

Identification et déconvolution d'un modèle de dispersion de pollution dans un cadre multi-sources

Eric TERNISIEN¹ - Gilles ROUSSEL²

¹Centre de Recherche en Automatique de Nancy
IUT de Saint-Dié des Vosges, 11 rue de l'Université, 88100 Saint-Dié des Vosges, France

²Laboratoire d'Analyse des Systèmes du Littoral
Université du Littoral- Côte d'Opale, Maison de la recherche Blaise Pascal, 50 rue Ferdinand
Buisson, BP699, 62228 Calais cedex, France

`eric.ternisien@iutsd.uhp-nancy.fr`
`Gilles.Roussel@lasl.univ-littoral.fr`

Résumé— Nous proposons d'aborder ici le problème de l'estimation de la matrice A d'un système d'état discret (A, B, C) , image d'un modèle linéaire de transport-diffusion multi-sources-multi-capteurs à partir des observations $y(n)$. Les sources sont localisées, mais leurs évolutions temporelles sont inconnues et leurs déconvolutions sont un objectif. Dans cette étude, l'utilisation de méthodes d'identification de type sous-espace nous permet d'envisager l'estimation de \hat{A} comme l'optimisation d'un critère dont les termes correspondent à l'orthogonalisation des sous-espaces sources respectifs et bruit. Pour cela, on supposera la direction et la vitesse d'advection connues (*i.e* le vent). L'estimation des paramètres manquants des systèmes source-capteurs nous permet ensuite d'aborder l'étape de déconvolution temporelle des flux de sources.

Mots-clés— Identification aveugle, Modèle de dispersion, Modèle d'état, Déconvolution.

I. INTRODUCTION

Retrouver le débit d'émission de plusieurs sources actives simultanément peut se concevoir selon deux approches. La première, résolument statistique, consiste à prendre des hypothèses sur la densité de probabilité des sources et leur indépendance mutuelle. On est alors amené à utiliser des méthodes de séparation de sources, actuellement en plein essor. L'autre approche, plus déterministe, consiste à inverser un modèle de dispersion multi-sources, choisi *a priori* et sensé représenter de la manière la plus fidèle possible les phénomènes de transport et de diffusion anisotrope qui sont à la base du comportement de la pollution atmosphérique. Effectuer l'estimation de l'état de la pollution sur une zone d'intérêt à partir des mesures issues de quelques capteurs dispersés est un problème très important. Il porte souvent le nom d'assimilation de données. Lorsque l'on s'intéresse plus spécifiquement aux causes, en caractérisant les sources, on cherche alors à estimer divers paramètres du système ainsi modélisé (détection, localisation, restauration, identification). Divers cas peuvent être abordés [1], [2], [3], [4]. Cependant, rares sont ceux qui s'attachent à estimer les paramètres indéterminés du modèle avant de l'inverser. Cette étude, se classant dans cette dernière méthode, est consacrée à l'application d'une technique d'identification à entrées inconnues pour l'estimation de paramètres man-

quants d'un modèle de dispersion de pollution. Elle est le prolongement d'un travail initialement ciblé au cas mono-source. Si le modèle est correctement identifié, il est alors envisageable de procéder à la déconvolution des mesures de concentration pour l'estimation des débits aux sources. Alors que dans le cas statistique cet objectif est compliqué par l'ambiguïté qu'entraîne le mélange des contributions relatives à plusieurs sources, l'approche déterministe s'affranchie complètement de cette difficulté car le modèle multi-canaux est structurellement et spectralement défini par le modèle direct. Nous optons dans cette étude pour un modèle de conservation de masse à opérateurs linéaires par rapport aux débits et au temps. Certes le comportement réel est plus complexe, surtout lorsque l'on veut prendre en considération les réactions chimiques dont certaines espèces sont le siège. Nous écartons ces cas en nous concentrant essentiellement au cas des espèces primaires peu réactives, par exemple le cas des particules fines à l'échelle locale. Alors que la mesure du vent est chose aisée, l'estimation des paramètres résumant la diffusion turbulente du milieu de dispersion pose de vrais problèmes. Pour s'affranchir de sa mesure, l'estimation d'un paramètre de diffusion peut s'envisager en utilisant une méthode d'identification des paramètres d'un système à entrées inconnues (les sources), à partir des observations aux capteurs et du modèle d'état représentant la connaissance du système. Ce travail a déjà donné lieu à des résultats dans [5], [6], [7]. Ici, nous conservons les fondements de la méthode de sous-espace dont la présence de sources multiples ne remet pas en cause, comme nous le montrons, son application. Au contraire, l'apport informationnel renforce la précision de l'estimation en enrichissant le spectre de l'excitation. Nous terminerons cette présentation, en rappelant l'implémentation de la méthode de déconvolution basée sur une approche robuste de commande optimale, à partir du système d'état préalablement identifié. Cette méthode présente l'avantage d'éviter une inversion directe du modèle et offre des propriétés de stabilité indiscutables.

