simulation de l'excitation :

Un modèle probabiliste est suffisant pour modéliser le processus des DP.

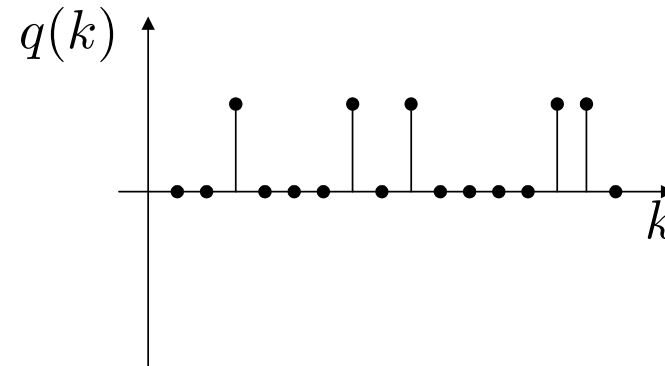
Utilisation d'une distribution Bernoulli–gaussienne (BG) car :

- le signal des DP est quasi impulsionnel (une DP dure 10 ns maximum alors que la réponse impulsionnelle du système dure plusieurs ms) ;
- les instants d'apparition des DP sont supposés aléatoires \Rightarrow processus de Poisson ;
- les amplitudes peuvent être modélisées par une gaussienne ;
- il existe des méthodes de déconvolution BG.

processus de Bernoulli :

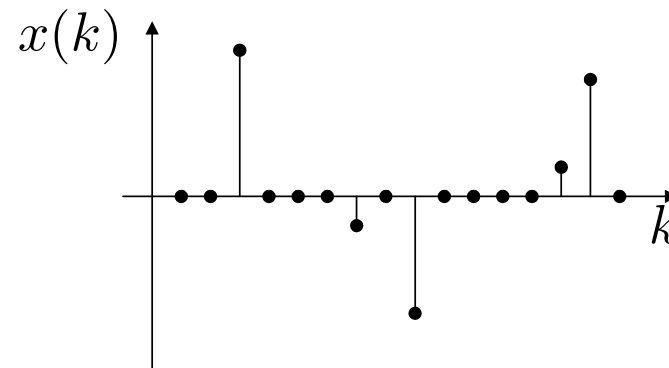
$$p(q(k) = 1) = \lambda$$

$$p(q(k) = 0) = 1 - \lambda$$



processus BG :

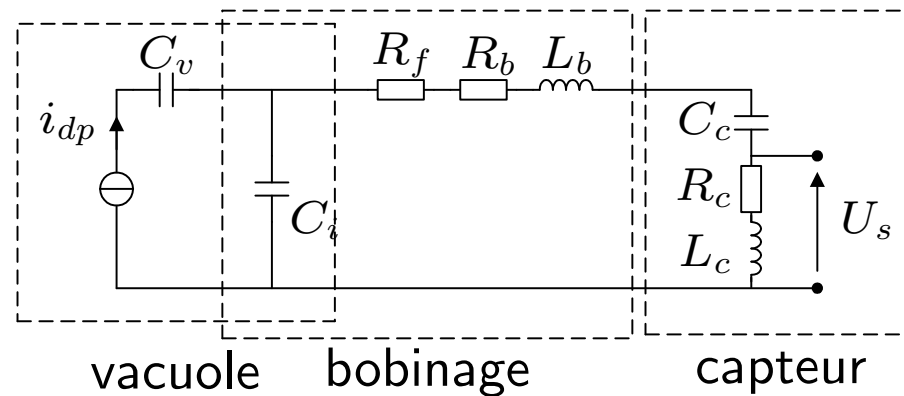
$$p(x(k)) = \begin{cases} \mathcal{N}(0, \sigma_x^2) & \text{si } q(k) = 1 \\ 0 & \text{si } q(k) = 0 \end{cases}$$



- Simulation de la réponse impulsionnelle :

H est la matrice de convolution (Toeplitz) du système {vacuole + bobinage + capteur}.

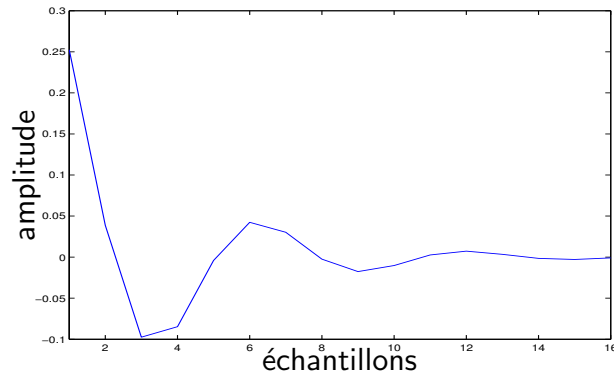
H est déterminée en modélisant le circuit sous forme de circuit électrique :



