

De l'identification en ligne de flux thermiques

Alban VERGNAUD^{1*}, Lætitia PEREZ²

¹LARIS, Université d'Angers

62 avenue Notre Dame du Lac, 49000 Angers

* (auteur correspondant : alban.vergnaud@univ-angers.fr)

²LTN, UMR 6607 - Ecole polytechnique de l'université de Nantes

Rue C. Pauc - BP 50609 - 44306 NANTES Cedex 3

Résumé - Dans cette communication, une adaptation de la méthode du gradient conjugué est présentée dans le cas d'une identification de deux densités de flux de deux sources chauffantes mobiles non ponctuelles sur une géométrie 2D. Cette adaptation a pour objectif de réaliser une identification quasi-enligne des deux densités de flux basée sur une approche de décalage temporel d'une fenêtre d'identification.

Nomenclature

Symboles généraux

c	Chaleur spécifique, $J.kg^{-1}.K^{-1}$
e	Epaisseur, m
h	Coefficient transfert thermique, $W.m^{-2}.K^{-1}$
l	Largeur de la plaque, m
L	Longueur de la plaque, m
\vec{n}	Vecteur unitaire (normale externe pointant vers l'extérieur à $\partial\Omega$)
N_c	Nombre total de capteurs
N_t	Nombre de pas de temps
$r_{j=1,2}$	Rayon du disque de chauffe, m
t	Temps, s
x	Variable d'espace, m
y	Variable d'espace, m

Symboles grecs

γ	Profondeur de descente
θ	Température, K
λ	Conductivité thermique, $W.m^{-1}.K^{-1}$
ρ	Masse volumique, $kg.m^{-3}$
σ	Ecart type bruit blanc gaussien, K
τ	Borne horizon temporel, s
$\phi(t)$	Densité de flux, W/m^2
ψ	Fonction adjointe

Indices et exposants

0	Initial
j	Pour les sources mobiles
i	Pour les capteurs
l	Centre du disque de chauffe

1. Introduction

Dans le contexte de la résolution en ligne d'un problème de conduction inverse de conditions frontières dans un domaine plan 2D, il est usuel d'attendre que l'acquisition de l'ensemble des mesures soit réalisée avant d'initier la procédure d'identification. Toutefois, lorsque l'inversion est réalisée à des fins de contrôle, de diagnostic ou de contre-mesure une identification en ligne peut s'avérer particulièrement intéressante afin de réduire le temps de calcul et de disposer rapidement de données utiles.

Ainsi, l'étude présentée ici s'intéresse plus particulièrement à la présentation de l'identification en quasi-temps réel de puissances de deux sources chauffantes mobiles non ponctuelles à partir d'une méthode de régularisation itérative basée sur l'algorithme de gradient conjugué. L'identification du flux de chauffe induit par un soudage à l'arc TIG (Tungsten Inert Gas) peut s'avérer très utile pour prédire les élévations de températures dans les matériaux assemblés.

Un tel problème inverse de conduction de la chaleur est mal posé au sens d'Hadamard [1] et de nombreuses méthodes ont été développées pour obtenir une résolution numérique fiable.

Dans un premier temps, l'identification de deux paramètres temporellement dépendants sera réalisée une fois toutes les données expérimentales obtenues comme base de comparaison. Puis la méthode de régularisation itérative du gradient conjugué sera adaptée afin d'identifier ces 2 puissances de chauffe en ligne. Plusieurs stratégies seront mises en œuvre et comparées (intervalle d'intégration adaptatifs, fenêtre temporelle glissante). Pour chacune des stratégies proposées la robustesse de la méthode sera démontrée.