II. MODÈLE D'ÉTAT DE L'ÉQUATION DE DISPERSION

Les modèles d'écoulement fluidiques réactifs du type déterministe donnent lieu à des équations aux dérivées partielles où intervient un couplage entre cinétique chimique, transport et diffusion. Dans le cas qui nous préoccupe, l'équation décrivant l'évolution de la concentration est, dans le cas de sources ponctuelles :

$$\begin{aligned} \frac{\partial v(x, y, z, t)}{\partial t} + \nabla \cdot (Uv(x, y, z, t)) \\ = \nabla \cdot (K \cdot \nabla v(x, y, z, t)) + \chi(v(x, y, z, t)) + S_1(x_1, y_1, z_1, t) \\ + \dots + S_{n_s}(x_{n_s}, y_{n_s}, z_{n_s}, t) \end{aligned} \quad (1)$$

Nous évoquerons seulement le cas bidimensionnel qui constitue une approximation acceptable lorsque les écarts d'altitude entre la source et les différents capteurs sont négligeables vis à vis des dimensions de l'espace des observations. Pour cette étude, les hypothèses simplificatrices suivantes sont énoncées :

- Les recombinaisons chimiques $\chi(v(\cdot))$ ne sont pas considérées (hypothèse réaliste si l'on s'intéresse à une espèce chimique très peu réactive où n'ayant pas eu le temps de réagir pendant le temps de son transport à l'échelle locale).
- Les éléments diagonaux K_x, K_y du tenseur de diffusion K sont pris constants spatialement et temporellement.
- Le vecteur vent U (défini par ses composantes U_x et U_y) est supposé constant et connu en direction et en intensité dans la fenêtre temporelle d'observation.

La forme du modèle devient donc :

$$\begin{aligned} \frac{\partial v(x, y, t)}{\partial t} + U_x \frac{\partial v(x, y, t)}{\partial x} + U_y \frac{\partial v(x, y, t)}{\partial y} \\ = K_x \frac{\partial^2 v(x, y, t)}{\partial x^2} + K_y \frac{\partial^2 v(x, y, t)}{\partial y^2} + S_1(x_1, y_1, t) \\ + \dots + S_{n_s}(x_{n_s}, y_{n_s}, t) \end{aligned} \quad (2)$$

Lorsque le maillage est suffisamment fin, l'utilisation des différences finies, et plus spécifiquement de la méthode décentrée en espace dite méthode "upwind" [8] mène à un modèle discrétisé de la forme :

$$\begin{aligned} \Upsilon_{i,j}^{n+1} = m_1 \Upsilon_{i+1,j}^n + m_2 \Upsilon_{i,j}^n + m_3 \Upsilon_{i-1,j}^n \\ + m_4 \Upsilon_{i,j+1}^n + m_5 \Upsilon_{i,j-1}^n + m_6 (S_{1,i,j}^n + \dots + S_{n_s,i,j}^n) \end{aligned} \quad (3)$$

qui peut se mettre sous la forme d'un modèle d'état comportant une équation d'état décrivant l'évolution de la concentration sur la zone observée, et une équation d'observation permettant la capture des signaux capteurs :

