

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

Méthode d'Assimilation Variationnelle par ACP Probabiliste dans une Inversion Tomographie Acoustique Océanique

Mohamed Berrada, Fouad Badran, Sylvie Thiria

LOCEAN/UPMC-CEDRIC/CNAM

SECOND COLLOQUE NATIONAL D'ASSIMILATION DE DONNÉES
CNES PARIS 1-2 DÉCEMBRE 2008

Outline

Le problème
TAO

1 Le problème TAO

Méthode
variationnelle

2 Méthode variationnelle

Régularisation

3 Régularisation - Terme d'ébauche et ACP empirique

ACP
Probabiliste

4 ACP Probabiliste

Expériences et
Résultats

5 Expériences et Résultats

Conclusion et
perspectives

6 Conclusion et perspectives

Le problème TAO

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

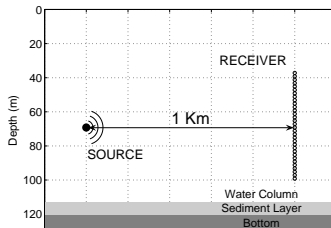
Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- Source du signal acoustic-profondeur
 $z_s = 69.2 \text{ m}$
- 32 hydrophones à une distance de
 $r = 1 \text{ km}$
- Les propriétés géoacoustique de la
couche sédiment et du fond sont
supposées connues



Environnement Yellow Shark

- Trouver le profil de la vitesse du son c à partir des mesures
 - Modèle direct (WAPE-NLBC) $\omega = (3, 5) \text{ rad/s}$, $\omega = 500 \text{ Hz}$
 - Processus d'inversion : Méthode variationnelle

Le problème TAO

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

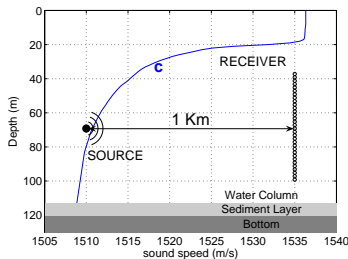
Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- Source du signal acoustic-profondeur
 $z_s = 69.2$ m
- 32 hydrophones à une distance de
 $r = 1$ km
- Les propriétés géoacoustique de la
couche sédiment et du fond sont
supposées connues



Environnement Yellow Shark

- Trouver le profil de la vitesse du son **c** à partir des mesures
 - Modèle direct (WAPE+NLBC) $\psi = G_\omega(\mathbf{c})$, $\omega = 500$ Hz
 - Processus d'inversion : Méthode variationnelle

Le problème TAO

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

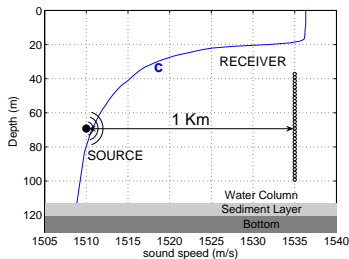
ACP

Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- Source du signal acoustic-profondeur
 $z_s = 69.2$ m
- 32 hydrophones à une distance de
 $r = 1$ km
- Les propriétés géoacoustique de la
couche sédiment et du fond sont
supposées connues



Environnement Yellow Shark

- Trouver le profil de la vitesse du son c à partir des mesures
 - Modèle direct (WAPE+NLBC) $\psi = G_\omega(c)$, $\omega = 500$ Hz
 - Processus d'inversion : Méthode variationnelle

Méthode variationnelle

- Fonction coût

$$J_o(\mathbf{c}) = (\boldsymbol{\psi} - \boldsymbol{\psi}^o)^T \mathbf{R}^{-1} (\boldsymbol{\psi} - \boldsymbol{\psi}^o)$$

- $\boldsymbol{\psi}^o$ le vecteur des observations
- $\boldsymbol{\psi} = G(\mathbf{c})$ la sortie du modèle
- \mathbf{R} matrice de variance-covariance de l'erreur d'observations

- Fonction coût (acoustique)

$$J_o(\mathbf{c}) = \text{tr} \hat{\mathbf{R}} - \frac{\boldsymbol{\psi}^T \hat{\mathbf{R}} \boldsymbol{\psi}}{\boldsymbol{\psi}^T \boldsymbol{\psi}}$$