2. Problème Direct

Considérons deux sources mobiles chauffantes S_1, S_2 évoluant sur une plaque $\Omega \subset \mathbb{R}^2, \Omega = (L \times l)$, de frontière $\partial\Omega \in \mathbb{R}$ et d'épaisseur e suffisamment petite pour négliger les transferts en son sein (Fig 1). Pour chaque source, considérons que la densité de flux de chaleur $\phi_j (j=1,2)$ est supposée uniforme sur un disque mobile $D_j(I_j, r_j)$ de centre $I_j(x_j, y_j)$ et de rayon r_j . Le flux total appliqué sur la plaque à chaque instant t peut s'écrire :

$$\Phi(x, y; t) = \begin{cases} \sum_{j=1}^2 \phi_j(t) & \text{si } (x, y) \in D_j(I_j(t), r_j) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1)$$

Le flux total peut aussi être exprimé de manière continue et dérivable tel que :

$$\Phi(x, y; t) = \sum_{j=1}^2 \frac{\phi_j(t)}{\pi} \left(-\arctan \left(\mu \left(\sqrt{(x-x_j)^2 + (y-y_j)^2} - r_j \right) \right) + \frac{\pi}{2} \right) \quad j=1,2 \quad (2)$$

Un paramètre de régularisation $\mu \in \mathbb{R}^+$ a été choisi de manière à décrire avec précision la discontinuité des flux de chauffe. L'intervalle de temps $[0, t_f]$ peut être divisé en N_t segments et défini à l'aide de fonctions linéaires continues par morceaux : $[0, t_f] = \bigcup_{i=0}^{N_t} [t_i, t_{i+1}]$ avec $t_i = \tau i$ et un pas de discrétisation défini par $\tau = \frac{t_f}{N_t + 1}$. Ces fonctions peuvent alors

$$\text{s'écrire } s_i(t) = \begin{cases} \frac{t}{\tau} - i + 1 & \text{si } t \in [t_{i-1}, t_i] \\ -\frac{t}{\tau} + i + 1 & \text{si } t \in [t_i, t_{i+1}] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \text{ et il vient } \phi_j(t) = \sum_{i=1}^{N_t} \phi_i^j s_i(t). \text{ Ainsi, la distribution}$$

spatio-temporelle de température au sein du domaine $\theta(x, y; t)$ est solution du système d'équations aux dérivées partielles (3) considérant les paramètres indiqués dans le tableau 1.

$$\begin{cases} \rho c \frac{\partial \theta(x, y; t)}{\partial t} - \lambda \Delta \theta(x, y; t) = \frac{\Phi(x, y; t) - 2h(\theta(x, y; t) - \theta_0)}{e} & \forall (x, y; t) \in \Omega \times [0, t_f] \\ \theta(x, y; 0) = \theta_0 & \forall (x, y) \in \Omega \\ -\lambda \frac{\partial \theta(x, y; t)}{\partial n} = 0 & \forall (x, y; t) \in \partial\Omega \times [0, t_f] \end{cases} \quad (3)$$

Les deux densités de flux des sources mobiles ne suivent pas la même évolution temporelle et sont représentées (Fig 2). Les propriétés thermiques du système sont considérées constantes

au cours de l'expérience. La résolution numérique réalisée dans cette communication utilise la méthode des éléments finis du logiciel Comsol[®] interfacé avec Matlab[®].

$\rho c (\text{J.m}^{-3}.\text{K}^{-1})$	$h (\text{W.m}^{-2}.\text{K}^{-1})$	$t_f (s)$	$\lambda (\text{W.m}^{-1}.\text{K}^{-1})$	$\theta_0 (K)$
$2.43.10^6$	10	600	160	291
$r_{j=1,2} (m)$	$e (m)$	$L (m)$	$l (m)$	
6.10^{-2}	2.10^{-3}	1	1	

Tableau 1 : Paramètres du modèle

3. Problème Inverse

3.1. Formulation

Afin d'identifier les valeurs des densités de flux $\bar{\phi}_1(t)$ et $\bar{\phi}_2(t)$ à partir des évolutions de températures $\theta_i(t)$ issues des capteurs $C_i (i=1,2,\dots,10)$ placés sur la plaque un problème inverse peut être formulé. Sa résolution consiste à minimiser le critère suivant :

$$J(\theta, \bar{\Phi}) = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{N_c} \int_0^{t_f} (\theta(C_i, t; \bar{\Phi}) - \hat{\theta}_i(t))^2 dt \quad (4)$$