$$\begin{cases} \Upsilon^{n+1} = A \Upsilon^n + m_6 B S^n \\ y^n = C \Upsilon^n \end{cases} \quad \text{avec} \quad S^n = \begin{pmatrix} S_1 \\ \vdots \\ S_{n_s} \end{pmatrix} \quad (4)$$

y^n est le vecteur d'observation obtenu à l'aide des capteurs situés dans la zone à observer. Cette représentation d'état a la particularité de séparer le terme d'évolution du vecteur d'état $A \Upsilon^n$ du terme de commande $B S^n$ lié aux sources. L'estimation de ce système conduit donc à la caractérisation de la dispersion d'un point de vue spatial et temporel. La matrice A modélise la réponse libre du système de dispersion selon la définition analytique de l'équation différentielle (2).

Le vecteur d'état est donc l'image de la concentration sur la zone de taille $((L \times k) \times (l \times h))$ (h et k étant les pas spatiaux) observée à l'instant t . La matrice A est une matrice tri-diagonale par blocs où chaque bloc dépend des paramètres m_i de l'équation (3).

Les matrices B et C sont construites en fonction des positions respectives des sources et des capteurs. Dans ces matrices, le 1 correspond à la présence d'une source ou d'un capteur dans la maille et le 0 à une maille libre. La matrice B possède autant de colonnes que de sources, et la matrice C autant de lignes que de capteurs.

$$B = \begin{pmatrix} 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ 0 & & 1 \\ \vdots & & \vdots \\ 1 & & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & 0 \end{pmatrix} \quad C = \begin{pmatrix} 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & & & & & \vdots \\ 0 & 1 & 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

La forme particulière des matrices d'état fournit alors une information structurelle *a priori* très importante pour l'identification du système de propagation. On entend par identification l'estimation des paramètres m_i de la matrice A , en particulier les paramètres manquant à la connaissance complète de l'évolution.

III. IDENTIFICATION

L'identification se fait à l'aide de la méthode sous-espace dont les principes ont été présentés dans [9] et [10]. Elle a pour but l'identification de la réponse impulsionnelle des canaux de transmission (les transferts sources-capteurs peuvent être assimilés à des canaux). Cette méthode est applicable pour l'estimation des réponses impulsionnelles multi-canaux des systèmes linéaires dans le cas de séquence d'observations de taille limitée (une centaine d'échantillons). Cette condition coïncide avec des hypothèses pour lesquelles le système doit être à paramètres quasi constant, c'est à dire un échantillonnage rapide pendant une période assez courte d'observation. De plus, la paramétrisation du modèle d'état permet l'identifiabilité complète des réponses à l'ordre deux.

La démarche présentée dans [6] concernait le cas mono-source. Nous nous intéresserons ici au cas avec deux sources, la généralisation à un plus grand nombre se faisant aisément.

Soit s_{1n} une source émettant dans un canal h_{1n} , et s_{2n} une source émettant dans un canal h_{2n} , les observations bruitées y_n issues du produit de convolution sont alors :

$$y_n = \sum_{\Delta=0}^M h_{1n} s_{1n-\Delta T} + h_{2n} s_{2n-\Delta T} + b_n \quad (5)$$

où T est la période d'échantillonnage, et b_n est un bruit blanc indépendant des sources et de variance σ^2 . En prenant N échantillons du signal reçu, (5) peut s'écrire sous une forme matricielle :

$$Y_n = \mathcal{H}_N S_n + B_n \quad (6)$$

avec $Y_n = [y_n, \dots, y_{n-N+1}]^T$, $B_n = [b_n, \dots, b_{n-N+1}]^T$ et \mathcal{H}_N la matrice de filtrage (ou de Sylvester) de taille $N \times$

$2(M + N)$ associée aux canaux h_1 et h_2 .

$$\mathcal{H}_N = \begin{pmatrix} h_{10} & \dots & h_{1M} & 0 & \dots & 0 & h_{20} & \dots & h_{2M} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & & \ddots & \ddots & \vdots & 0 & \ddots & & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & & \ddots & 0 & \vdots & \ddots & \ddots & & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & h_{10} & \dots & h_{1M} & 0 & \dots & 0 & h_{20} & \dots & h_{2M} \end{pmatrix}$$