- $\hat{\mathbf{R}}$ approximation de la matrice de corrélation spatiale des observations
- $s_j(t), j = 1, \dots, J$ signaux acoustique

- Le gradient de $J_o(\mathbf{c})$ (Adjoint par YAO)

$$\left(\frac{\partial J_o}{\partial \mathbf{c}}\right)^T = \mathbf{G}^* \left(\frac{\partial J_o}{\partial \boldsymbol{\psi}}\right)^T$$

Méthode variationnelle

- Fonction coût

$$J_o(\mathbf{c}) = (\boldsymbol{\psi} - \boldsymbol{\psi}^o)^T \mathbf{R}^{-1} (\boldsymbol{\psi} - \boldsymbol{\psi}^o)$$

- $\boldsymbol{\psi}^o$ le vecteur des observations
- $\boldsymbol{\psi} = G(\mathbf{c})$ la sortie du modèle
- \mathbf{R} matrice de variance-covariance de l'erreur d'observations

- Fonction coût (acoustique)

$$J_o(\mathbf{c}) = \text{tr} \hat{\mathbf{R}} - \frac{\boldsymbol{\psi}^T \hat{\mathbf{R}} \boldsymbol{\psi}}{\boldsymbol{\psi}^T \boldsymbol{\psi}}$$

- $\hat{\mathbf{R}}$ approximation de la matrice de corrélation spatiale des observations
- $s_j(t)$, $j = 1, \dots, 32$ signaux acoustique
- Le gradient de $J_o(\mathbf{c})$ (Adjoint par YAO)

$$\left(\frac{\partial J_o}{\partial \mathbf{c}}\right)^T = \mathbf{G}^* \left(\frac{\partial J_o}{\partial \boldsymbol{\psi}}\right)^T$$

Méthode variationnelle

- Fonction coût

$$J_o(\mathbf{c}) = (\boldsymbol{\psi} - \boldsymbol{\psi}^o)^T \mathbf{R}^{-1} (\boldsymbol{\psi} - \boldsymbol{\psi}^o)$$

- $\boldsymbol{\psi}^o$ le vecteur des observations
- $\boldsymbol{\psi} = G(\mathbf{c})$ la sortie du modèle
- \mathbf{R} matrice de variance-covariance de l'erreur d'observations

- Fonction coût (acoustique)

$$J_o(\mathbf{c}) = \text{tr} \hat{\mathbf{R}} - \frac{\boldsymbol{\psi}^T \hat{\mathbf{R}} \boldsymbol{\psi}}{\boldsymbol{\psi}^T \boldsymbol{\psi}}$$

- $\hat{\mathbf{R}}$ approximation de la matrice de corrélation spatiale des observations
- $s_j(t)$, $j = 1, \dots, 32$ signaux acoustique
- Le gradient de $J_o(\mathbf{c})$ (Adjoint par YAO)

$$\left(\frac{\partial J_o}{\partial \mathbf{c}}\right)^T = \mathbf{G}^* \left(\frac{\partial J_o}{\partial \boldsymbol{\psi}}\right)^T$$

Méthode variationnelle

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

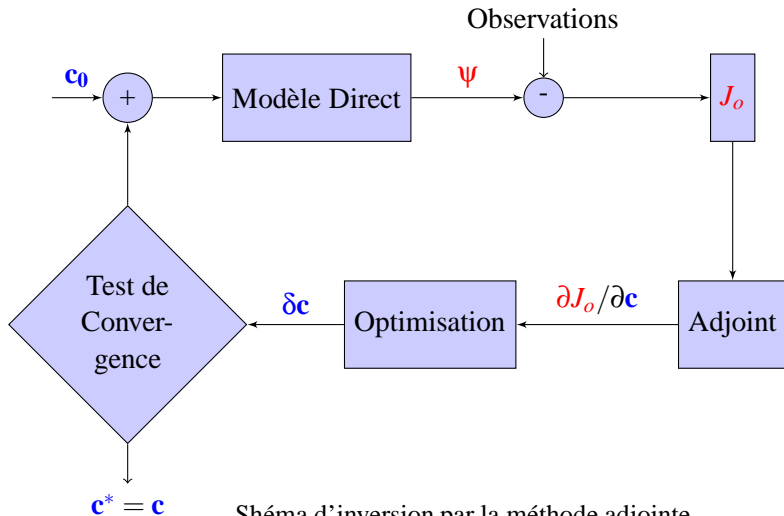


Schéma d'inversion par la méthode adjointe

Régularisation

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- Problème **mal-posé**
- **Bruit** sur les mesures