Une méthode de régularisation itérative de gradient conjugué a été mise en œuvre pour identifier les paramètres inconnus. L'algorithme de cette méthode [2-3] consiste à résoudre trois problèmes bien posés au sens d'Hadamard : un problème direct (3) afin de calculer le critère $J(\theta, \bar{\Phi})$ (4) et juger de la qualité des estimations ; un problème adjoint pour déterminer le gradient de la fonction coût et définir la direction de descente (voir [4-7]) et un problème de sensibilité pour calculer la profondeur de descente (dans la direction de descente).

3.2. Problème de sensibilité

Considérons $\delta\theta(x, y; t)$ la variation de température induite par une variation de la densité des flux de chauffe $\phi_j (j=1,2)$. $\delta\theta(x, y; t)$ est solution du système suivant :

$$\begin{cases} \rho c \frac{\partial \delta\theta(x, y; t)}{\partial t} - \lambda \Delta \delta\theta(x, y; t) = \frac{\delta\Phi(x, y; t) - 2h\delta\theta(x, y; t)}{e} & \forall (x, y; t) \in \Omega \times [0, t_f] \\ \delta\theta(x, y; 0) = 0 & \forall (x, y) \in \Omega \\ -\lambda \frac{\partial \delta\theta(x, y; t)}{\partial n} = 0 & \forall (x, y; t) \in \partial\Omega \times [0, t_f] \end{cases} \quad (5)$$

Avec

$$\delta\Phi(x, y; t) = \sum_{j=1}^2 \left(\sum_{i=1}^{N_i=41} \frac{\partial \Phi}{\partial \phi_j} \delta\phi_j \right) = \sum_{j=1}^2 \frac{\delta\phi_j}{\pi} \left(-\arctan \left(\mu \left(\sqrt{(x-x_j)^2 + (y-y_j)^2} - r \right) \right) + \frac{\pi}{2} \right) \quad (6)$$

La solution $\delta\theta(x, y; t)$ du problème de sensibilité permet ainsi de calculer la profondeur de descente pour chaque itération k telle que :

$$\gamma^k = \frac{\int_0^{t_f} \sum_{i=1}^{N_c} (\theta(C_i, t; \Phi^k) - \hat{\theta}_i(t)) \delta\theta(C_i, t; \Phi^k) dt}{\int_0^{t_f} \sum_{i=1}^{N_c} [\delta\theta(C_i, t; \Phi^k)]^2 dt} \quad (7)$$

3.3. Problème adjoint

Afin de déterminer le gradient de la fonctionnelle $\nabla J^n = \left(\frac{\partial J}{\partial \Phi^i} \right)_{i=(1, \dots, N_i)}$ à chaque itération de l'algorithme de minimisation, une formulation Lagrangienne $\ell(\theta(x, y; t), \Phi, \psi)$ est introduite telle que :

$$\ell(\theta(x, y; t), \Phi, \psi) = J(\theta, \Phi) + \int_0^{t_f} \int_{\Omega} \left[\begin{array}{l} \rho c \frac{\partial \theta(x, y; t)}{\partial t} - \lambda \Delta \theta(x, y; t) \\ \Phi(x, y; t) - 2h(\theta(x, y; t) - \theta_0) \\ - \frac{\quad}{e} \end{array} \right] \psi dt d\Omega \quad (8)$$

La variation du Lagrangien peut s'écrire telle que :

$$\delta\ell(\theta(x, y; t), \phi_1, \phi_2, \psi) = \frac{\partial \ell(\theta(x, y; t), \Phi, \psi)}{\partial \theta(x, y; t)} \delta\theta + \frac{\partial \ell(\theta(x, y; t), \Phi, \psi)}{\partial \Phi} \delta\Phi + \frac{\partial \ell(\theta(x, y; t), \Phi, \psi)}{\partial \psi} \delta\psi$$

Lorsque $\psi(x, y; t)$ est fixé, lorsque les équations adjointes sont vérifiées et considérant $\theta(x, y; t)$ solution du problème direct alors il résulte que :

$$\delta\ell(\theta(x, y; t), \Phi, \psi) = \frac{\partial \ell(\theta(x, y; t), \Phi, \psi)}{\partial \Phi} \delta\Phi = \delta J(\theta, \Phi)$$

Ainsi la variation Lagrangienne peut s'écrire :

$$\delta\ell(\theta(x, y; t), \Phi, \psi) = \int_0^{t_f} \sum_{i=1}^{N_c} (\theta(x_i, y_i; t; \bar{\Phi}) - \hat{\theta}_i(x_i, y_i; t)) \delta\theta(x_i, y_i; t) dt + \int_0^{t_f} \int_{\Omega} \left[\rho c \frac{\partial \delta\theta(x, y; t)}{\partial t} - \lambda \Delta \delta\theta(x, y; t) - \frac{\delta\Phi - 2h(\delta\theta(x, y; t))}{e} \right] \psi(x, y; t) dt d\Omega$$

Considérant les équations du problème de sensibilité, $\psi(x, y; t)$ est solution du problème (9) :

$$\left\{ \begin{array}{l} \rho c \frac{\partial \psi(x, y; t)}{\partial t} + \lambda \Delta \psi(x, y; t) = E(x, y; t) + \frac{2h\psi(x, y; t)}{e} \\ \psi(x, y; 0) = 0 \\ -\lambda \frac{\partial \psi(x, y; t)}{\partial \bar{n}} = 0 \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} \forall (x, y; t) \in \Omega \times [0, t_f] \\ \forall (x, y) \in \Omega \\ \forall (x, y; t) \in \partial\Omega \times [0, t_f] \end{array} \quad (9)$$

Avec $E(x, y; t) = \sum_{i=1}^{N_c} (\theta(x_i, y_i; t; \bar{\Phi}) - \hat{\theta}_i(x_i, y_i; t)) \delta_D(x - x_i) \delta_D(y - y_i)$ et $\delta_D(x - x_i) \delta_D(y - y_i)$ la distribution de Dirac au capteur $C_i(x_i, y_i)$.

Lorsque $\psi(x, y; t)$ est solution du problème (9) alors : $\delta J(\theta, \Phi) = - \int_0^{t_f} \int_{\Omega} \left[\frac{\delta \Phi \psi}{e} \right] d\Omega dt$ et La discrétisation temporelle du flux de chauffe peut s'écrire :

$$\begin{aligned} \Phi(t) = \sum_{i=1}^n s_i(t) \Phi_i = \sum_{i=1}^n \delta \phi_i \frac{s_i(t)}{\pi} \left(-\arctan \left(\mu \left(\sqrt{(x-x_1)^2 + (y-y_1)^2} - r \right) \right) + \frac{\pi}{2} \right) \\ + \sum_{i=1}^n \delta \phi_2 \frac{s_i(t)}{\pi} \left(-\arctan \left(\mu \left(\sqrt{(x-x_2)^2 + (y-y_2)^2} - r \right) \right) + \frac{\pi}{2} \right) \end{aligned} \quad (10)$$

Ainsi le gradient s'exprime donc par :

$$\frac{\partial J}{\partial \phi_{ji}} = - \int_0^{t_f} \int_{\Omega} \frac{s_i(t)}{\pi} \left(-\arctan \left(\mu \left(\sqrt{(x-x_j)^2 + (y-y_j)^2} - r \right) \right) + \frac{\pi}{2} \right) \left[\frac{\psi}{e} \right] d\Omega dt \quad j=1, 2 \quad (11)$$