En généralisant à n_c capteurs et à n_s sources, et sous réserve que les conditions d'identifiabilité soient respectées [10], on peut procéder à l'identification des canaux en calculant tout d'abord la matrice d'autocorrélation des sorties $R_y = E[Y_n Y_n^T]$. L'indépendance supposée des sources et du bruit permet également d'écrire :

$$R_y = \mathcal{H}_N R_s \mathcal{H}_N^T + R_b \quad (7)$$

où R_y est de taille $(n_c N) \times (n_c N)$ et R_s de taille $(n_s(N + M)) \times (n_s(N + M))$. \mathcal{H}_N devient une matrice de taille $(n_c N) \times (n_s(N + M))$ ayant la forme suivante :

$$\mathcal{H}_N = \begin{pmatrix} \mathcal{H}_{11} & \dots & \mathcal{H}_{1n_s} \\ \vdots & & \vdots \\ \mathcal{H}_{n_c 1} & \dots & \mathcal{H}_{n_c n_s} \end{pmatrix}$$

Rappelons que la décomposition en valeurs propres EVD de la matrice R_y permet la séparation des vecteurs propres associés aux sous-espaces signal et bruit. Si l'on suppose que le bruit à la même variance sur tous les capteurs, on peut isoler l'espace bruit de l'espace signal engendré par les sources. On peut par ailleurs considérer que chaque espace source est orthogonal à l'espace bruit total, et que chaque espace signal est le même que celui engendré par les colonnes de \mathcal{H}_N . De fait, les réponses impulsionnelles modélisant le transfert entre la source S_1 et les capteurs satisfont la relation d'orthogonalisation $H_{S_1}^T Q H_{S_1} = 0$. Il en va de même pour tous les canaux source S_2 -capteurs, etc.... Plus généralement, le critère de sous-espace multi-source peut donc s'écrire comme une somme des critères d'orthogonalisation mono-source :

$$J(H) = H_{S_1}^T Q H_{S_1} + \dots + H_{S_{n_s}}^T Q H_{S_{n_s}} \quad (8)$$

avec $Q = \sum_{i=0}^{n_c N - M - N - 1} \mathcal{V}_i \mathcal{V}_i^T$ où \mathcal{V}_i est la matrice de filtrage associée au vecteur propre V_i du sous-espace bruit. H_{S_i} prend ici la forme d'un vecteur contenant toutes les réponses impulsionnelles issues d'une même source, sous la forme $H_{S_i} = [H_{S_i}^{(1)T}, \dots, H_{S_i}^{(n_c)T}]^T$. En considérant le fait que $H_{S_i}^{(a)} = [C^{(a)} B^{(i)}, \dots, C^{(a)} A^q B^{(i)}, \dots, C^{(a)} A^{M-1} B^{(i)}]^T$ ($a = 1 \dots n_c$), où $C^{(a)}$ correspond à la $a^{i\text{ème}}$ ligne de C et $B^{(i)}$ à la $i^{i\text{ème}}$ colonne de B , il est possible de réduire la recherche des $n_s \times n_c M$ paramètres des réponses impulsionnelles dépendantes à deux paramètres \widehat{m}_1 et \widehat{m}_4 indépendants, dont la matrice A dépend. Ceux-ci sont alors le résultat du programme de minimisation :

$$\begin{aligned} (\widehat{m}_1, \widehat{m}_4) &= \arg \min_{m_1, m_4} (J(H(m_i))) \\ &= \arg \min_{m_1, m_4} (H_{S_1}(m_i)^T Q H_{S_1}(m_i) + \dots \\ &\quad + H_{S_{n_s}}(m_i)^T Q H_{S_{n_s}}(m_i)) \end{aligned} \quad (9)$$

Cette réduction du nombre de paramètres à estimer est très significative. La figure 1 montre l'évolution de M (ordre de la plus grande réponse impulsionnelle) en fonction du pas spatial et du coefficient de diffusion (même

paramètres de simulation que pour le paragraphe V, mais la force de vent est réduite de moitié), il est logique de constater que l'ordre augmente avec la précision spatiale. En revanche, l'évolution du coefficient de diffusion a peu d'influence (variation de l'ordre de deux échantillons pour une plage de variation de 5 du coefficient de diffusion). L'explication de cette faible sensibilité vient de la formulation des coefficients m_i [7].