$$s(t) = s(t) + e(t), e(t) \text{ bruit (Gaussien)}$$

- Régularisation :
 - **ACP empirique** (utilisé en TAO)
 - **Terme d'ébauche** $\mathbf{c} \mapsto \mathcal{N}(\mathbf{c}_b, B)$
 $(\mathbf{c} - \mathbf{c}_b)B^{-1}(\mathbf{c} - \mathbf{c}_b)$

Régularisation

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- Problème **mal-posé**
- **Bruit** sur les mesures

$$s(t) = s(t) + e(t), e(t) \text{ bruit (Gaussien)}$$

- Régularisation :

- **ACP empirique** (utilisé en TAO)
- **Terme d'ébauche** $\mathbf{c} \leftrightarrow \mathcal{N}(\mathbf{c}_b, B)$

$$(\mathbf{c} - \mathbf{c}_b)B^{-1}(\mathbf{c} - \mathbf{c}_b)$$

Terme d'ébauche

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- Fonction coût

$$J(\mathbf{c}) = \frac{1}{T} J_o(\mathbf{c}) + \frac{1}{2} (\mathbf{c} - \mathbf{c}_b) B^{-1} (\mathbf{c} - \mathbf{c}_b), \quad T \text{ coefficient}$$

- Gradient de J

$$\left(\frac{\partial J}{\partial \mathbf{c}}\right)^T = \frac{1}{T} \mathbf{G}^* \left(\frac{\partial J_o}{\partial \psi}\right)^T + B^{-1} (\mathbf{c} - \mathbf{c}_b)$$

- Dimension de \mathbf{c}

- Corrélation des composantes de \mathbf{c}

- B matrice singulière

- Décorrélacion par changement de variable $u = F(\mathbf{c})$

- Connaissance de la physique du problème [Weaver et al. 2005]

Terme d'ébauche

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- Fonction coût

$$J(\mathbf{c}) = \frac{1}{T} J_o(\mathbf{c}) + \frac{1}{2} (\mathbf{c} - \mathbf{c}_b) B^{-1} (\mathbf{c} - \mathbf{c}_b), \quad T \text{ coefficient}$$

- Gradient de J

$$\left(\frac{\partial J}{\partial \mathbf{c}}\right)^T = \frac{1}{T} \mathbf{G}^* \left(\frac{\partial J_o}{\partial \psi}\right)^T + B^{-1} (\mathbf{c} - \mathbf{c}_b)$$

- Dimension de \mathbf{c}
- Corrélation des composantes de \mathbf{c}
- B matrice singulière
- Décorrélacion par changement de variable $u = F(\mathbf{c})$
 - Connaissance de la physique du problème [Weaver et al. 2005]

Terme d'ébauche

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- Fonction coût

$$J(\mathbf{c}) = \frac{1}{T} J_o(\mathbf{c}) + \frac{1}{2} (\mathbf{c} - \mathbf{c}_b) B^{-1} (\mathbf{c} - \mathbf{c}_b), \quad T \text{ coefficient}$$

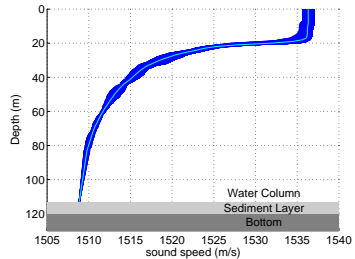
- Gradient de J

$$\left(\frac{\partial J}{\partial \mathbf{c}}\right)^T = \frac{1}{T} \mathbf{G}^* \left(\frac{\partial J_o}{\partial \psi}\right)^T + B^{-1} (\mathbf{c} - \mathbf{c}_b)$$

