

# Identification de paramètres et séparation de sources thermiques à dynamiques différentes en utilisant la variation totale

Jordan BROUNS<sup>1\*</sup>, Alexandre NASSIOPOULOS<sup>1</sup>, Frédéric BOURQUIN<sup>2</sup>, Karim LIMAM<sup>3</sup>

<sup>1</sup> LUNAM Université, IFSTTAR, CoSys, F-44344 Bouguenais, France

<sup>2</sup> Université Paris-Est, IFSTTAR, CoSys, F-77447 Champs-sur-Marne, France

<sup>3</sup> Université de La Rochelle, LaSIE, FER 3474 CNRS, La Rochelle, France

\* (auteur correspondant : jordan.brouns@ifsttar.fr)

**Résumé** - Les procédures d'audit actuelles ne parviennent pas à prédire les consommations réelles des bâtiments existants. Cet écart entre les prédictions et les mesures s'explique par les grandes incertitudes présentes dans les données d'entrée des logiciels de simulation thermique des bâtiments. Parmi les incertitudes, on trouve les paramètres physiques du bâtiment, ainsi que les conditions d'usage et les données météo. Nous proposons une méthode d'audit qui identifie la donnée météo de la température du ciel, la conductivité des parois, et les gains internes à partir de seulement trois capteurs de température. De plus, nous démontrons la possibilité de séparer deux composantes constitutives d'une source (les gains internes) lorsque celles-ci possèdent des dynamiques différentes.

## Nomenclature

$\theta_p$  température dans la paroi  $p$ , °C

$T$  température de la pièce, °C

$u$   $n$ -uplet des paramètres inconnus

$J$  fonctionnelle de Tikhonov

$\tilde{J}_u$  fonctionnelle linéarisée

## 1. Introduction

Les modèles de bâtiment construits à partir d'audits énergétiques ne parviennent généralement pas à prédire correctement les consommations des bâtiments existants. Il subsiste un écart important entre les prédictions et les consommations réelles, [1, 2]. Les méthodes d'audit utilisées aujourd'hui ne permettent pas un recueil fiable des données d'entrée de ces logiciels (paramètres physiques, conditions d'usage, ...), et les erreurs de modélisation sont grandes. Pourtant, l'efficacité de la réhabilitation de ces bâtiments est conditionnée par la précision des modèles utilisés pour étudier et choisir les scénarios de réhabilitation.

La simulation énergétique des bâtiments, nécessaire à l'étude efficace des projets de réhabilitation, repose sur des équations de bilan thermique. Les paramètres et les conditions d'usage qui caractérisent les transferts thermiques dans les bâtiments sont souvent mal connus ou difficiles à mesurer, de par la complexité de mise en place et le prix de l'instrumentation. Les techniques d'identification d'état et de paramètres peuvent être utilisées afin de diminuer les incertitudes sur les données d'entrée correspondantes dans les logiciels de simulation thermique. Ces méthodes appartiennent à la catégorie des problèmes inverses, elles ont pour objectif de déterminer les paramètres d'un modèle qui correspondent à des observations données. Ce type de problèmes est en général mal posé au sens de Hadamard ; en particulier, sa solution, lorsqu'elle existe et qu'elle est unique, ne dépend pas de façon continue des observations [3]. Autrement dit, pour deux observations différentes arbitrairement proches l'une de l'autre, nous pouvons trouver deux solutions arbitrairement éloignées. La régularisation de Tikhonov [3] est une procédure

qui permet de contourner cette difficulté. Elle consiste à ajouter un terme de pénalisation à la fonction objectif pour garantir l'existence et l'unicité de la solution. Ce terme de pénalisation agit comme une contrainte lors de l'optimisation, transformant ainsi le problème initialement mal posé en un problème bien posé [4].