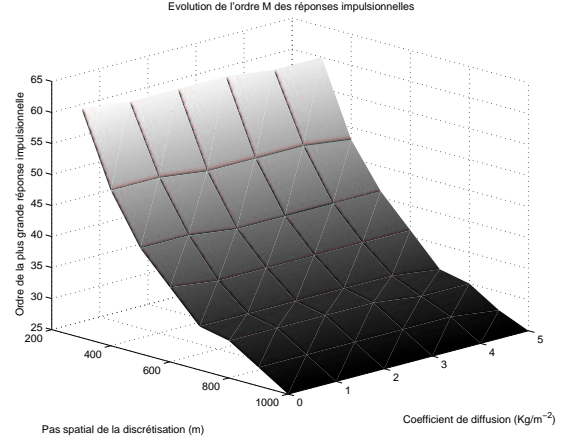


Fig. 1. Evolution de l'ordre des réponses impulsionnelles

Par la méthode développée, on remarque une légère augmentation du coût calculatoire de l'estimation avec l'élévation de l'ordre principalement dans la reconstruction du vecteur H_{S_i} qui intervient dans le calcul du critère (9). Rappelons que l'ordre est lié à la distance source - capteurs, et que la taille des matrices est liée à la taille de la zone observée.

En absence de contrainte, la méthode originelle estime les réponses impulsionnelles à un facteur d'échelle près. Pour cette étude, la minimisation du critère est exempte de contraintes en raison de la forme structurale de la matrice d'état et des relations de dépendance de ses coefficients qui contraignent implicitement la recherche. Les réponses impulsionnelles qui sont estimées le sont donc sans facteurs d'échelle. Elles sont donc l'image fidèle du système de dispersion. La résolution numérique conduit à une solution assez satisfaisante en terme d'erreur d'estimation sur les réponse impulsionnelles.

IV. DECONVOLUTION

Nous supposons maintenant notre modèle (\hat{A}, B, C) connu suite à l'étape d'identification précédente. Il est alors possible d'estimer l'allure des signaux sources à l'origine des observations capteurs en inversant le modèle identifié.

Une des approches de déconvolution consiste à restituer la commandé optimale que représente les sources d'entrées \mathcal{S}^* au sens de la poursuite de trajectoire présentée dans [11]. Les mesures y_n obtenues en sortie du système direct sont comparées à celles issues du modèle identifié \hat{y}_n . On recherche le signal \mathcal{S}^* minimisant la différence $(\hat{y}_n - y_n)$ au

sens du critère (10).

$$r = \underbrace{\frac{1}{2}(y_N - C\Upsilon_N)^T M (y_N - C\Upsilon_N)}_{O_1} + \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} \left[\underbrace{(y_k - C\Upsilon_k)^T Q (y_k - C\Upsilon_k)}_{O_2} + \underbrace{S_k^T R S_k}_{O_3} \right] \quad (10)$$

O_1 : erreur terminale minimale.
 O_2 : critère de poursuite en sortie.
 O_3 : terme de régularisation.