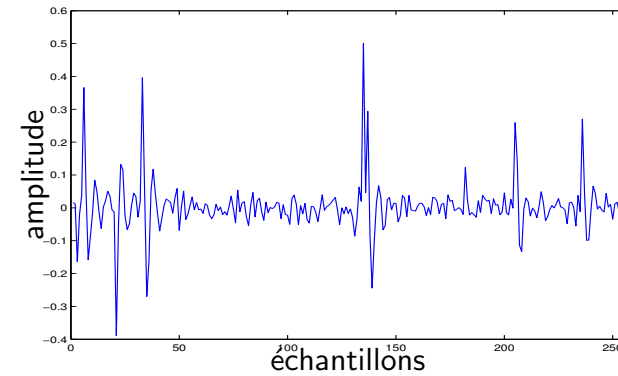
D'où une fonction de transfert de la forme suivante qui permet de trouver H :

$$H(j\omega) = \frac{b_0 + b_1j\omega}{a_0 + a_1j\omega + a_2(j\omega)^2}$$

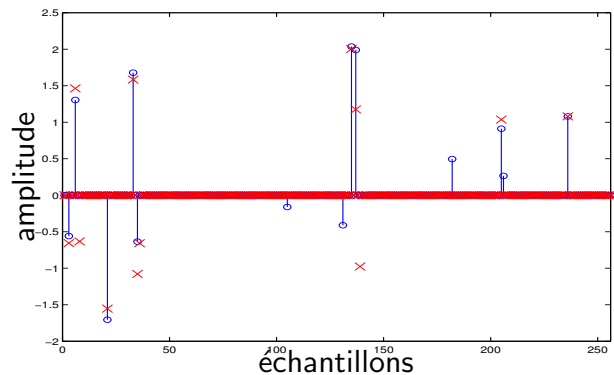
La déconvolution



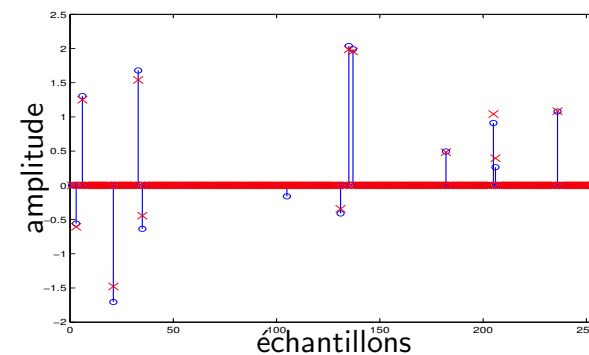
Réponse impulsionnelle



Signal de sortie y



Seuillage



Déconvolution (filtre HT)

Apport de la déconvolution par rapport aux méthodes classiques

- trouve des DP de faible amplitude ;
- conserve la causalité ;
- conserve l'énergie ;
- il existe des méthodes de déconvolution adaptées au problème.

Méthodes de déconvolution existantes

- le **filtre de Hunt** découle de la minimisation du critère de Tikhonov dont l'*a priori* est une gaussienne (norme 2) ;
- lorsque l'*a priori* est une norme $p \in]1; 2[$, on parle de **déconvolution** L_p : il n'y a pas de solution explicite mais il est possible de d'utiliser des algorithmes de minimisation ;
- les algorithmes combinatoires (**SMLR**, **IWM**, **ICM**) sont bien adaptés à la déconvolution impulsionnelle. Ils procèdent en deux étapes : la détection des pics puis l'estimation des amplitudes.

La régularisation

Déconvolution = problème inverse mal posé (pas de solution unique et stable).

⇒ régularisation par minimisation d'un critère composite (critère de Tikhonov) :

$$\mathcal{J} = \underbrace{\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|^2}_{\text{adéquation aux données}} + \underbrace{\sum \psi(D\mathbf{x})}_{\text{pénalisation des solutions non souhaitées}}$$

Interprétation bayésienne du critère \mathcal{J}

L'interprétation bayésienne permet de faire le lien entre critère énergétique et modèle probabiliste :

$$\begin{aligned} \mathcal{J} &= -\ln p(\mathbf{x}|\mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) \\ &\propto \underbrace{-\ln p(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta})}_{\substack{\text{adéquation aux données} \\ \text{(log-vraisemblance)}}} - \underbrace{\ln p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta})}_{\text{a priori}} \end{aligned}$$

La méthode SMLR

Single Most Likely Replacement : remplacement unique le plus vraisemblable [Kormylo-1982].

Méthode de déconvolution BG qui sépare la détection des pics et l'estimation de leur amplitude afin d'éviter les fausses alarmes.

1. estimation de \hat{q}
(et dans le cas de la déconvolution non supervisée, estimation de θ) ;
2. estimation de \hat{x} .