Le choix de ce terme de régularisation a une influence notoire sur la forme des solutions calculées. Le choix usuel consiste à prendre la norme  $L^2$  du paramètre. Ceci permet de contenir la propagation du bruit de mesure, caractéristique des problèmes mal posés. Par ailleurs, le choix de la norme dans l'espace  $H^1$  (espace demandant une contrainte sur le gradient de la fonction) privilégie les fonctions régulières [5]. Pour ce qui est des fonctions discontinues, ou constantes par morceaux, de nombreuses recherches ont été effectuées dans le domaine du traitement d'image pour étudier l'impact du choix de la semi-norme  $TV$  pour terme de régularisation [6, 7]. Ces travaux montrent la possibilité de débruiter efficacement un signal constant par morceaux.

Le bâtiment est un objet très hétérogène, à géométrie complexe, soumis à des sollicitations diverses et fortement non-linéaires. Ce domaine d'application est par conséquent un challenge pour les problèmes inverses. Le succès d'une méthode est alors profondément lié aux informations *a priori* dont nous disposons, et la régularité des paramètres recherchés en fait partie. En effet, nous savons que des paramètres comme le coefficient de pertes thermiques dans la pièce, dues notamment à la perméabilité du bâti, évoluent de manière lisse dans le temps, contrairement à l'utilisation des systèmes de chauffage qui évoluent par paliers. Ces paramètres sont tous deux des termes sources pour l'équation modélisant l'évolution de la température de la pièce (1). Les gains internes  $W$  résultent de la somme de ces deux paramètres. Nous pouvons donc distinguer deux composantes dans  $W$ , avec des dynamiques différentes. Nous notons  $W_{H^1}$  la composante lisse, et  $W_{TV}$  la composante variant brutalement (constante par morceaux). Nous proposons une méthode permettant de discriminer chacune de ces composantes dans le cadre d'une identification de paramètre.

Nous étudions ici la possibilité de reconstruire chacune des composantes des gains internes inconnus, ainsi que des paramètres intrinsèques du bâti et des données météo, à partir de mesures de températures uniquement. Pour discriminer efficacement les sources, nous associons la reconstruction dans  $H^1$  à l'algorithme de Vogel et Oman, introduit dans l'article [8], appliqué sur les accroissements de la méthode itérative de gradient. La reconstruction de la composante des gains internes qui varie brutalement s'inspire des méthodes de gradient avec projection.

## 2. Modélisation du bâtiment et cas d'étude

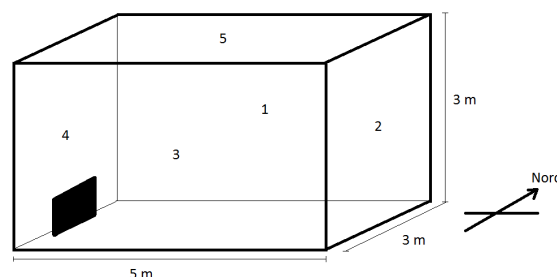


Figure 1 Cas d'étude

Notre cas d'étude consiste en un bâtiment constitué d'une pièce sans fenêtre équipée d'un chauffage, voir figure 1. Nous décrivons ce bâtiment par la modélisation nodale classique

[9]. Cette modélisation, classique des logiciels de simulation thermique, repose sur deux hypothèses ; la première suppose une homogénéité de la température de l'air de la pièce, et la seconde suppose que les transferts thermiques au sein des parois sont unidirectionnels (dans le sens de la profondeur). Le plafond est modélisé comme étant une paroi, soit un total de cinq parois. Le système d'équations est ainsi constitué de cinq équations aux dérivées partielles paraboliques (2) pour le champ de température dans les parois, et d'une équation différentielle ordinaire pour l'évolution de la température de l'air de la pièce (1). Ces équations sont couplées par des coefficients d'échanges convectifs et radiatifs. Les murs sont numérotés de 1 à 4, et le plafond 5. Nous ne prenons pas en compte les transferts de chaleur par le plancher, uniquement par soucis de concision : ces transferts peuvent être modélisés par une équation parabolique similaire à (2) mais avec des conditions limites légèrement différentes.