R , Q , et M sont des matrices de pondération. L'application des équations d'Hamilton, conduit à l'expression récurrente suivante :

$$S_k^* = (R - B^T P_{k+1} B)^{-1} B^T P_{k+1} \hat{A} \Upsilon_k + (R - B^T P_{k+1} B)^{-1} B^T \varphi_{k+1} \quad (11)$$

où le calcul de S_k^* est un calcul itératif dépendant du calcul à rebours préalable de P_k et de φ_k selon les expressions récurrentes :

$$P_k = -C^T Q C + \hat{A}^T \left[P_{k+1} + P_{k+1} B (R - B^T P_{k+1} B)^{-1} B^T P_{k+1} \right] \hat{A} \quad (12)$$

$$\varphi_k = C^T Q y_k + \hat{A}^T \left[P_{k+1} + P_{k+1} B (R - B^T P_{k+1} B)^{-1} B^T P_{k+1} \right] B R^{-1} B^T + I \varphi_{k+1} \quad (13)$$

Bien que cette méthode nécessite un surcoût mémoire pour le stockage intermédiaire des P_k et des φ_k , elle présente une stabilité intéressante face aux effets du bruit d'observation, comme le montre l'exemple de la figure 6 pour un RSB moyen assez faible de 22db, la reconstruction permet non seulement de retrouver l'allure du signal, mais également d'estimer les quantités émises. Néanmoins, elle présente un coût calculatoire qui va dépendre de la taille du système d'état, donc par conséquent de la taille de la zone à observer et du maillage choisi (précision du modèle de dispersion).

L'effet des matrices de pondération Q et R est décrit par la figure 2. Si l'on observe le rapport Q/R (ratio de la poursuite par rapport à la régularisation), on remarque que l'erreur quadratique moyenne de reconstruction du signal original présente un minimum pour un rapport Q/R situé dans l'intervalle $[10^3, 10^4]$. Cette plage de variation fournit un bon compromis entre reconstruction de la dynamique du signal et lissage du bruit de restauration. Le choix du rapport dans l'intervalle précédent dans de nombreuses situations de fournir une bonne qualité de déconvolution.

V. RÉSULTATS

La simulation a été réalisée dans les conditions suivantes :

- Le vent U est constant et égal à $(14m/s, \frac{\pi}{4})$.
- La taille de la zone est de $(10km, 10km)$ maillée tous les 500m. Conformément à la figure 1, Les sources sont placés respectivement à $(2.5km, 1.5km)$, $(2km, 4km)$, et les capteurs sont placés respectivement à $(8.5km, 3km)$, $(7km, 8km)$, $(3km, 7.5km)$, $(5km, 5.5km)$.
- La longueur de la plus grande réponse impulsionnelle est de $M = 35$.

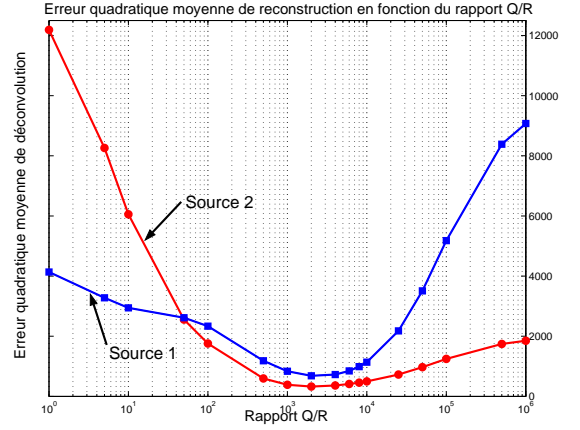


Fig. 2. Erreur quadratique moyenne de reconstruction en fonction du rapport Q/R

- La variance du bruit est de $\sigma^2 = 1$, ce qui induit un RSB moyen de 22 dB sur les signaux.

Pour cet exemple, nous considérons le cas du dioxyde de soufre mesuré par des analyseurs chimiques de l'atmosphère. Notons que ces simulations pourraient être reproduite dans des conditions similaires sur le terrain, où des tests d'évaluation des erreurs d'estimation de flux seraient envisageables si l'on connaissait le débit d'émission des sources de l'espèce polluante ou du traceur en sortie de cheminée. La figure 4 montre les signaux sources à l'ori-

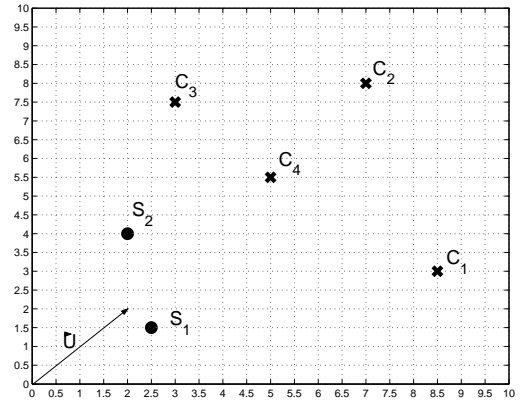


Fig. 3. Zone d'observation

gine de l'émission et les signaux reçus au niveau des quatre capteurs, selon le positionnement spatial représenté figure 3. On peut alors constater que le placement joue une grande influence sur la qualité des signaux perçus. Ainsi, le signal du capteur C_1 est proche du bruit de mesure car le capteur est très excentré par rapport à la direction du flux. La figure 5 montre qualitativement les réponses impulsionnelles reconstruites avec une erreur acceptable vu le nombre de coefficients. Ce constat est renforcé en observant figure 6 la bonne qualité de la reconstruction des sources comparativement aux signaux sources émis.

VI. CONCLUSION

Dans un contexte où la mesure de certains paramètres de diffusion du système est impossible, une solution consiste à proposer, en absence de connaissance sur les signaux

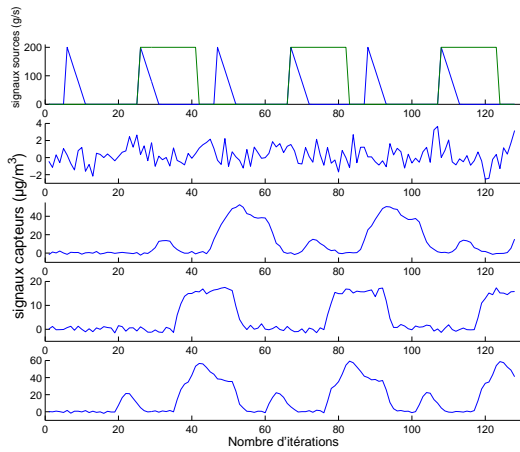


Fig. 4. Signaux sources et capteurs.

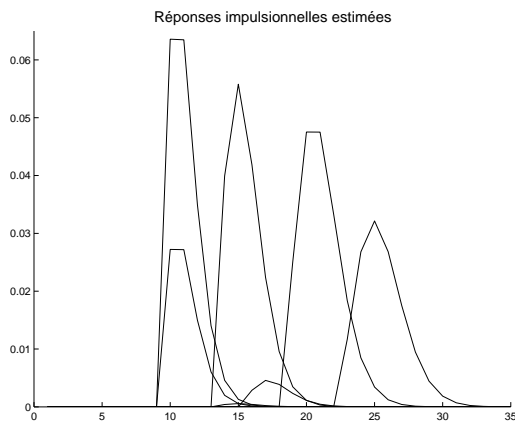


Fig. 5. Réponses impulsionnelles estimées.

sources, une méthode d'identification "myope" ne reposant que sur les observations et l'expression du modèle incomplet. La méthode du sous-espace, fournit un résultat intéressant concernant l'estimation des réponses impulsionnelles des canaux sources-capteurs. Dans les conditions favorables où la chimie-dispersion se modélise par un système linéaire invariant, nous adaptons au cas multi-sources ce que nous avons déjà appliqué au cas mono-source. La modification apportée au critère classique du sous-espace nous permet de retrouver les réponses impulsionnelles initiales dans de bonnes conditions et sans facteur d'échelle. Cela s'avère très intéressant dans le cas de la pollution atmosphérique où les grandeurs qui sont mesurées sont soustraites à la réglementation. En effet, il est clair que si le système est estimé à un facteur d'échelle près, ce facteur se répercute sur les signaux sources déconvolués qui ne sont alors plus représentatifs des véritables quantités émises. L'idée intuitive, selon laquelle l'augmentation du nombre de sources augmentent la quantité d'information obtenue en sortie est vérifiée. La méthode semble par ailleurs ne pas trop souffrir du niveau assez élevé du bruit ($RSB \approx 22\text{db}$ en moyenne sur les 3 capteurs les plus significatifs) y compris dans des cas de RSB faible. Nous prolongeons cette étude par la déconvolution des signaux sources via une méthode robuste aux bruits de mesure. Seuls des résultats synthétiques sont ici présentés, pour des raisons de validation. En effet, la difficulté d'obtenir à la fois l'enregistre-