4. Résultats

4.1. Méthode du gradient conjugué

Considérant que les deux flux initiaux ont pour valeurs respectives : $\phi_1(t) = \phi_2(t) = 0 \text{ W.m}^{-2} \forall t$, la méthode de régularisation itérative du gradient conjugué est mise en œuvre afin d'identifier les densités de flux des 2 sources mobiles à partir de données numériques bruitées ($\mathcal{N}(0, 0.5)$) aux 10 capteurs. Les valeurs de la fonction coût en fonction des itérations sont présentées (Fig 3). La procédure d'identification a convergé en 57 minutes avec un critère d'arrêt $J_{stop} = 0.5 N_c N_t \sigma^2$. Les densités de flux des 2 sources mobiles identifiées sont portées en (Fig 4).

Afin de vérifier la validité des densités de flux identifiées, les résidus de température entre les « mesures » et les températures simulées à partir des valeurs de flux identifiées ont été calculés et sont portés dans le tableau 2 :

	<i>moyenne des résidus (K)</i>	<i>écart type moyen des résidus (K)</i>
Pour les capteurs $C_{j=(1,\dots,5)}$	-0.021	0.48
Pour les capteurs $C_{j=(6,\dots,10)}$	-0.033	0.54

Tableau 2 : *Résidus de températures*

4.2. Identification quasi-enligne

Les résultats présentés ci-dessus montrent bien l'efficacité de la méthode du gradient conjugué (MGC) dans l'identification de flux thermiques des sources mobiles. Cependant la convergence de l'algorithme a été obtenue après 57 minutes de résolution numérique. Le principal inconvénient de cette méthode est le temps de convergence qui peut être très long en fonction de la complexité des problèmes et de l'intervalle de temps sur lequel l'identification est réalisée. Afin de réduire le temps d'identification, une adaptation du principe de

l'algorithme du gradient conjugué est présentée ici. La MGC est ainsi implémentée sur un intervalle de temps $\mathcal{T}_i = [\tau_i^-, \tau_i^+] \subset \mathcal{T}$ qui va glisser sur l'horizon temporel total avec un pas $\Delta t_i > 0$ afin d'identifier les valeurs des paramètres inconnus $\phi_1^{\mathcal{T}_i}(t), \phi_2^{\mathcal{T}_i}(t)$. Lorsque les valeurs des paramètres recherchées sont jugées satisfaisantes sur l'intervalle \mathcal{T}_i , la fenêtre d'identification $\mathcal{T}_{i+1} = [\tau_i^- + \Delta t_i^-, \tau_i^+ + \Delta t_i^+] = [\tau_{i+1}^-, \tau_{i+1}^+]$ se déplace sur l'horizon de temps tout en considérant une initialisation $\phi_1^{\mathcal{T}_{i+1}}(t) = \phi_1^{\mathcal{T}_i}(t = \tau_i^+)$ et $\phi_2^{\mathcal{T}_{i+1}}(t) = \phi_2^{\mathcal{T}_i}(t = \tau_i^+)$ et la température initiale du problème direct correspondante à $\theta(x, y; \tau_{i+1}^-)$. Plusieurs stratégies basées sur cette approche sont proposées et analysées par la suite.

4.2.1. Stratégie 1 : décalage à pas constant

Pour cette première stratégie, l'intervalle de temps de la fenêtre $\mathcal{T}_i = [\tau_i^-, \tau_i^+] \subset \mathcal{T}$ utilisé pour identifier les valeurs de $\phi_1^{\mathcal{T}_i}(t), \phi_2^{\mathcal{T}_i}(t)$ est fixé à un intervalle constant $\tau_i^+ - \tau_i^- = 60$ s (10% du temps global d'identification). Cette première stratégie repose sur un décalage constant de \mathcal{T}_i avec $\Delta t < \tau_i^+ - \tau_i^-$ pour assurer un chevauchement des intervalles d'identification. Dans un premier temps la valeur de décalage $\Delta t = 15$ s (25% du temps global d'identification) est étudiée et les résultats de l'identification des deux flux de chauffe sont présentés en (Fig 5). La convergence de cette identification a été obtenue au bout 8 minutes. Dans le but de comparer avec la méthode du gradient conjugué résolue sur l'ensemble des données, plusieurs pas de décalage ont été testés (tableau 3).

	<i>moyenne des résidus (K)</i>	<i>écart type moyen des résidus (K)</i>	<i>Temps de convergence (min)</i>	<i>Retard moyen sur l'identification (s)</i>
$\Delta t = 15$ s	-0.04	0.54	8.31	20.90
$\Delta t = 30$ s	-0.009	0.54	6.84	28.74
$\Delta t = 45$ s	-0.03	0.57	8.01	49.96

Tableau 3 : Résultats sur les résidus de températures

Considérant les résultats présentés dans le tableau 3, cette méthode révèle bien son efficacité pour une identification quasi-en ligne des paramètres inconnus. De plus les moyennes et les écarts-type des résidus sont acceptables compte tenu du bruit considéré ($\mathcal{N}(0,0.5)$). Les résultats des identifications de $\phi_1^{\mathcal{T}_i}(t), \phi_2^{\mathcal{T}_i}(t)$ pour cette méthode sont présentés (Fig. 5). Considérant que les mesures sont effectuées toutes les secondes, les retards entre mesures et résultats de l'identification sur les intervalles \mathcal{T}_i sont présentés (Fig. 6).

4.2.2. Stratégie 2 : décalage à pas adaptatif

Considérons ici l'intervalle de temps $\mathcal{T}_i = [\tau_i^-, \tau_i^+] \subset \mathcal{T}$ tel que $\tau_i^+ - \tau_i^- = 60$ s. L'identification réalisée sur cette intervalle est effectuée pendant un temps CPU équivalent à t_i . Lorsque l'identification sur \mathcal{T}_i est jugée satisfaisante alors immédiatement un nouvel intervalle est considéré $\tau_{i+1}^+ = \tau_i^+ + t_i$ ou si $\tau_{i+1}^+ - \tau_i^+ > 60$ alors $\tau_{i+1}^+ = \tau_i^+ + 30$ et $\tau_{i+1}^- = \tau_{i+1}^+ - 60$. Ainsi le processus d'identification est lancé seulement si les nouvelles mesures ne sont pas en adéquation avec les températures prédites par la précédente identification de $\phi_1^{\mathcal{T}_i}(t), \phi_2^{\mathcal{T}_i}(t)$.

Les résultats des identifications de $\phi_{1 \mathcal{T}_i}(t), \phi_{2 \mathcal{T}_i}(t)$ sont présentés (Fig. 7). Considérant que les mesures sont effectuées toutes les secondes, les retards entre les mesures et les résultats de l'identification sur les intervalles \mathcal{T}_i sont présentés (Fig. 8). Cette méthode présente l'avantage d'une diminution du retard moyen entre résultats d'identification et mesures.

<i>moyenne des résidus (K)</i>	<i>écart type moyen des résidus (K)</i>	<i>Temps de convergence (min)</i>	<i>Retard moyen sur l'identification (s)</i>
-0.01	0.58	8,9	12.13

Tableau 4 : Résultats sur les résidus de températures

5. Conclusion et Perspectives

Dans cette communication, plusieurs approches pour l'identification quasi-enligne de la densité de flux thermiques de deux sources mobiles ont été présentées. Ces deux stratégies sont basées sur la méthode du gradient conjugué très largement reconnue pour son efficacité sur des problèmes décrits par des équations aux dérivées partielles. Ces deux stratégies montrent leur efficacité compte tenu du temps de convergence de l'algorithme et des résultats obtenus. Afin de tester cette méthode d'identification sur un cas concret et d'ouvrir de nouvelles perspectives d'études (choix de capteurs pertinents [8] et déploiement adaptatif d'un réseau de capteurs), une expérimentation est actuellement en cours de réalisation [9].

6. Références

- [1] J. Hadamard, *Le Problème de Cauchy et les Équations aux Dérivées Partielles Linéaires Hyperboliques*, ED Hermann et C^{ie}, Paris, pp. 560, (1932).
- [2] S. Beddiaf, L. Autrique, L. Perez, J.C Jolly, *Time-dependent heat flux identification: Application to a three-dimensional inverse heat conduction problem*, 4th International Conference on Modeling, Identification and Control (Wuhan- China, 24-26 juin. 2012), pp.1242- 1248
- [3] L. Perez, L. Autrique, M. Gillet, *Implementation of a conjugate gradient algorithm for thermal diffusivity identification in a moving boundaries system*, Journal of physics, Conference series, Vol. 135, 2008.
- [4] S. Rouquette, L. Autrique, C. Chaussavoine, L.Thomas, *Identification of influence factors in a thermal model of a plasma-assisted chemical vapor deposition process*, Inverse problems in science and engineering, (Vol. 15, n° 5, 2007), pp. 489-515
- [5] S. Beddiaf, L. Perez, L. Autrique, J.C. Jolly, “*Simultaneous determination of time-varying strength and location of a heating source in a three-dimensional domain*”, Inverse problems in science and engineering, 2013, DOI: 10.1080/17415977.2013.828054
- [6] L. Ling, M. Yamamoto, Y.C. Hon, T. Takeuchi, “*Identification of source locations in two-dimensional heat equations*”, Inverse Problems, 22, 2006, pp. 1289 – 1305.
- [7] C.H. Huang, W.C. Chen, “*A three-dimensional inverse forced convection problem in estimating surface heat flux by conjugate gradient method*”, International Journal of Heat and Mass Transfer, 43, 2000, pp. 317 – 3181.
- [8] L. Perez, “*Observation strategies for mobile heating source tracking*”, 4th Inverse Problems, Design and Optimization Symposium, Albi, France, 2013.
- [9] A. Vergnaud, P. Lucidarme, L. Perez, L. Autrique, “*Adaptive deployment of a mobile sensors network to optimize the monitoring of a phenomenon governed by partial differential equations*”, 10th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, Reykjavík, Iceland, 2013.

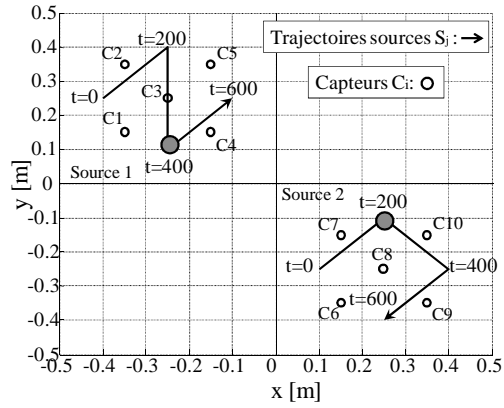


Figure 1 : Modélisation du problème direct

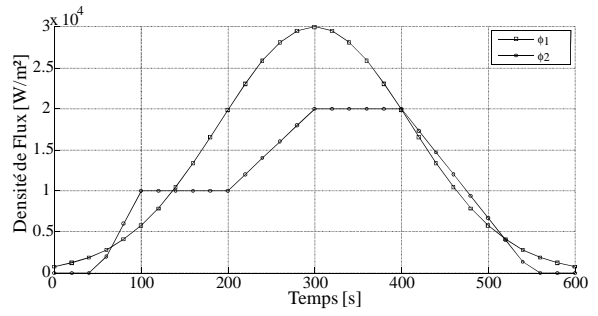


Figure 2 : Flux réels

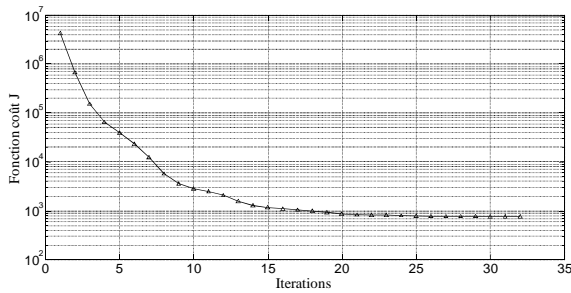


Figure 3 : Evolution du critère

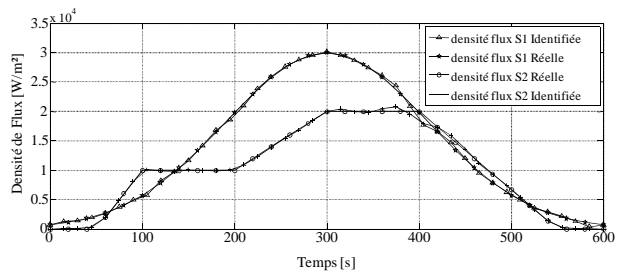


Figure 4 : Flux sources 1 & 2 identifiés

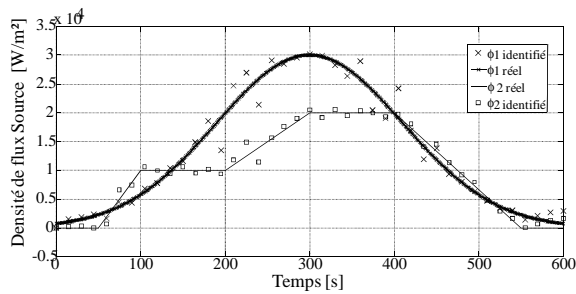


Figure 5 : Résultats « mode glissant » avec ($\Delta t = 15$ s)

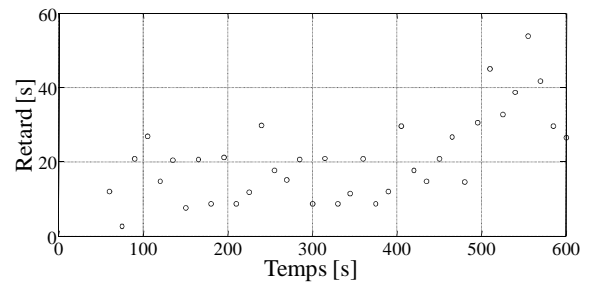


Figure 6 : retard entre les résultats de l'identification et les mesures pour ($\Delta t = 15$ s)

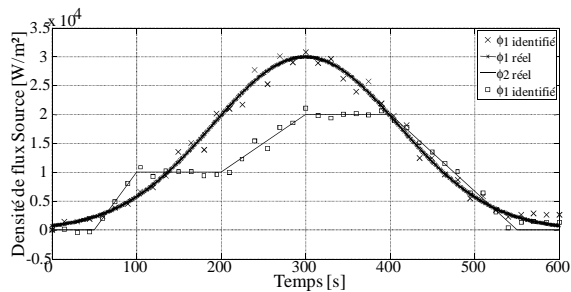


Figure 7 : Résultats « stratégie à décalage adaptatif »

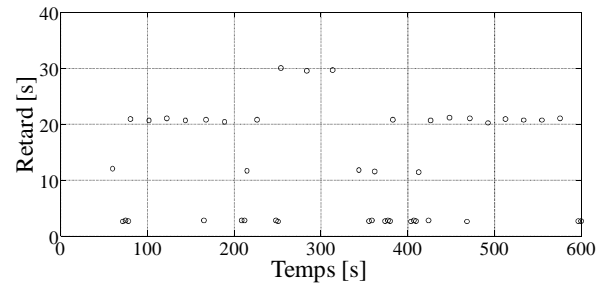


Figure 8 : retard entre les résultats de l'identification et les mesures pour un décalage adaptatif