Soit  $T$  la température de la pièce, et  $\theta_p$  la température de la paroi  $p$  d'épaisseur  $L_p$ . On suppose que les parois sont orientées avec la surface ( $x = 0$ ) à l'intérieur du bâtiment et ( $x = L_p$ ) à l'extérieur. L'équation de la température de la pièce s'écrit :

$$\begin{cases} C \frac{dT}{dt} = \sum_{p=1}^5 S_p h_p^0 (\theta_p(0; t) - T) + W \\ T(t = 0) = T^0 \end{cases} \quad (1)$$

avec  $C$  la capacité thermique,  $S_p$  la surface de la paroi  $p$ ,  $h_p^0$  le coefficient d'échange convectif avec la surface intérieure de la paroi  $p$  à température  $\theta_p(0; t)$ , et  $W = W_{H1} + W_{TV}$  les gains internes composés de deux composantes, la première  $W_{H1}$  représentant les transferts de chaleur par les infiltrations dues à la perméabilité du bâti (variant de façon lisse), et l'autre  $W_{TV}$  modélisant l'utilisation d'un système de chauffage (variant brutalement, constante par morceaux).

L'équation de la température de la paroi  $p \in \llbracket 1; 5 \rrbracket$  s'écrit :

$$\begin{cases} S_p C_p \frac{\partial \theta_p}{\partial t} - S_p \frac{\partial}{\partial x} \left( k_p \frac{\partial \theta_p}{\partial x} \right) = 0 \\ -k_p S_p \frac{\partial \theta_p}{\partial x}(0; t) = \sum_{m=1}^5 S_p \alpha_{p,m} (\theta_m(0; t) - \theta_p(0; t)) + S_p h_p^0 (T - \theta_p(0; t)) \\ k_p S_p \frac{\partial \theta_p}{\partial x}(L_p; t) = S_p h_p^L (T_a - \theta_p(L_p; t)) + S_p \beta_p (T^\infty - \theta_p(L_p; t)) + S_p \varphi_p \\ \theta_p(x, t = 0) = \theta_p^0(x) \end{cases} \quad (2)$$

avec  $S_p$  la surface de la paroi  $p$ ,  $C_p$  la capacité thermique équivalente,  $k_p$  la conductivité équivalente,  $\alpha_{p,m}$  le coefficient d'échange radiatif avec la surface intérieure de la paroi  $m$ ,  $h_p^0$  le coefficient d'échange convectif avec la pièce,  $h_p^L$  le coefficient d'échange convectif avec l'extérieur à température  $T_a$ ,  $\beta_p$  le coefficient d'échange radiatif avec le ciel  $T^\infty$ , et  $\varphi_p$  les flux solaires direct et diffus sur la surface extérieure.

### 3. Formulation du problème inverse

La reconstruction d'états et de paramètres est un problème inverse dans lequel on cherche à identifier les paramètres d'un modèle à l'origine d'observations. Dans la problématique du bâtiment, nous utiliserons des mesures de température de surface et d'air intérieur obtenues par le déploiement d'une instrumentation *in situ*. Nous notons  $t_a$  le temps actuel, et nous supposons

que nous disposons de mesures allant de l'instant initial noté 0 au temps actuel :  $t \in [0; t_a]$ . Nous notons  $T^d(t)$  la mesure de température de l'air intérieur au temps  $t$ , ainsi que  $\theta_p^d(0; t)$  et  $\theta_p^d(L_p; t)$  les mesures au temps  $t$  des températures des surfaces ( $x = 0$ ) et ( $x = L_p$ ), respectivement.