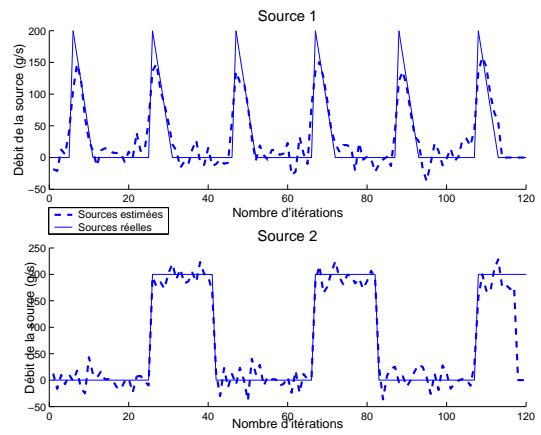


Fig. 6. Estimation des signaux sources.

ment des émissions de toutes les sources et des mesures aux capteurs synchronisées, dans des conditions de vent stable, est assez délicate. De plus, l'hypothèse de vent stable est ici assez restrictive.

Le cas de la variation du vent n'a pas été soulevé dans cette étude. La méthode d'identification suppose ici que le modèle du système est invariant dans le temps, ce qui n'est bien sûr pas le cas dans les conditions réelles de vent in situ. En pratique, le vent est différent à chaque pas d'échantillonnage et par conséquent la transmission source-capteur fait apparaître une réponse impulsionnelle variable dans le temps. Si cette variation est modérée en direction l'algorithme fournit alors une estimation relativement raisonnable.

VII. REMERCIEMENTS

Ce travail a été réalisé avec le soutien du Fonds Européen de Développement Régional



RÉFÉRENCES

- [1] Bret A. Schichtel. *The Estimation of Pollutant Emissions from Ambient Concentration Data*. PhD thesis, Washington University Sever Institute of Technology, 1994.
- [2] B.-E. Ainseba, J.P. Kernevez, et R. Luce. Identification de paramètres dans les problèmes non linéaires à données incomplètes. *Mathematical modeling and numerical analysis*, 3 :313–328, 1994.
- [3] Roseanna Marie Neupauer. *Receptor-Based Modeling of Groundwater Contamination*. PhD thesis, New Mexico Institute of mining and technology, Socorro, New Mexico, 2000.
- [4] A. Nehorai, B. Porat, et E. Paldi. Detection and localization of vaporemmitting sources. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 43 :243–253, 1995.
- [5] E. Ternisien, G. Roussel, et M. Benjelloun. Blind localization by subspace method for a scattering model. *SYSID 2000 IFAC*, 2000.
- [6] E. Ternisien. *Caractérisation Aveugle D'un Modèle de Dispersion En Représentation D'état et Localisation de Source*. PhD thesis, Université du Littoral - Côte d'Opale, 2001.
- [7] G. Roussel, E. Ternisien, et M. Benjelloun. Estimation d'un modèle stationnaire de dispersion et localisation de source. application à la surveillance de la pollution. *Traitement du Signal*, 19, N°1 :37–48, 2002.
- [8] D. Euvrard. *Résolution Numérique Des Équations Aux Dérivées Partielles*. MASSON, 1994.
- [9] L. Tong, G. Xu, et T. Kailath. A new approach to blind identification and equalization of multipath channels. *Proc. 25th Asilomar Conf.*, pages 856–860, 1991.

- [10] E. Moulines, P. Duhamel, J-F. Cardoso, et S. Mayrargue. Subspace methods for the blind identification of multichannel FIR filters. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 43 :516–525, 1995.
- [11] E. Ternisien, G. Roussel, et M. Benjelloun. Identification aveugle du milieu de dispersion et localisation de source de pollution par observations multicapteur. *Journées Automatique et Environnement*, 2000.