Détection des pics

$$\hat{\mathbf{q}} = \arg \max_{\mathbf{q}} p(\mathbf{q}|\mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = \arg \min_{\mathbf{q}} \mathcal{J}$$

où $p(\mathbf{q}|\mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) \propto p(\mathbf{y}|\mathbf{q}, \boldsymbol{\theta})p(\mathbf{q}|\boldsymbol{\theta})$ (règle de Bayes)

avec : $p(\mathbf{y}|\mathbf{q}, \boldsymbol{\theta}) \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R}_{\mathbf{y}|\mathbf{q}})$

$$p(\mathbf{q}|\boldsymbol{\theta}) = \lambda^{N_q}(1 - \lambda)^{N - N_q} \quad (\text{sous hypothèse d'indépendance})$$

$$\mathbf{R}_{\mathbf{y}|\mathbf{q}} = \sigma_x^2 \mathbf{H} \mathbf{Q} \mathbf{H}^T + \sigma_b^2 \mathbf{I}$$

$$\mathcal{J} = 2N_q \ln \lambda + 2(N - N_q) \ln(1 - \lambda) - \ln |\mathbf{R}_{\mathbf{y}|\mathbf{q}}| - \mathbf{y}^T \mathbf{R}_{\mathbf{y}|\mathbf{q}}^{-1} \mathbf{y}$$

pas d'expression explicite de $\hat{\mathbf{q}} \Rightarrow$ l'algorithme SMLR permet de trouver un optimum local.

L'algorithme SMLR

1. Création d'une séquence de référence \mathbf{q}_r (de manière aléatoire)
2. Pour chaque point k du signal :
 - (a) Création d'une séquence test \mathbf{q}_t qui ne diffère de la première qu'au point k
 - (b) La séquence la plus vraisemblable devient la nouvelle séquence de référence
3. Reboucle en 2 jusqu'à la convergence

Estimation des amplitudes

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \max_{\mathbf{x}} p(\mathbf{x}|\mathbf{y}, \hat{\mathbf{q}}, \boldsymbol{\theta}) = \arg \min_{\mathbf{x}} \mathcal{J}$$

$$\text{où } p(\mathbf{x}|\mathbf{y}, \hat{\mathbf{q}}, \boldsymbol{\theta}) \propto p(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \hat{\mathbf{q}}, \boldsymbol{\theta})p(\mathbf{x}|\hat{\mathbf{q}}, \boldsymbol{\theta})$$

$$\text{avec : } p(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \hat{\mathbf{q}}, \boldsymbol{\theta}) \sim \mathcal{N}(\mathbf{H}\mathbf{x}, \sigma_b^2 \mathbf{I})$$

$$p(\mathbf{x}|\hat{\mathbf{q}}, \boldsymbol{\theta}) = \prod_{\substack{k=1 \\ q(k) \neq 0}}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_x^2}} \exp\left(-\frac{x^2(k)}{2\sigma_x^2}\right) \quad (\text{sous hypothèse d'indépendance})$$

$$\mathcal{J} = \frac{N}{2} \ln 2\pi + \frac{1}{2\sigma_b^2} (\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x})^T (\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}) + \sum_{\substack{k=1 \\ q(k)=1}}^N \left[\frac{1}{2} \ln 2\pi + \frac{1}{2} \ln \sigma_x^2 + \frac{1}{2\sigma_x^2} x^2(k) \right]$$

$$\text{expression explicite : } \hat{\mathbf{x}} = \sigma_x^2 \hat{\mathbf{Q}} \mathbf{H}^T \mathbf{R}_{\mathbf{y}|\hat{\mathbf{q}}}^{-1} \mathbf{y}$$

Estimation des hyperparamètres (déconvolution non supervisée)

$$\boldsymbol{\theta} = \{\lambda, \sigma_x^2, \sigma_b^2\}$$

Utilisation de l'algorithme itératif SEM [Celeux-1986]:

- *Échantillonnage*:
échantillonner \mathbf{q}_{i+1} à partir de $p(\mathbf{q}|\mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}_i)$;
- *Maximisation*:
estimer $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{i+1} = \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} p(\mathbf{y}, \mathbf{q}_{i+1}|\boldsymbol{\theta})$.

$$\mathcal{J} = 2 \underbrace{(N_q \ln \lambda + (N - N_q) \ln(1 - \lambda))}_{\hat{\lambda} = \arg \min_{\lambda} \mathcal{J}_{\lambda}(\lambda)} \quad \underbrace{- \ln |\mathbf{R}_{\mathbf{y}|q}| - \mathbf{y}^T \mathbf{R}_{\mathbf{y}|q}^{-1} \mathbf{y}}_{(\hat{\sigma}_x^2, \hat{\sigma}_b^2) = \arg \min_{(\sigma_x^2, \sigma_b^2)} \mathcal{J}_{\sigma}(\sigma_x^2, \sigma_b^2)}$$

$$\rightarrow \hat{\lambda} = \frac{N_q}{N}$$

$$\rightarrow \hat{\sigma}_b^2 = \mathbf{y}^T \tilde{\mathbf{R}}_{\mathbf{y}|q}^{-1} \mathbf{y} / N$$

$$\text{où } \tilde{\mathbf{R}}_{\mathbf{y}|q} = \mu \mathbf{H} \mathbf{Q} \mathbf{H}^T + \mathbf{I} \quad \text{et} \quad \mu = \sigma_x^2 / \sigma_b^2$$

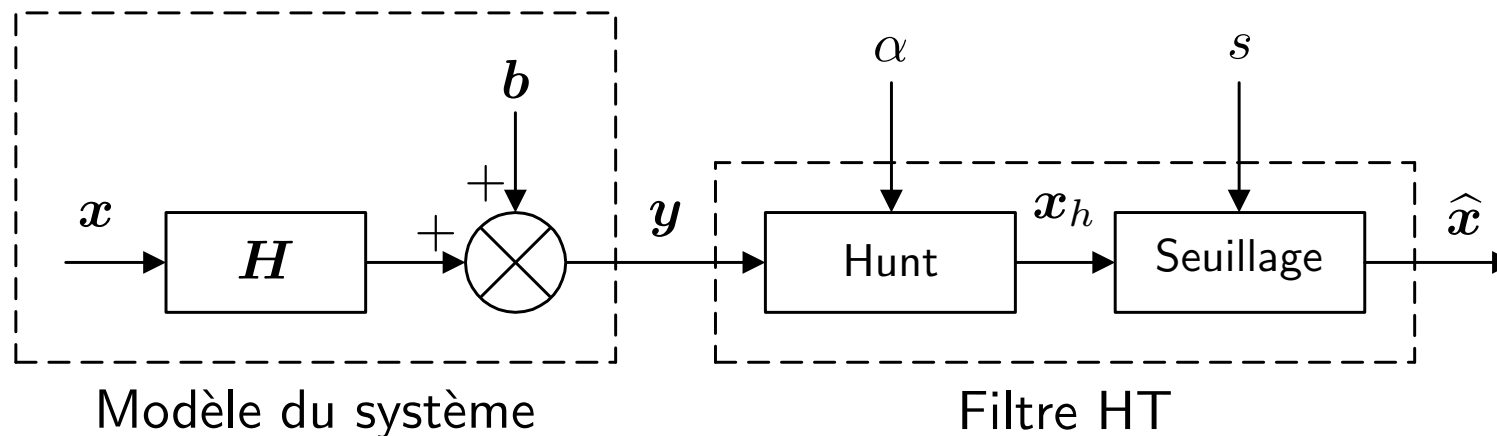
$$\text{et } \hat{\mu} = \arg \min_{\mu} \tilde{\mathcal{J}}_{\sigma}(\mu)$$

$$\text{avec } \tilde{\mathcal{J}}_{\sigma}(\mu) \stackrel{\mu}{=} - \ln |\tilde{\mathbf{R}}_{\mathbf{y}|q}| - N \ln \mathbf{y}^T (\tilde{\mathbf{R}}_{\mathbf{y}|q})^{-1} \mathbf{y}$$

$$\rightarrow \hat{\sigma}_x^2 = \hat{\mu} \hat{\sigma}_b^2$$

Le filtre HT

Le filtre HT (pour *Hunt–Threshold*) est un algorithme basé sur le filtre de Hunt suivi d'un seuillage :



Le filtre de Hunt déconvolue le signal y avec un *a priori* gaussien, puis le seuillage permet d'obtenir un signal \hat{x} BG.

Le filtre de Hunt

Le filtre de Hunt résulte de la minimisation du critère de Tikhonov :

$$\mathcal{J} = (\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x})^T (\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}) + \alpha (\mathbf{D}\mathbf{x})^T (\mathbf{D}\mathbf{x}).$$

Afin de favoriser les valeurs nulles, $\mathbf{D} = \mathbf{I}$. Alors :

$$\hat{\mathbf{x}}_h = \underbrace{(\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \alpha \mathbf{I})^{-1}}_G \mathbf{H}^T \mathbf{y}. \quad (1)$$

Une interprétation bayésienne donne la valeur optimale du coefficient de régularisation α :

$$\alpha = \sigma_b^2 / \sigma_x^2.$$

Le seuillage

- x_h suit un mélange de deux gaussiennes. En effet :

$$\hat{x}_h = \mathbf{G}y = \mathbf{G}(\mathbf{H}x + \mathbf{b}) = \mathbf{GH}x + \mathbf{Gb}.$$

D'après [Gray-1986], il vient :

$$\mathbf{GH}x \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, (\mathbf{GH})\mathbf{R}_x(\mathbf{GH})^T), \quad (2)$$

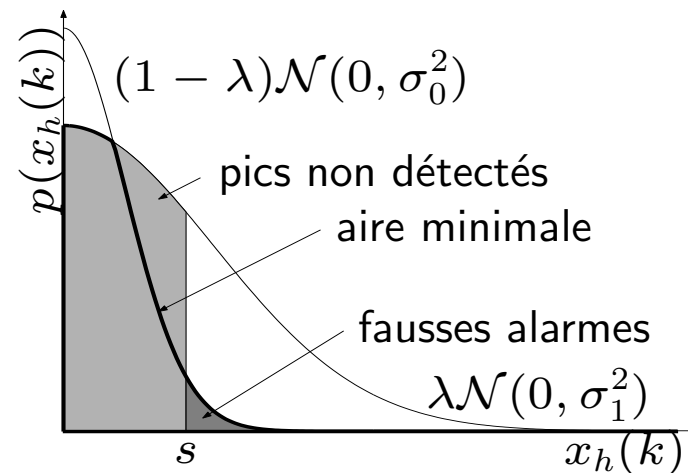
$$\mathbf{Gb} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{GR}_b\mathbf{G}^T). \quad (3)$$

A l'instant k , en utilisant le théorème de Bayes et en effectuant une simplification sur les variances :

$$p(x_h(k)) \sim \lambda \mathcal{N}(0, \sigma_1^2) + (1 - \lambda) \mathcal{N}(0, \sigma_0^2).$$

où $\sigma_0^2 = \sigma_b^2 \frac{\mathbf{H}_{1,1}}{(\mathbf{H}_{1,1}^2 + \alpha)^2}$ $\sigma_1^2 = \sigma_x^2 \frac{\mathbf{H}_{1,1}^2}{(\mathbf{H}_{1,1}^2 + \alpha)^2} + \sigma_b^2 \frac{\mathbf{H}_{1,1}}{(\mathbf{H}_{1,1}^2 + \alpha)^2}$ $\mathbf{H}_{1,1}$ = élément (1, 1) de \mathbf{H}

- $p(x_h(k)) \sim \lambda \mathcal{N}(0, \sigma_1^2) + (1 - \lambda) \mathcal{N}(0, \sigma_0^2)$:



Le seuil s est choisit de façon à minimiser la probabilité d'erreurs {fausses détection + pics non détectés}. Cette valeur de s correspond à l'abscisse de l'intersection des deux gaussiennes $\lambda \mathcal{N}(0, \sigma_1^2)$ et $(1 - \lambda) \mathcal{N}(0, \sigma_0^2)$. Il en résulte :

$$s = \sqrt{\ln \left(\frac{\lambda}{1 - \lambda} \sqrt{\frac{\sigma_0^2}{\sigma_1^2}} \right) \frac{2\sigma_1^2\sigma_0^2}{\sigma_0^2 - \sigma_1^2}}. \quad (4)$$

L'estimation des hyperparamètres

$$\left. \begin{array}{l} \text{Filtre de Hunt: } \alpha? \\ \text{Seuillage: } s? \end{array} \right\} \rightarrow \boldsymbol{\theta} = \{\lambda, \sigma_x^2, \sigma_b^2, \sigma_0^2, \sigma_1^2\}$$

Algorithme SEM

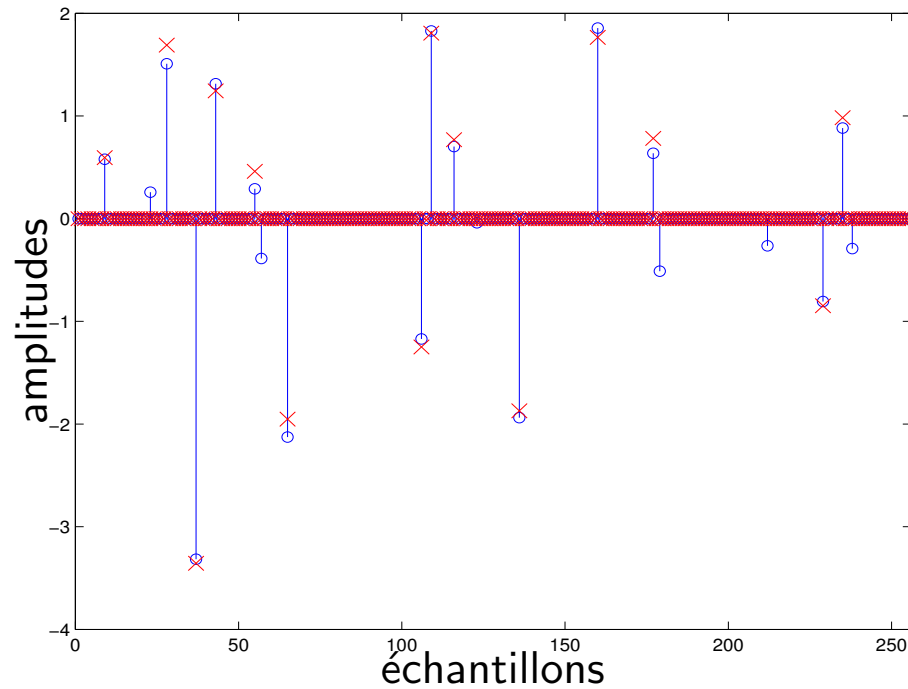
λ et σ_b^2 : expressions explicites en minimisant le critère BG ;

σ_0^2 et σ_1^2 : minimisation par une recherche de minimum du critère 2G ;

σ_x^2 : estimation explicite à partir de σ_0^2 et σ_1^2 .