Nous supposons que les conductivités de toutes les parois sont identiques :  $\forall p \in \llbracket 1; 5 \rrbracket, k_p = k$ . Nous étudions la possibilité de reconstruire et de discriminer les gains internes  $W(t) = W_{TV}(t) + W_{H^1}(t)$ , la température du ciel  $T^\infty(t)$  intervenant dans les échanges radiatifs entre les parois et le ciel, et la conductivité thermique  $k$  des parois à partir de mesures de la température de la pièce et des températures des surfaces interne et externe d'une paroi, par exemple la paroi 1. Soit  $u = \{k, T^\infty, W_{TV}, W_{H^1}\}$  le 4-uplet de paramètres inconnus. Conformément à la procédure de Tikhonov, nous introduisons la fonctionnelle suivante :

$$J(u) = \frac{1}{2} (\|\theta_1(0; t) - \theta_1^d(0; t)\|_{\mathcal{M}}^2 + \|\theta_1(L_1; t) - \theta_1^d(L_1; t)\|_{\mathcal{M}}^2 + \|T(t) - T^d(t)\|_{\mathcal{M}}^2 + \epsilon \|u\|_{\mathcal{P}}^2) \quad (3)$$

avec  $\mathcal{M} = L^2(0; t_a)$ ,  $\epsilon$  le paramètre de régularisation de Tikhonov, et  $\mathcal{P}$  l'espace des paramètres ( $u \in \mathcal{P}$ ). Les trois premiers termes de cette fonctionnelle mesurent l'écart entre les données et la réponse du modèle au jeu de paramètres  $u$ , tandis que le dernier est le terme de régularisation qui rend le problème bien posé au sens de Hadamard.

Le problème inverse s'énonce ainsi : trouver  $u \in \mathcal{P}$  tel que

$$u = \arg \min_{\bar{u} \in \mathcal{P}} J(\bar{u}) \quad (4)$$

Le choix de  $\mathcal{P}$  nous permet d'ajouter de l'information *a priori* sur les paramètres fonctionnels à reconstruire, [5]. Nous cherchons des fonctions  $T^\infty$  et  $W_{H^1}$  lisses dans le temps, et une fonction  $W_{TV}$  discontinue. Nous choisissons donc  $\mathcal{P} = \mathbb{R}^+ \times H^1(0; t_a) \times H^1(0; t_a) \times L^2(0; t_a)$ .

Le modèle (1)-(2) est non-linéaire par rapport à la conductivité thermique des parois. Pour résoudre ce problème, nous choisissons d'utiliser un algorithme de type Levenberg-Marquardt associé au gradient conjugué.

### 3.1. Algorithme itératif de Levenberg-Marquardt

L'algorithme de Levenberg-Marquardt est un algorithme itératif qui permet de minimiser une fonctionnelle qui n'est pas quadratique, [10]. C'est notamment le cas pour l'identification de la conductivité thermique puisque la réponse du modèle est non linéaire en ce paramètre. Cet algorithme consiste à trouver le nouvel itéré en minimisant une nouvelle fonctionnelle issue d'une linéarisation du modèle autour de l'itéré précédent, [11].

Soit  $\delta u = \{\delta k, \delta T^\infty, \delta W_{TV}, \delta W_{H^1}\} \in \mathcal{P}$  une petite variation des paramètres recherchés, l'approximation consiste à écrire :

$$\begin{aligned} \theta_p(u + \delta u) &\simeq \theta_p(u) + \delta \theta_p(\delta u), \quad p \in \llbracket 1; 5 \rrbracket \\ T(u + \delta u) &\simeq T(u) + \delta T(\delta u) \end{aligned} \quad (5)$$

avec  $\delta T$  et  $\delta \theta_p$  les solutions des équations de sensibilité du modèle autour de  $u$ , écrites dans les équations (6)-(7) :

$$\begin{cases} C \frac{d\delta T}{dt} = \sum_{p=1}^5 S_p h_p^0 (\delta \theta_p(0; t) - \delta T) + \delta W_{TV} + \delta W_{H^1} \\ \delta T(t=0) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} S_p C_p \frac{\partial \delta \theta_p}{\partial t} - S_p \frac{\partial}{\partial x} \left( k \frac{\partial \delta \theta_p}{\partial x} \right) = S_p \frac{\partial}{\partial x} \left( \delta k \frac{\partial \theta_p}{\partial x} \right), \quad p \in \llbracket 1; 5 \rrbracket \\ -k S_p \frac{\partial \delta \theta_p}{\partial x}(0; t) = \sum_{m=1}^5 S_p \alpha_{p;m} (\delta \theta_m(0; t) - \delta \theta_p(0; t)) + S_p h_p^0 (\delta T - \delta \theta_p(0; t)) + \delta k S_p \frac{\partial \theta_p}{\partial x}(0; t) \\ k S_p \frac{\partial \delta \theta_p}{\partial x}(L_p; t) = -S_p h_p^L \delta \theta_p(L_p; t) + S_p \beta_p (\delta T^\infty - \delta \theta_p(L_p; t)) - \delta k S_p \frac{\partial \theta_p}{\partial x}(L_p; t) \\ \delta \theta_p(x, t = 0) \equiv 0 \end{array} \right. \quad (7)$$

Nous introduisons, pour chaque itéré  $u$ , une nouvelle fonctionnelle :

$$\begin{aligned} \tilde{J}_u(\delta u) = & \frac{1}{2} (\|\theta_1(0; t) + \delta \theta_1(0; t) - \theta_1^d(0; t)\|_{\mathcal{M}}^2 + \|\theta_1(L_1; t) + \delta \theta_1(L_1; t) - \theta_1^d(L_1; t)\|_{\mathcal{M}}^2) \\ & + \frac{1}{2} \|T(t) + \delta T - T^d(t)\|_{\mathcal{M}}^2 + \frac{\epsilon}{2} \|\delta u\|_{\mathcal{P}}^2 \end{aligned} \quad (8)$$

Nous ne cherchons plus directement le jeu de paramètres  $u$  optimal, mais plutôt l'accroissement local  $\delta u$  optimal qui nous permettra de calculer la linéarisation à l'itération suivante  $u + \delta u$ . Ces minimisations successives sont bien définies puisque  $\tilde{J}_u(\delta u)$  est quadratique et coercive. L'équation d'Euler nous dit que le minimum se situe à la racine du gradient :

$$\delta u = \arg \min_{\delta \bar{u} \in \mathcal{P}} \tilde{J}_u(\delta \bar{u}) \iff \nabla \tilde{J}_u(\delta u) = 0 \quad (9)$$

Pour calculer les minimisations successives (9), nous avons choisi d'utiliser le gradient conjugué. L'algorithme a besoin du gradient de la fonctionnelle (8). Nous avons choisi d'utiliser la méthode de l'état adjoint pour obtenir ce gradient. Cette méthode, issue de la théorie du contrôle optimal, propose une expression exacte du gradient en résolvant un problème dit adjoint, dont la structure est similaire à celle du modèle direct.

### 3.2. Méthode de l'état adjoint

Nous introduisons  $V$  et  $A_p, p \in \llbracket 1; 5 \rrbracket$ , les solutions du système adjoint :

$$\left\{ \begin{array}{l} -C \frac{dV}{dt} = \sum_{p=1}^5 S_p h_p^0 (A_p(0; t) - V) + (T + \delta T - T^d) \\ V(t = t_a) = 0 \\ -S_p C_p \frac{\partial A_p}{\partial t} - S_p \frac{\partial}{\partial x} \left( k \frac{\partial A_p}{\partial x} \right) = (\theta_p + \delta \theta_p - \theta_p^d) (\delta_0(x) + \delta_{L_p}(x)), \quad p \in \llbracket 1; 5 \rrbracket \\ -k S_p \frac{\partial A_p}{\partial x}(0; t) = \sum_{m=1}^5 S_p \alpha_{p;m} (A_m(0; t) - A_p(0; t)) + S_p h_p^0 (V - Z_p(0; t)) \\ k S_p \frac{\partial A_p}{\partial x}(L_p; t) = -S_p h_p^L A_p(L_p; t) - S_p \beta_p A_p(L_p; t) \\ A_p(x, t = t_a) \equiv 0 \end{array} \right. \quad (11)$$

avec  $\delta_a$  la mesure de Dirac au point  $a$ . Les équations (11) doivent se lire au sens des distributions.

La théorie du contrôle optimal nous permet d'obtenir les composantes du gradient  $\nabla \tilde{J}_u(\delta u)$  à partir des solutions de trois problèmes similaires : le problème direct (1)-(2), le problème de

sensibilité (6)-(7), et le problème adjoint (10)-(11). Nous obtenons <sup>1</sup> :

$$\langle \nabla \tilde{J}_u; \delta \tilde{k} \rangle = - \sum_{p=1}^{N_p} \int_0^{t_a} \int_0^{L_p} \delta \tilde{k} S_p \frac{\partial \theta_p}{\partial x} \frac{\partial A_p}{\partial x} dx dt + \epsilon \langle \delta \tilde{k}; \delta k \rangle \quad (12)$$

$$\langle \nabla \tilde{J}_u; \delta \tilde{T}^\infty \rangle = \sum_{p=1}^5 \int_0^{t_a} \delta \tilde{T}^\infty \beta_p A_p(L_p; t) dt + \epsilon \langle \delta \tilde{T}^\infty; \delta T^\infty \rangle \quad (13)$$

$$\langle \nabla \tilde{J}_u; \delta \tilde{W}_{TV} \rangle = \int_0^{t_a} \delta \tilde{W}_{TV} V dt + \epsilon \langle \delta \tilde{W}_{TV}; \delta W_{TV} \rangle \quad (14)$$

$$\langle \nabla \tilde{J}_u; \delta \tilde{W}_{H^1} \rangle = \int_0^{t_a} \delta \tilde{W}_{H^1} V dt + \epsilon \langle \delta \tilde{W}_{H^1}; \delta W_{H^1} \rangle \quad (15)$$

Nous pouvons remarquer dans les équations (14) et (15) que les deux composantes de  $W$  possèdent exactement le même gradient. C'est est pour cette raison que la séparation de sources est délicate à mettre en œuvre.

### 3.3. Projection de Vogel et Oman

Dans leur article [8], les auteurs proposent une technique pour débruiter un signal. Cette méthode permet de séparer le signal en deux composantes, l'une variant par paliers, et l'autre, résiduelle, oscillant autour de zéro. Soit  $g$  un signal bruité composé d'un signal constant par morceaux  $f$  et d'un bruit blanc gaussien  $\eta$ . Vogel et Oman proposent d'identifier  $f$  à partir de  $g$  en minimisant une fonctionnelle :

$$\underline{J}(f) = \frac{1}{2} \|f - g\|_{L^2(0; t_a)}^2 + \gamma \int_0^{t_a} \left| \frac{df}{dt} \right| dt \quad (16)$$

Le dernier terme est la semi-norme TV de  $f$ , il agit comme un terme de régularisation de paramètre  $\gamma$ . Les auteurs minimisent cette fonctionnelle de manière itérative. Nous notons  $H(g)$  le résultat des itérations de cette méthode appliquée à  $g$  pour un choix donné du paramètre  $\gamma$ .

Conformément à la méthode du gradient conjugué, la solution de (9) se calcule de manière itérative par :  $\delta u^n = \delta u^{n-1} - \rho^n d^n$ , avec  $n$  l'itération actuelle,  $\rho^n$  le pas optimal à l'itération  $n$ , et  $d^n$  la direction conjuguée à l'itération  $n$ . Notre méthode, inspirée des méthodes de gradient avec projection, consiste à utiliser une formule différente. Pour reconstruire la fonction  $W_{TV}$ , variant par paliers dans le temps, nous proposons la formule suivante :

$$\delta u_3^n = H(\delta u_3^{n-1} - \rho^n d_3^n) \quad (17)$$

pour un choix donné du paramètre de régularisation  $\gamma$ . L'indice 3 correspond au numéro de  $W_{TV}$  dans le 4-uplet  $u$ .