- Dimension de \mathbf{c}
- Correlation des composantes de \mathbf{c}
- B matrice singulière
- Décorrélacion par changement de variable $u = F(\mathbf{c})$
 - Connaissance de la physique du problème [Weaver et al. 2005]

ACP empirique

- Campagne Yellow Shark: 181 profils de vitesse du son (Hernand)
- Été 1994 au sud de l'île d'Elbe (sur 9 km)
- Un profil mesuré par 50m de distance
- Chaque profil est mesuré à $M = 113$ points en profondeur



- Nouvelle base d'ACP
 $\mathbf{c} = \mathbf{c}_b + \sum_{i=1}^q a_i \mathbf{U}_i, q \ll M$
- \mathbf{U}_i Vecteurs propres de la matrice de variance covariance empirique des données

- Filtrage de l'information
- Fonction coût

$$J_o(\mathbf{c}) = J_o(\mathbf{c}_b + \sum_{i=1}^q a_i \mathbf{U}_i) = J(\mathbf{a})$$

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

ACP empirique

- Campagne Yellow Shark: 181 profils de vitesse du son (Hernand)
- Été 1994 au sud de l'île d'Elbe (sur 9 km)
- Un profil mesuré par 50m de distance
- Chaque profil est mesuré à $M = 113$ points en profondeur
- Nouvelle base d'ACP

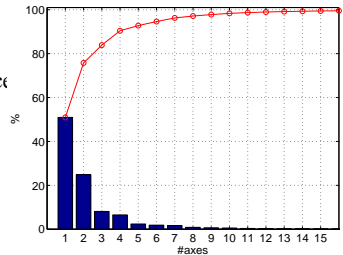
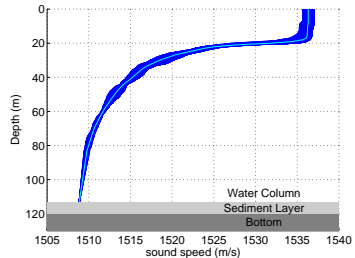
$$\mathbf{c} = \mathbf{c}_b + \sum_{i=1}^q a_i \mathbf{U}_i, \quad q \ll M$$

- \mathbf{U}_i Vecteurs propres de la matrice de variance-covariance empirique des données

● Filtrage de l'information

● Fonction coût

$$J_o(\mathbf{c}) = J_o(\mathbf{c}_b + \sum_{i=1}^q a_i \mathbf{U}_i) = J(\mathbf{a})$$



Energie des axes de l'ACP

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

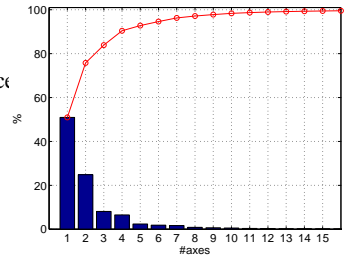
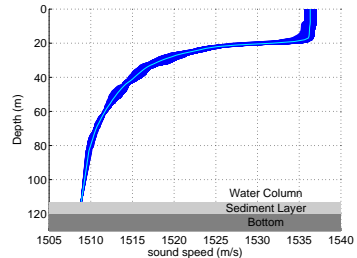
Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

ACP empirique

- Campagne Yellow Shark: 181 profils de vitesse du son (Hernand)
- Été 1994 au sud de l'île d'Elbe (sur 9 km)
- Un profil mesuré par 50m de distance
- Chaque profil est mesuré à $M = 113$ points en profondeur
- Nouvelle base d'ACP
 $\mathbf{c} = \mathbf{c}_b + \sum_{i=1}^q a_i \mathbf{U}_i, q \ll M$
- \mathbf{U}_i Vecteurs propres de la matrice de variance-covariance empirique des données
- Filtrage de l'information
- Fonction coût

$$J_o(\mathbf{c}) = J_o(\mathbf{c}_b + \sum_{i=1}^q a_i \mathbf{U}_i) = J(\mathbf{a})$$



Energie des axes de l'ACP

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

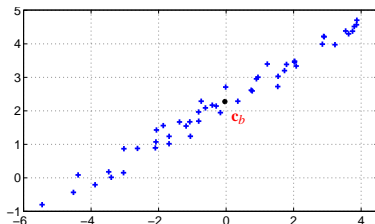
Conclusion et
perspectives

ACP Probabiliste

- $\mathbf{c} \hookrightarrow \mathcal{N}(\mathbf{c}_b, \mathbf{B})$
- Introduire $\boldsymbol{\eta} \hookrightarrow \mathcal{N}(0, I_q)$
- $\mathbf{c} = \mathbf{W}\boldsymbol{\eta} + \mathbf{c}_b + \boldsymbol{\varepsilon}$, avec
 $\boldsymbol{\varepsilon} \hookrightarrow \mathcal{N}(0, \kappa^2 I_M)$



- $\mathbf{B} = \mathbf{W}\mathbf{W}^T + \kappa^2 I_M$, $\mathbf{W} (M \times q)$
- Paramètres de l'ACPP
 - \mathbf{c}_b la moyenne des données
 - $\mathbf{W} = U(L^{1/2} - \kappa^2 I_q)$, $U = (U_1, \dots, U_q)$ et L : matrice diagonale $L = (\lambda_i)$
 - $\kappa^2 = \frac{1}{M-q} \sum_{i=q+1}^M \lambda_i$, λ_i : les valeurs propres



Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

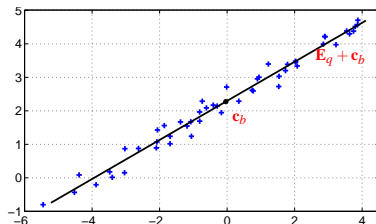
ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

ACP Probabiliste

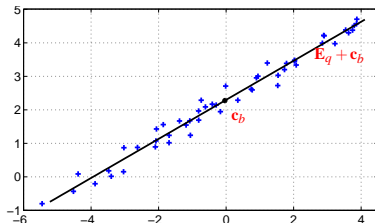
- $\mathbf{c} \hookrightarrow \mathcal{N}(\mathbf{c}_b, \mathbf{B})$
- Introduire $\boldsymbol{\eta} \hookrightarrow \mathcal{N}(0, I_q)$
- $\mathbf{c} = \mathbf{W}\boldsymbol{\eta} + \mathbf{c}_b + \boldsymbol{\varepsilon}$, avec
 $\boldsymbol{\varepsilon} \hookrightarrow \mathcal{N}(0, \kappa^2 I_M)$



- $\mathbf{B} = \mathbf{W}\mathbf{W}^T + \kappa^2 I_M$, $\mathbf{W}(M \times q)$
- Paramètres de l'ACPP
 - \mathbf{c}_b la moyenne des données
 - $\mathbf{W} = U(L^{1/2} - \kappa^2 I_q)$, $U = (U_1, \dots, U_q)$ et L : matrice diagonale $L = (\lambda_i)$
 - $\kappa^2 = \frac{1}{M-q} \sum_{i=q+1}^M \lambda_i$, λ_i : les valeurs propres

ACP Probabiliste

- $\mathbf{c} \hookrightarrow \mathcal{N}(\mathbf{c}_b, \mathbf{B})$
- Introduire $\boldsymbol{\eta} \hookrightarrow \mathcal{N}(0, I_q)$
- $\mathbf{c} = \mathbf{W}\boldsymbol{\eta} + \mathbf{c}_b + \boldsymbol{\varepsilon}$, avec
 $\boldsymbol{\varepsilon} \hookrightarrow \mathcal{N}(0, \kappa^2 I_M)$



- $\mathbf{B} = \mathbf{W}\mathbf{W}^T + \kappa^2 I_M$, $\mathbf{w}(M \times q)$
- Paramètres de l'ACPP
 - \mathbf{c}_b la moyenne des données
 - $\mathbf{W} = U(L^{1/2} - \kappa^2 I_q)$, $U = (U_1, \dots, U_q)$ et L : matrice diagonale $L = (\lambda_i)$
 - $\kappa^2 = \frac{1}{M-q} \sum_{i=q+1}^M \lambda_i$, λ_i : les valeurs propres

ACP Probabiliste

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

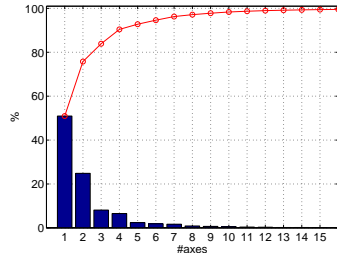
Conclusion et
perspectives

- κ^2 négligeable pour $q = 10$ ($\kappa^2 \approx 0$)

- Nouvelle fonction coût

$$J(\eta) = J_o(\mathbf{W}\eta + \mathbf{c}_b)$$

- Détourner le problème de l'estimation de B^{-1}
- η est de dimension réduite $q \ll M$ avec des composantes *décorrélées*
- Meilleur préconditionnement pour la minimisation



ACP Probabiliste

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

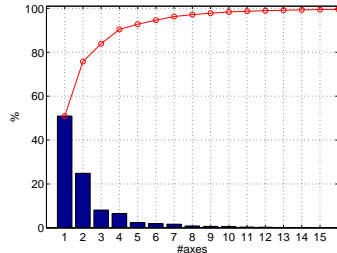
Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- κ^2 négligeable pour $q = 10$ ($\kappa^2 \approx 0$)
- Nouvelle fonction coût

$$J(\boldsymbol{\eta}) = J_o(\mathbf{W}\boldsymbol{\eta} + \mathbf{c}_b)$$

- Détourner le problème de l'estimation de B^{-1}
- $\boldsymbol{\eta}$ est de dimension réduite $q \ll M$ avec des composantes *décorrélées*
- Meilleur préconditionnement pour la minimisation



ACP Probabiliste

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

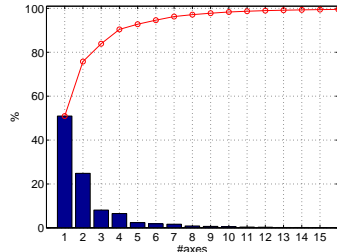
Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- κ^2 négligeable pour $q = 10$ ($\kappa^2 \approx 0$)
- Nouvelle fonction coût

$$J(\boldsymbol{\eta}) = \frac{1}{T} J_o(\mathbf{W}\boldsymbol{\eta} + \mathbf{c}_b) + \frac{1}{2} \boldsymbol{\eta}^T \boldsymbol{\eta}$$

- Détourner le problème de l'estimation de B^{-1}
- $\boldsymbol{\eta}$ est de dimension réduite $q \ll M$ avec des composantes *décorrélées*
- Meilleur préconditionnement pour la minimisation



ACP Probabiliste

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

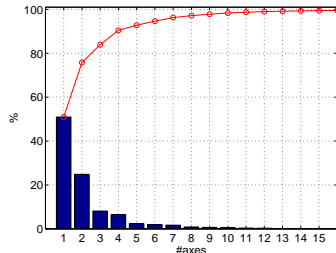
Conclusion et
perspectives

- κ^2 négligeable pour $q = 10$ ($\kappa^2 \approx 0$)

- Nouvelle fonction coût

$$J(\boldsymbol{\eta}) = \frac{1}{T} J_o(\mathbf{W}\boldsymbol{\eta} + \mathbf{c}_b) + \frac{1}{2} \boldsymbol{\eta}^T \boldsymbol{\eta}$$

- Détourner le problème de l'estimation de B^{-1}
- $\boldsymbol{\eta}$ est de dimension réduite $q \ll M$ avec des composantes **décorrélées**
- Meilleur préconditionnement pour la minimisation



Expériences et Résultats

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

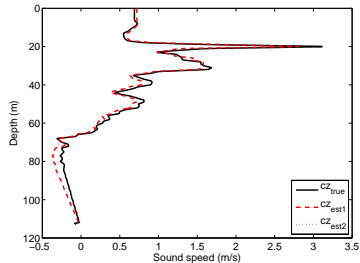
Conclusion et
perspectives

- Expériences jumelles
- Signaux acoustiques générés en utilisant la sortie du modèle direct $G_{\omega}(\mathbf{c}^*)$, $\omega = 500\text{ Hz}$
- \mathbf{c}^* est le profil à retrouver (profil le plus éloigné de la moyenne \mathbf{c}_b)
- Buit additif Gaussien d'amplitude 0.01 ($s(t) = s(t) + e(t)$)

Expériences et Résultats

- Expérience jumelle en utilisant 10 axes d'ACPP
- $\mathbf{c}^* = \mathbf{c}z_{true}$ le plus éloigné de \mathbf{c}_b

- Profil retrouvé ($\mathbf{c}z_{est1}$) et profil vrai ($\mathbf{c}z_{true}$) sont presque superposés
- Résultat moins bon sans l'ébauche ($\mathbf{c}z_{est2}$)



Profils centrés réel et estimé

- Résultats similaires pour $q = 7$
- Résultats similaires avec une autre base de profils d'un modèle Océanographique (MREA/BP07)

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

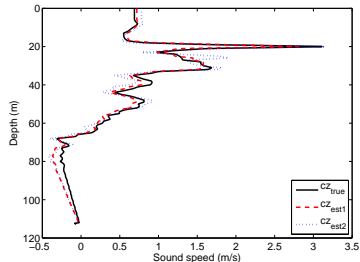
ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

Expériences et Résultats

- Expérience jumelle en utilisant 10 axes d'ACPP
- \mathbf{c}^* = \mathbf{c}_{true} le plus éloigné de \mathbf{c}_b
- Profil retrouvé (\mathbf{c}_{est1}) et profil vrai (\mathbf{c}_{true}) sont presque superposés
- Résultat moins bon sans l'ébauche (\mathbf{c}_{est2})



Profils centrés réel et estimé

- Résultats similaires pour $q = 7$
- Résultats similaires avec une autre base de profils d'un modèle Océanographique (MREA/BP07)

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

Expériences et Résultats

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

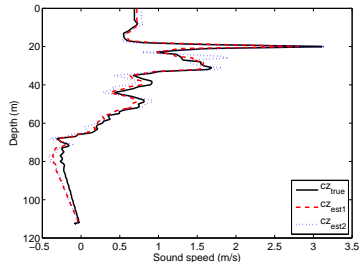
Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- Expérience jumelle en utilisant 10 axes d'ACPP
- \mathbf{c}^* = \mathbf{c}_{true} le plus éloigné de \mathbf{c}_b
- Profil retrouvé (\mathbf{c}_{est1}) et profil vrai (\mathbf{c}_{true}) sont presque superposés
- Résultat moins bon sans l'ébauche (\mathbf{c}_{est2})



Profils centrés réel et estimé

- Résultats similaires pour $q = 7$
- Résultats similaires avec une autre base de profils d'un modèle Océanographique (MREA/BP07)

Expériences et Résultats

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

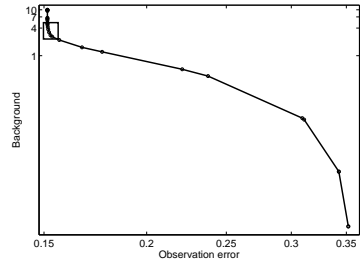
Conclusion et
perspectives

- Choix de \mathbf{T} par la méthode de "L-Curve"
- Fonction coût

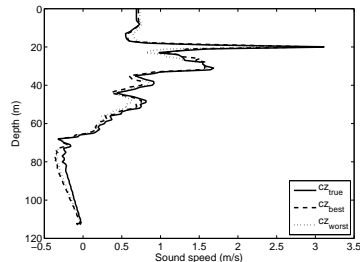
$$J(\boldsymbol{\eta}) = \frac{1}{\mathbf{T}} J_o(\mathbf{W}\boldsymbol{\eta} + \mathbf{c}_b) + \frac{1}{2} \boldsymbol{\eta}^T \boldsymbol{\eta}$$

\mathbf{T} $\times 10^{-04}$	10	5	2.5	1.25	0.625
Error[\mathbf{c}_{est}] $\times 10^{-05}$	7.58	6.24	5.54	5.48	6.27

$$\text{Error}[\mathbf{c}_{est}] = \frac{\sqrt{\sum_i |c^*(z_i) - c_{est}(z_i)|^2}}{\sqrt{\sum_i |c^*(z_i)|^2}}$$



L-Curve en base log-log



Expériences et Résultats

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

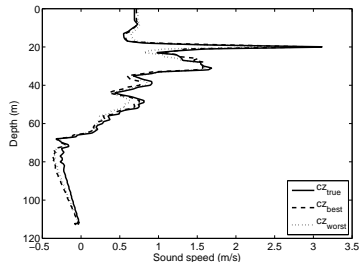
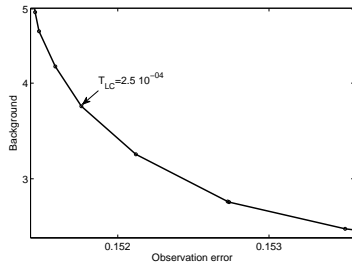
Conclusion et
perspectives

- Choix de \mathbf{T} par la méthode de "L-Curve"
- Fonction coût

$$J(\boldsymbol{\eta}) = \frac{1}{\mathbf{T}} J_o(\mathbf{W}\boldsymbol{\eta} + \mathbf{c}_b) + \frac{1}{2} \boldsymbol{\eta}^T \boldsymbol{\eta}$$

\mathbf{T} $\times 10^{-04}$	10	5	2.5	1.25	0.625
Error[\mathbf{c}_{est}] $\times 10^{-05}$	7.58	6.24	5.54	5.48	6.27

$$\text{Error}[\mathbf{c}_{est}] = \frac{\sqrt{\sum_i |c^*(z_i) - c_{est}(z_i)|^2}}{\sqrt{\sum_i |c^*(z_i)|^2}}$$



Expériences et Résultats

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

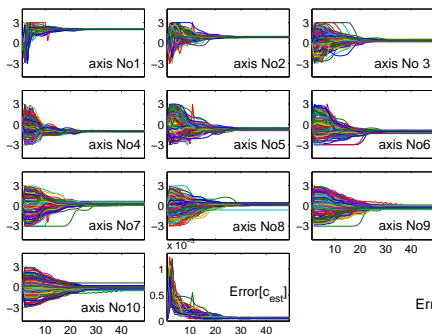
Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

● Condition initiale



Axis No	Mean value	St. dev.
1	2.01	0.02
2	0.86	0.03
3	0.37	0.07
4	-1.01	0.03
5	-0.73	0.07
6	-1.03	0.07
7	0.20	0.08
8	0.17	0.11
9	-0.20	0.12
10	-0.10	0.14
Error[c _{est}] × 10 ⁻⁵	5.80	0.50

$$\text{Error}[c_{\text{est}}] = \frac{\sqrt{\sum_i |c^*(z_i) - c_{\text{est}}(z_i)|^2}}{\sqrt{\sum_i |c^*(z_i)|^2}}$$

Conclusion

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- L'ACP Probabiliste fournit un meilleur préconditionnement pour la minimisation
- L'introduction du terme d'ébauche devient plus facile
- Bonnes performances dans le cadre d'expériences jumelles
- Résultats semblables avec d'autres profils de célérités
- Méthode locale : le profil recherché doit avoir la même forme que ceux de l'ensemble de données

Conclusion

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- L'ACP Probabiliste fournit un meilleur préconditionnement pour la minimisation
- L'introduction du terme d'ébauche devient plus facile
- Bonnes performances dans le cadre d'expériences jumelles
- Résultats semblables avec d'autres profils de célérités

- Méthode locale : le profil recherché doit avoir la même forme que ceux de l'ensemble de données

Perspectives

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- Élargir la base des profils pour plus de variabilité
 - Utilisation d'un modèle océanique
 - Classification par cartes topologiques
 - Application de l'ACPP sur les différents groupes de la classification

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- Élargir la base des profils pour plus de variabilité
 - Utilisation d'un modèle océanique
 - Classification par cartes topologiques
 - Application de l'ACPP sur les différents groupes de la classification

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

- Ce travail est supporté par le Service Hydrographique et Océanographique de la Marine Française
- Les profils Yellow Shark sont dus à M. Jean-Pierre Hermand (ULB)

Le problème
TAO

Méthode
variationnelle

Régularisation

ACP
Probabiliste

Expériences et
Résultats

Conclusion et
perspectives

Merci!