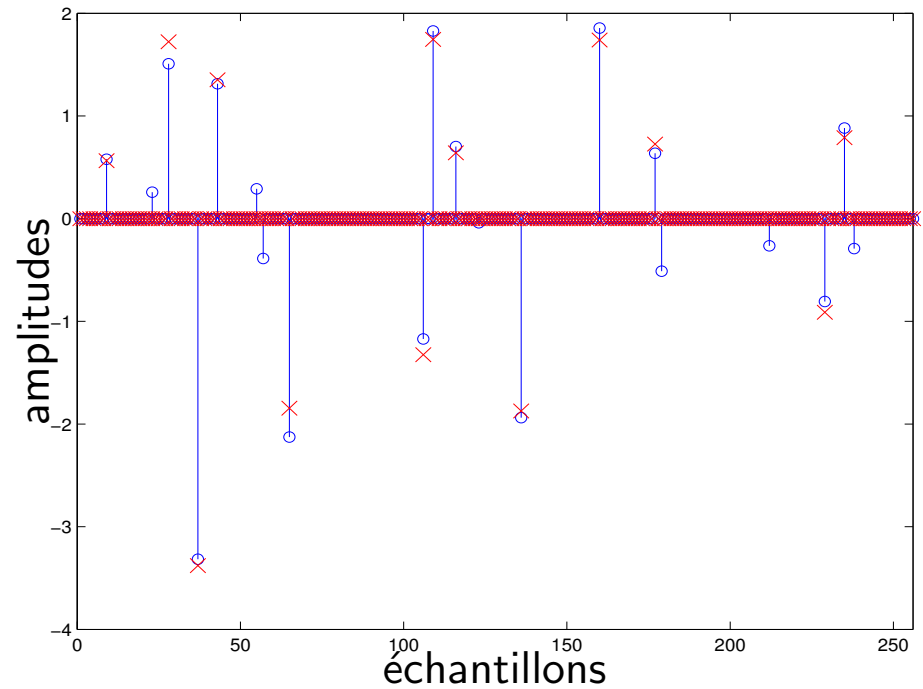
Résultats sur signaux simulés (RSB = 10)

SMLR



29,62 s, PD : 14, FA : 0, ND : 6.

Filtre HT



0,63 s, PD : 13, FA : 0, ND : 7.

○ : signal réel; × : signal estimé.

Résultats sur signaux simulés

Moyennes sur 20 simulations :

SMLR

27 s

75 % des pics détectés

1,4 % de fausses alarmes

amplitudes correctes

Filtre HT

0,4 s

70 % des pics détectés

2,7 % de fausses alarmes

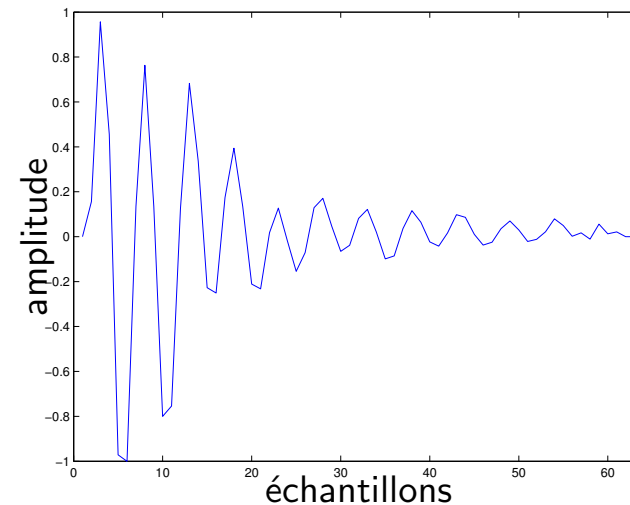
amplitudes correctes

Résultats sur signaux réels

Fréquence d'échantillonnage : $f_e = 500$ kHz.

Signal de 500 000 échantillons, sous-échantillonné afin de travailler sur 8192 échantillons.

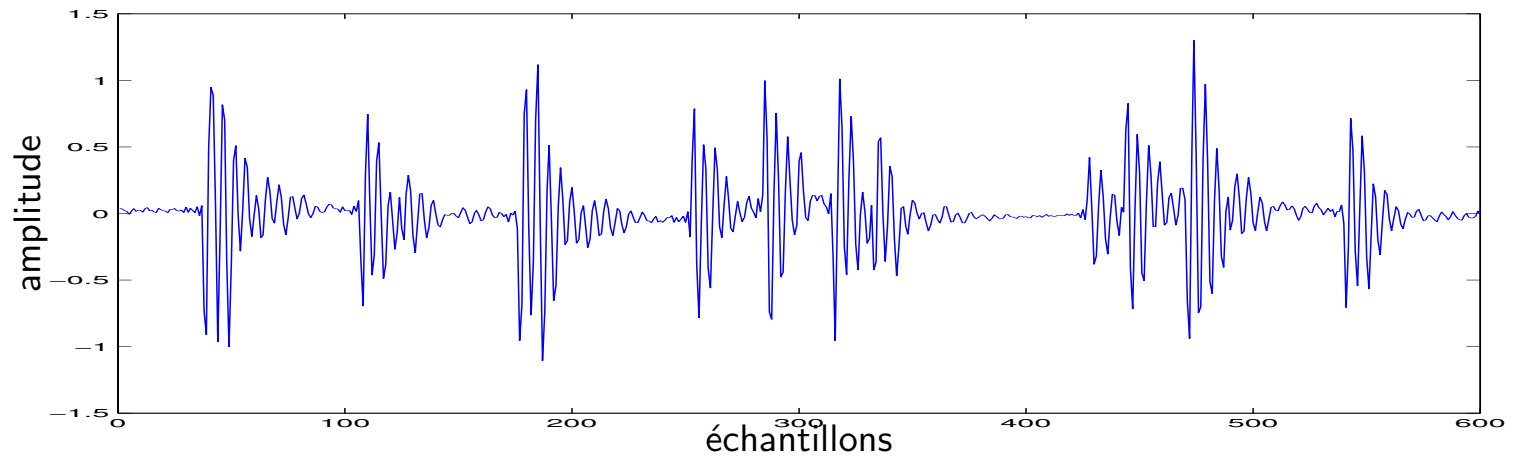
Déconvolution non aveugle \Rightarrow la réponse impulsionnelle est un extrait significatif du signal :



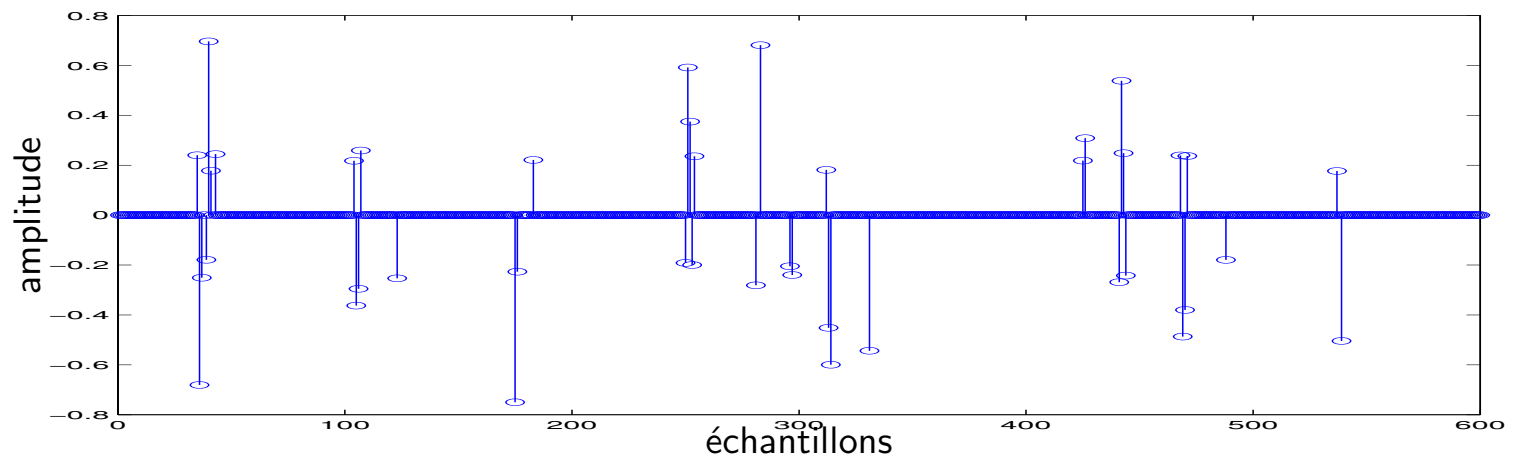
Le filtre HT donne une estimation en 12,9 s.

Résultats sur signaux réels (1/2)

mesure

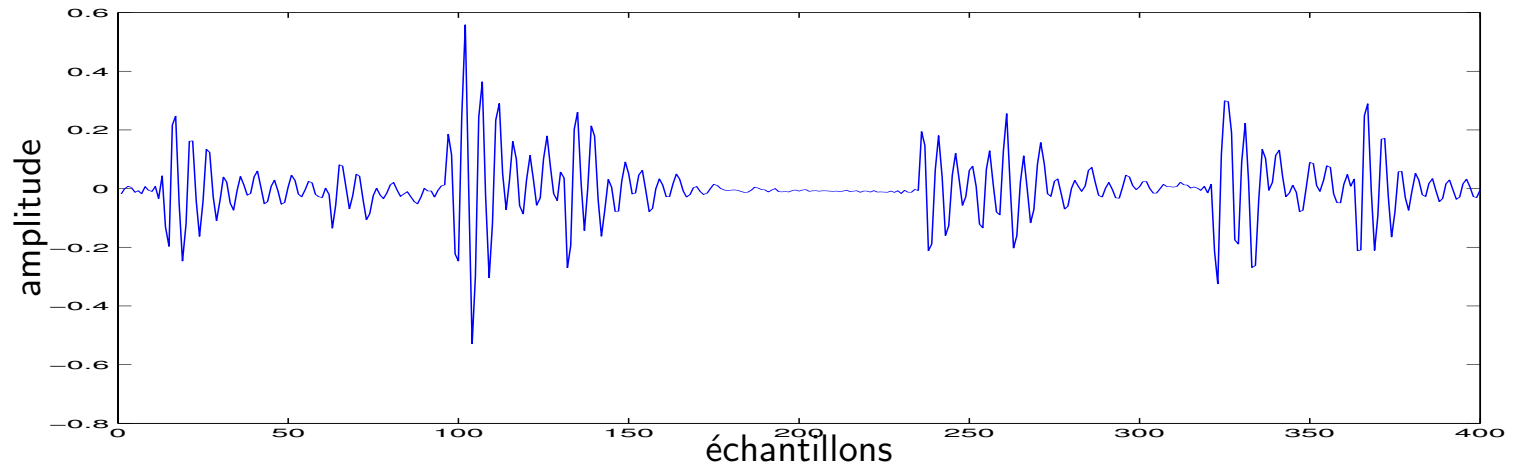


estimation

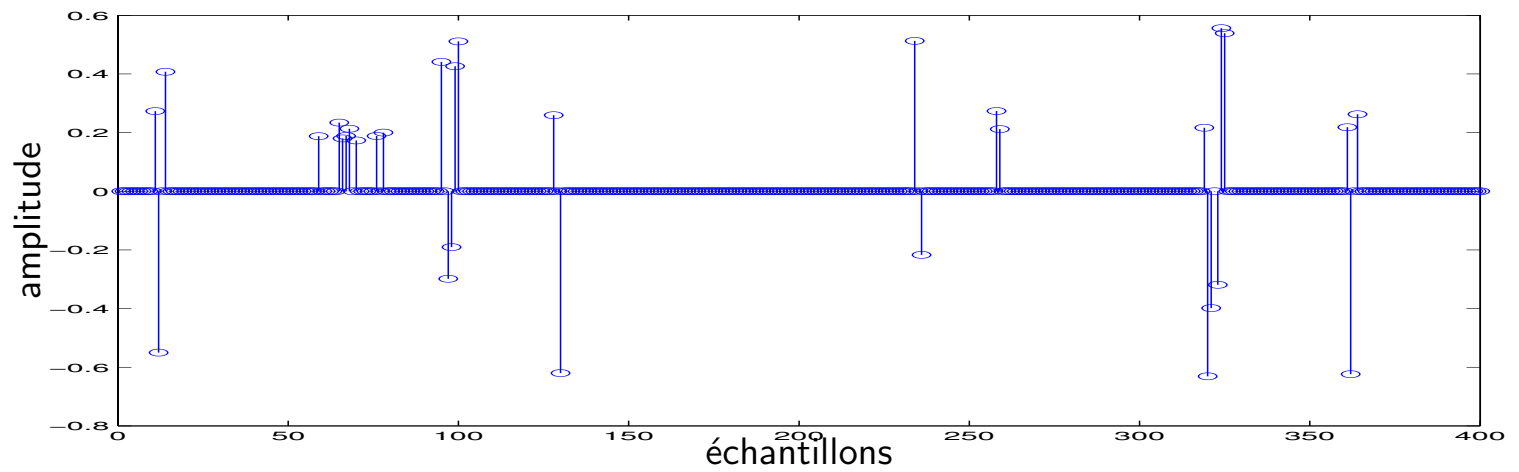


Résultats sur signaux réels (2/2)

mesure



estimation



Commentaires

- le filtre HT fonctionne (contrairement à la méthode SMLR) ;
- les DP sont bien localisées ;
- le rapport entre les amplitudes est respecté ;
- les résultats sont cohérents ;
- il existe peut être des fausses alarmes (en particulier aux endroits mitigés).

Conclusion

Conclusion

Deux méthodes de déconvolution BG ont été présentées afin d'améliorer le signal de DP :

- SMLR : très bon résultats mais méthode lente ;
- filtre HT : résultats corrects, méthode simple et rapide.

Sur signaux réels, le filtre HT donne des résultats acceptables et exploitables.

Perspective :

Donner une interprétation bayésienne du seuillage.