## 4. Résultats

Les mesures de température sont réalisées numériquement, et avec le même modèle. Elles sont échantillonnées tous les quarts d'heure sur une durée d'une journée. Une fois ces mesures recueillies, nous ajoutons un bruit blanc gaussien d'écart type  $10^{-2}$ . Nous disposons d'un capteur de température de la pièce et de deux capteurs de surface sur la paroi 1 (surface intérieure et extérieure). Nous identifions simultanément la conductivité  $k$  des parois, la donnée météo de

1. Consulter [11] pour plus de détails sur cette méthode.

la température du ciel  $T^\infty$ , et les gains internes de la pièce  $W$ . Afin de discriminer les deux composantes de  $W$ , nous appliquons notre méthode utilisant la projection de Vogel et Oman aux accroissements du gradient conjugué pour le paramètre  $W_{TV}$ . L'autre composante,  $W_{H^1}$ , est quant à elle reconstruite dans  $H^1$ , tout comme  $T^\infty$ .

L'algorithme est initialisé par des fonctions nulles pour  $T^\infty$ ,  $W_{TV}$  et  $W_{H^1}$ , et par la constante 2 pour  $k$ . Les figures 2 et 3 représentent la reconstruction de  $k$  et de  $T^\infty$ , respectivement. La figure 4 représente la reconstruction de la composante des gains internes qui varie brutalement, représentant par exemple l'utilisation des systèmes de chauffage. La figure 5 représente la reconstruction de la composante lisse des gains internes, constituée des infiltrations d'air relatives à la perméabilité du bâti.

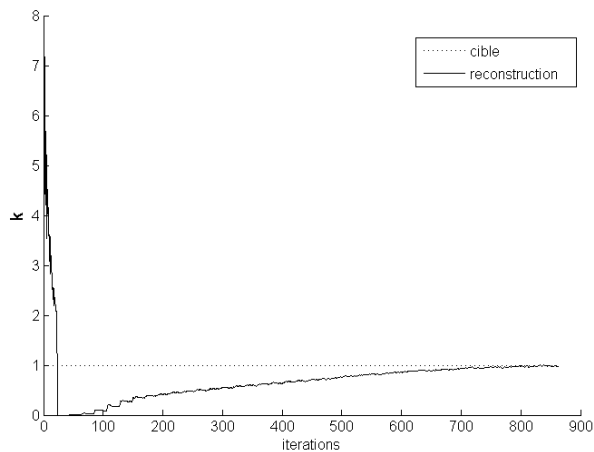


Figure 2 *Reconstruction de  $k$ , les abscisses représentent les itérations de l'algorithme*

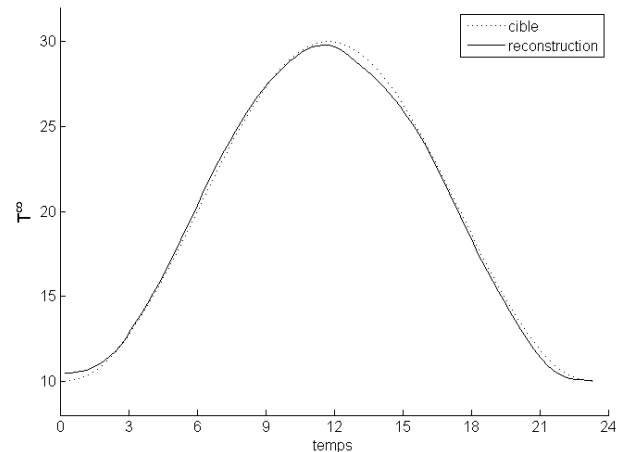


Figure 3 *Reconstruction de  $T^\infty$  dans  $H^1$  avec régularisation,  $\epsilon = 10^{-3}$*

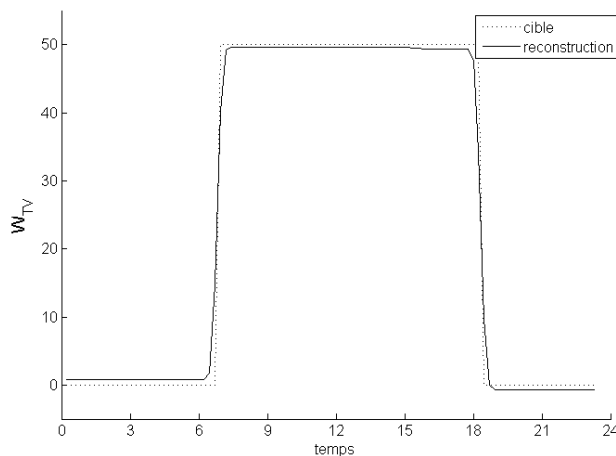


Figure 4 *Reconstruction de  $W_{TV}$  avec notre méthode,  $\gamma = 0.9$*

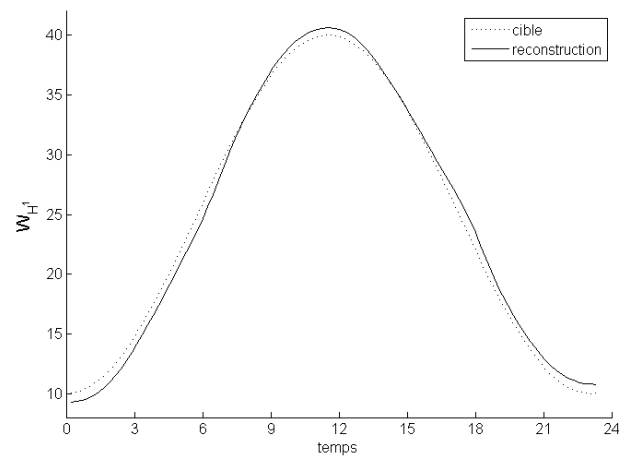


Figure 5 *Reconstruction de  $W_{H^1}$  dans  $H^1$  avec régularisation,  $\epsilon = 7.10^{-4}$*

## 5. Conclusion

Lorsqu'un modèle contient plusieurs sources qui s'additionnent, il n'est généralement pas possible de reconstruire chacun de ces termes. Cependant, lorsque ces sources possèdent deux

composantes ayant des dynamiques différentes, nous avons montré que chacune d’entre-elles était identifiable si on utilise la connaissance *a priori* de la différence de dynamiques. Notre méthode permet de discriminer une composante lisse et une composante discontinue contenues dans une source inconnue. Nous avons également montré que cette séparation de sources pouvait s’inclure dans une procédure d’identification de plusieurs paramètres. Nous avons validé ce développement à travers la reconstruction d’une donnée météo, d’une conductivité thermique, et de gains internes, à partir de trois capteurs de température. Cette reconstruction a été validée uniquement en présence d’un léger bruit de mesure.

La méthode de séparation de variables a été présentée ici pour des variables linéaires. Il serait utile d’étendre la méthode sur des variables non linéaires. De plus, il faudrait étudier l’apport du choix de la semi-norme  $TV$  directement comme terme de régularisation de la fonctionnelle initiale, comme le proposent par exemple [12] et [13].

## Références

- [1] L. K. Norford, R. H. Socolow, E. S. Hsieh, and G. V. Spadaro. Two-to-one discrepancy between measured and predicted performance of a low-energy office building. insights from a reconciliation based on the doe-2 model. *Energy and Buildings*, 21 :121–131, 1994.
- [2] Bill Bordass, Robert Cohen, and John Field. Energy performance of non-domestic buildings. closing the credibility gap. In *Building Performance Congress*, 2004.
- [3] