Étude bibliographique : Méthodes de localisation de sources aéroacoustiques

Alice Dinsenmeyer

Intro : localisation de sources dans le sous-sol, dans des tissus humains, dans des pièces industrielles, dans les fluides (avec ou sans écoulement, dans un espace clos ou non). La nature des sources varie. But : caractériser quantitativement/qualitativement les sources à partir de mesures obtenue en quelques points discrets de l'espace.

Contexte : Réduction du bruit des avions par la compréhension des bruits (40 fois plus d'énergie dans 1 kg de kérosène que dans 1 kg des meilleures batterie, après calcul de rendement, il reste un rapport 15 entre les 2). Enjeu : identifier les mécanismes de génération de bruit ;

historique :Dès 1976, pour répondre à des problématiques de compréhension des bruits de turboréacteur, Billingsley and Kinns (1976) réalisent des mesures simultanées à l'aide d'une antenne linéaire constituées de 14 microphones. Depuis, le nombre de capteur par antenne a augmenté, ainsi la gamme fréquentielle.

Pour chaque méthode :
-hypothèses et connaissances a priori
-avantages et inconvénient
-contexte de développement
-algorithme de résolution

4 sources de problème dans la qualité de la reconstruction :
-bruit de mesure
-modèle de propagation approché
-modèle de source approché
-pb inverse mal posé : le nombre de source est souvent bien supérieur au nombre de microphones

I. Méthodes de formation de voies

1.1. Formulation du problème

La formulation du problème direct lie le vecteur des pressions $\boldsymbol{p}$ mesurées aux M points de mesure et l'intensité des N sources $\boldsymbol{q}$ à l'aide de la matrice de transfert $\boldsymbol{G}$ qui représente le modèle de propagation des ondes acoustiques :

$$\boldsymbol{p} = \boldsymbol{G}\boldsymbol{q} \tag{1}$$

Le problème d'imagerie est donc de résoudre le problème inverse qui consiste à estimer les sources $\boldsymbol{q}$ à partir des données $\boldsymbol{p}$:

$$\tilde{\boldsymbol{q}} = \boldsymbol{W}\boldsymbol{p} \tag{2}$$

Le problème peut aussi être formulé à partir des matrices de densité interspectrale notée

1.2. Sommation cohérente de signaux : méthodes de formation de voies

Cette méthode de formation de voies se base sur l'analyse des temps de vol des ondes émises par les sources, dans un milieu dont la propagation est considérée connue. Les retards des signaux sont compensés et sommés pour chaque direction incidente (i.e. point de balayage) possible. La réponse de l'antenne est ainsi maximisée pour l'angle de balayage correspondant à l'angle d'incidence de la source.
L'intensité I de la réponse de l'antenne à un point de balayage $\boldsymbol{r}$ est :

$$I(\boldsymbol{r}) = \sum_m \alpha_m(\boldsymbol{r}) s_m(t + \tau_m), \tag{3}$$

où s_m est le signal temporel enregistré par le capteur m. τ_m est le déphasage égal au temps de vol d'une onde se propageant du point d'observation $\boldsymbol{r}$ jusqu'au capteur m : $\tau_m = \boldsymbol{r}_m/c$, avec $\boldsymbol{r}_m$ la distance géométrique du point d'observation $\boldsymbol{r}$ à la position du capteur m et c la vitesse de groupe du son dans le milieu d'observation. α_m un terme d'amplitude pouvant contenir une pondération des capteurs ou une correction d'amplitude liée à des pertes, atténuation géométrique, etc. L'intensité est donc maximale quand les signaux retardés sont en phase.
Le terme de déphasage peut également compenser un effet Doppler lorsque la source se déplace à une vitesse connue (Howell et al., 1986), ou encore l'effet d'un écoulement connu sur la propagation de l'onde source.

citation : pereira ?

Cette méthode est très utilisée car elle offre beaucoup de flexibilité sur la position des capteurs et est simple à mettre en œuvre. Cependant, elle offre une résolution fortement dépendante de la géométrie de l'antenne.

référence

inconvénient : quantification difficile car chaque source est estimée comme si elle est la seule. ref prise en compte des réflexions : -ajouter la contribution des sources images au processus de formation de voies. B. A. Fenech, "Accurate aeroacoustic measurements in closed-section hard-walled wind tunnels," Ph.D. dissertation, University of Southampton, June 2009

remarque : en beamforming classique, doubler le nombre de micro améliore le RSB de 3db

1.2.1 Vecteur de pointage indépendant des données

Le vecteur de pointage correspond au poids attribué à chaque microphone avant de sommer leur réponse. En tous points focal i du plan de recherche de source, le vecteur de pointage est comparé à la pression mesurée par les microphones. Ainsi, le produit scalaire $\boldsymbol{w}_i'\boldsymbol{p}$ entre le vecteur de pointage $\boldsymbol{w}_i$ conjugué transposé (symbole $'$) et le vecteur des pressions $\boldsymbol{p}$ est maximal lorsque les vecteurs sont colinéaires. Le vecteur de pointage est donc associé à un modèle de source. Le modèle de source choisi ici est un ensemble de sources ponctuelles décorrélées. Une source a pour fonction de transfert du point focal i au microphone m :

$$h_{im} = \frac{e^{-jkr_{mi}}}{4\pi r_{mi}}. \tag{4}$$

Donc, le vecteur des pression pour une source ponctuelle au point i d'amplitude A_i est $\boldsymbol{p} = A_i\boldsymbol{h}_i$.

La formation de voies peut être vue comme la solution d'un problème d'optimisation : afin d'optimiser le vecteur de pointage, on cherche à minimiser l'écart entre l'amplitude estimée $\boldsymbol{w}_i'\boldsymbol{p}$ et l'amplitude réelle A_i. Cette fonction coût est défini à partir d'une densité spectrale $E[\bullet]$ puisque les sources sont des grandeurs aléatoires :

$$J = E\left[(\boldsymbol{w}_i'\boldsymbol{p} - A_i)(\boldsymbol{w}_i'\boldsymbol{p} - A_i)^*\right] \tag{5}$$

$$= \boldsymbol{w}_i'\boldsymbol{S_{pp}}\boldsymbol{w}_i - \boldsymbol{w}_i'\boldsymbol{h}_i G_{ii} - \boldsymbol{h}_i' G_{ii}' \boldsymbol{w}_i + G_{ii} \tag{6}$$

* est l'opérateur conjugué, $\boldsymbol{S_{pp}} = E[\boldsymbol{p}\boldsymbol{p}']$ et $G_{ii} = E[A_i A_i']$, soit :

$$\frac{\partial J}{\partial \boldsymbol{w}_i'} = 0 \quad \Leftrightarrow \quad \boldsymbol{w}_i = \frac{\boldsymbol{h}_i}{\boldsymbol{h}_i'\boldsymbol{h}_i}. \tag{7}$$

Le vecteur de pointage correspond donc au vecteur des fonctions de transferts normalisé de façon à que l'amplitude $S_i = \boldsymbol{w}_i'\boldsymbol{p}$ soit égale à 1 quand $\boldsymbol{p} = \boldsymbol{h}_i$.

En présence d'un bruit décorrélé à chaque microphone, on peut montrer que le vecteur de pointage devient :

$$\boldsymbol{w}_i = \frac{\boldsymbol{h}_i}{\boldsymbol{h}_i'\boldsymbol{h}_i + \gamma}, \tag{8}$$

avec $\gamma = G_{nn}/G_{ii}$, G_{nn} étant les termes diagonaux de la matrice interspectrale du bruit aux microphones.

meilleure résolution
DORT
MUSIC, CAPON, DORT (pas d'hypothèse sur la distance source-antenne, équation d'euler linéarisées invariantes par RT en changeant le sens de l'écoulement moyen (Localisation de source acoustique en soufflerie anéchoïque par deux techniques d'antennerie : formation de voies et retournement temporel numérique par Thomas Padois))
Décomposition en sous-espaces "Orthogonal Beamforming" :
===================================
Generalize Inverse Beamforming ?
SAFT, TFM

holographie, séparation de champ ? retournement temporel ? contrainte de parcimonie ?

1.2.2 Construction d'un vecteur de pointage à partir des données

Certaines méthodes de localisation n'utilisent pas un modèle de source mais construisent le vecteur de pointage à partir de l'ensemble des covariances des signaux de mesure.
Schmidt (1986) propose de minimiser l'énergie en sortie du processeur tout en conservant une contrainte de normalisation que le vecteur de pointage est dans la direction de la source (méthode dite "à variance minimale") : minimiser $\boldsymbol{w}_i' \boldsymbol{S_{pp}} \boldsymbol{w}_i$ sous la contrainte $\boldsymbol{w}_i' \boldsymbol{h}_i = 1$. On résout donc, en utilisant le multiplicateur de Lagrange λ :

$$\frac{\partial J}{\partial \boldsymbol{w}_i} = 0 \qquad \text{et} \qquad \frac{\partial J}{\partial \lambda} = 0 \tag{9}$$

avec la fonction coût :

$$J = \boldsymbol{w}_i' \boldsymbol{S_{pp}} \boldsymbol{w}_i + \lambda(\boldsymbol{w}_i' \boldsymbol{h}_i + \boldsymbol{h}_i' \boldsymbol{w}_i). \tag{10}$$

La résolution de ces 2 équations permet de construire le vecteur de pointage :

$$\boldsymbol{w}_i = \frac{\boldsymbol{S}_{\boldsymbol{pp}}^{-1} \boldsymbol{h}_i}{\boldsymbol{h}_i' \boldsymbol{S}_{\boldsymbol{pp}}^{-1} \boldsymbol{h}_i}. \tag{11}$$

L'algorithme MUltiple Signal Classification (MUSIC, Schmidt (1986)) propose une décomposition en valeurs propres de la matrice interspectrale $\boldsymbol{S_{pp}}$ pour la décomposer en 2 sous-espaces, l'un associé au signal et l'autre au bruit, afin de diminuer la contribution énergétique du bruit.

Ces méthodes font l'hypothèse de sources décorrélées et sont sensibles au non-respect de cette hypothèse. Des stratégies peuvent être mises en place pour prendre en compte la cohérence des sources (Jiang Y and Stoica P. CAPON beamforming in the presence of steering vector errors and coherent signals. In : Proceedings of the adaptive sensor array processing (ASAP) workshop, Lexington, MA, USA, 11–13 March 2003.). De plus, l'utilisation des signaux de mesure pour construire le vecteur de pointage rend ce méthode sensibles à la qualité de ce mesures. Pour contourner cette limitation, une pondération peut être ajoutée à la diagonale de la matrice interspectrale (Li et al., 2003).

II. Ajout d'une étape de déconvolution

La distribution de sources obtenue obtenue par une méthode d'imagerie peut être vue comme la convolution entre la distribution de sources et la fonction d'étalement du point (PSF : point spread function). La PSF est comparable à une réponse impulsionnelle du système d'imagerie. En formation de voies, la PSF est souvent connue (Measurement of Phased Array Point Spread Functions for use with Beamforming) : elle est composée d'un lobe principal et de lobes secondaires.

Ces lobes diminuent notamment le pouvoir de séparation des sources, surtout à basse fréquence ou si les sources sont proches ou multipolaires. Si la PSF est connue, on peut, en principe, déconvoluer la distribution de source calculée afin de réduire l'intrusion des lobes secondaires.

On distingue 2 types de lobes secondaires :
-ceux généré par la forme générale de l'antenne (le fait qu'elle soit d'une surface finie) : peuvent être corrigés en appliquant une fenêtre d'appodisation diminuant la sensibilité des microphones situés sur les bords de l'antenne.
-ceux liés à l'espacement entre les microphones

La PSF des méthodes inverses est plus difficile à estimer car elle dépend des données de mesure. C'est pourquoi les méthodes de déconvolution y sont moins appliquées.

DAMAS Brooks and Humphreys (2006) (deconvolution approach for the mapping of acoustic sources)

Spectral Estimation Model Correction de différence entre deux matrices de covariance minimisée avec un gradient conjugué (D. Blacodon, G. Elias, Level estimation of extended acoustic sources using an array of microphones, American Institute of Aeronautics and Astronautics Paper 2003-3199, 2003)
Contrainte de positivité sur la solution de source difficile à appliquer ?

CLEAN Dougherty and Stoker (1998) présente 3 façons de réduire les lobes secondaires liés au positionnement des michrophones sur l'antenne :
-CSM weighting : réduire le poids des termes de la CSM (cross-spectral matrix) correspondant aux paires de microphones dont l'espacement fait qu'ils apportent une information redondante (par exemple 2 microphones sur la même branche d'une antenne en croix)
-robust adaptative beamforming = minimum variance algorithm = CAPON
-CLEAN algorithme.
De ces trois méthodes, CLEAN ressort comme étant la plus efficace

Hypothèse sur l'algo CLEAN : le vecteur source est parcimonieux : le champ source recherché est constitué de points sources. Principe de l'algorithme CLEAN (Hogbom, 1974) : on extrait la plus grande valeur du champ source issu du beamforming, on la note comme un point source, on lui retire un petit gain convolué avec la fonction d'étalement, et on réitère jusqu'à ce que la plus grande valeur atteigne un seuil.

Cette méthode est une heuristique (algorithme d'approximation) de type "matching pursuit".

détailler "Matching pursuit"

Dans le genre "Matching pursuit", parler aussi de OMP
L'algorithme OMP (Orthogonal mathching pursuit)
: DAMAS, CLEAN-SC, TIDY +amélioration par déconvolution , ex :DAMAS, SEM, NNLS

III. Approche bayésienne

Rappel des estimation de sources et du paramètre de régularisation proposés par Antoni 2012.

la probabilité est la traduction d'un état de connaissance du système.

Principe général des probabilités bayésiennes : on choisit une distribution a priori décrivant la fonction à modéliser [$\boldsymbol{q}$]. Cette distribution est corrigée progressivement sous forme de fonction de vraisemblance à partir des observations [$\boldsymbol{p}|\boldsymbol{q}$]. Prises ensemble, la distribution a priori et la fonction de vraisemblance permettent de construire la distribution a posteriori : $[\boldsymbol{q}|\boldsymbol{p}] = [\boldsymbol{p}|\boldsymbol{q}][\boldsymbol{q}]/[\boldsymbol{p}]$.

3.1. Formulation probabiliste du problème direct

Le problème direct revient à exprimer la pression $\boldsymbol{p}$ au niveau de l'antenne de microphones en fonction du champ source $\boldsymbol{q}$ et du modèle de propagation acoustique $\boldsymbol{G}$.
Le champ source $q(\boldsymbol{r})$ peut est décomposé sur une base de K fonctions spatiales $\phi_k(\boldsymbol{r})$ normalisées :

$$q(\boldsymbol{r}) = \boldsymbol{c} \cdot \boldsymbol{\phi} \tag{12}$$

Les inconnues du problèmes sont donc les fonctions ϕ_k, les coefficients c_k qui dépendent des mesures et leur nombre K.

L'approche bayésienne propose de voir ces coefficients comme des variables aléatoires et d'étudier leur probabilité conditionnée aux mesures $[q(\boldsymbol{c}, \boldsymbol{\phi})|\boldsymbol{p}]$. Si cette probabilité est élevée, ça signifie que les mesures expliquent précisément le champ source q. L'objectif est donc d'estimer ces variables de façon à ce qu'elles expliquent au mieux les mesures $\boldsymbol{p}$. Ces estimations de $\boldsymbol{\phi}$ et de $\boldsymbol{c}$ sont notées respectivement $\hat{\boldsymbol{\phi}}$ et $\hat{\boldsymbol{c}}$ telles que :

$$(\hat{\boldsymbol{c}}, \hat{\boldsymbol{\phi}}) = \text{Argmax}[q(\boldsymbol{c}, \boldsymbol{\phi})|\boldsymbol{p}] \tag{13}$$

La loi de Bayes permet d'exprimer $[q(\boldsymbol{c}, \boldsymbol{\phi})|\boldsymbol{p}]$ ainsi :

$$[q(\boldsymbol{c}, \boldsymbol{\phi})|\boldsymbol{p}] = \frac{[\boldsymbol{p}|q(\boldsymbol{c}, \boldsymbol{\phi})][q(\boldsymbol{c}, \boldsymbol{\phi})]}{[\boldsymbol{p}]}. \tag{14}$$

En prenant le logarithme négatif de la quantité à maximiser, on peut définir une fonction coût à minimiser :

$$J(\boldsymbol{c}, \boldsymbol{\phi}) = -\ln[q|\boldsymbol{p}] = -\ln[\boldsymbol{p}|q] - \ln[q] + \ln[\boldsymbol{p}] \tag{15}$$

Le bruit de mesure $\boldsymbol{n}$ a une distribution gaussienne et par conséquent (?), $[\boldsymbol{p}|q]$ suit également une loi gaussienne. En introduisant la matrice de covariance $\mathbb{E}\{\boldsymbol{n}\boldsymbol{n}^*\} = \beta^2\boldsymbol{\Omega}_B$ (β^2 étant l'énergie moyenne du bruit, $\boldsymbol{\Omega}_B$ matrice connue selon la nature du bruit) :

$$[\boldsymbol{p}|q, \beta^2] = \mathcal{N}_c(\boldsymbol{G}\boldsymbol{q}, \beta^2\boldsymbol{\Omega}_B = \frac{1}{\pi^M\beta^{2M}|\boldsymbol{\Omega}_N|}\exp\left(-\frac{1}{\beta^2}||\boldsymbol{p} - \boldsymbol{G}\boldsymbol{q}||^2_{\boldsymbol{\Omega}_N}\right) \tag{16}$$

Une distribution gaussienne est également choisie pour la densité de probabilité des sources, de moyenne nulle et de variance $\mathbb{E}\{\boldsymbol{q}\boldsymbol{q}'\} = \alpha^2\boldsymbol{\Omega}_q$:

$$[\boldsymbol{q}|\alpha^2] = \mathcal{N}_c(\boldsymbol{0}, \alpha^2\boldsymbol{\Omega}_q) = \frac{1}{\pi^K\alpha^{2K}|\boldsymbol{\omega}_q|}\exp\left(-\frac{1}{\alpha^2}||\boldsymbol{q}||^2_{\boldsymbol{\Omega}_q}\right) \tag{17}$$

α^2 et β^2 sont appelés les hyperparamètres.

Notes :
vraisemblance : adéquation entre une distribution observée (sur échantillon) et la loi de proba qui décrit la population dont est issu l'échantillon fonction de vraisemblance : la vraisemblance varie en fonction des paramètres de la loi choisie. Paramètre s'appelle généralement θ. Sert donc a ajuster des observations à une loi.
https://en.wikipedia.org/wiki/Bayesian_interpretation_of_kernel_regularization :
Dans le contexte de régression, la fonction de vraisemblance (

$$p|q$$

) sont souvent supposé suivre une distribution gaussienne, car "corrompues" par du bruit gaussien. Les observation sont supposées indépendantes et identiquement distribuées, ce qui fait qu'il est possible de factoriser la fonction de vraisemblance sur chaque point de mesure.

3.2. Estimation des hyperparamètres et des sources

3.2.1 Estimateur MAP

La résolution du problème inverse se fait donc par l'estimation de la probabilité $[\boldsymbol{q}|\boldsymbol{p}, \alpha^2, \beta^2]$. Le vecteur $\boldsymbol{q}$ est ainsi approché en observant sa valeur la plus probable d'après les données, le "Maximum a posteriori" (MAP) :

$$\begin{aligned} \tilde{\boldsymbol{q}}_{MAP} &= \text{Argmax}[\boldsymbol{q}|\boldsymbol{p}, \alpha^2, \beta^2] && (18) \\ &= \text{Argmax}\left([\boldsymbol{p}|\boldsymbol{q}][\boldsymbol{q}]\right) \text{ d'après } 14 && (19) \end{aligned}$$

-

3.2.2 MCMC

algo : Metropolis-Hasting

3.3. Régularisation bayésienne

Le paramètre de régularisation peut être estimé par une approche bayésienne. objectif : développer un formalisme généralisant les diverses approches développées pour chaque contexte d'imagerie ; prendre en compte le maximum d'informations a priori connues.

Les informations connues a priori peuvent être incertaines et décrites par une densité de probabilité. L'approche bayésienne permet donc de prendre en compte ces informations "incertaines".
Dans cette approche, les paramètres inconnus (sources acoustiques) sont exprimés en fonction des données de mesures selon la loi de Bayes :

$$[x|y] = \frac{[y|x][x]}{[y]} \tag{20}$$

où la notation $[y]$ est la densité de probabilité de la variable x et $[x|y]$ est la densité de probabilité de x conditionnée à la variable y

Calcul de l'intervalle de confiance ? ?

Références

J. Billingsley and R. Kinns. The acoustic telescope. *Journal of Sound and Vibration*, 48(4) :485 – 510, 1976.

T. F. Brooks and W. M. Humphreys. A deconvolution approach for the mapping of acoustic sources (damas) determined from phased microphone arrays. *Journal of Sound and Vibration*, 294(4) :856 – 879, 2006.

D. F. Comesaña, S. Steltenpool, G. C. Pousa, H.-E. de Bree, and K. R. Holland. Scan and paint : Theory and practice of a sound field visualization method. *ISRN Mechanical Engineering*, 2013(ID 241958), 2013.

R. P. Dougherty and R. W. Stoker. Sidelobe suppression for phased array aeroacoustic measurements. *American Institute of Aeronautics and Astronautics*, Paper 98-2242, 1998.

J. A Hogbom. Aperture Synthesis with a Non-Regular Distribution of Interferometer Baselines. *Astron. Astrophys. Suppl. Ser.*, 15 :417–426, 1974.

G.P. Howell, A.J. Bradley, M.A. McCormick, and J.D. Brown. De-dopplerization and acoustic imaging of aircraft flyover noise measurements. *Journal of Sound and Vibration*, 105(1) :151 – 167, 1986.

J. Li, P. Stoica, and Z. Wang. On robust capon beamforming and diagonal loading. *Trans. Sig. Proc.*, 51(7) : 1702–1715, 2003.

R. 0. Schmidt. Multiple emitter location and signal parameter estimation. *IEEE Transactions on antennas and propagation*, AP-34(3) : p. 276–280, 1986.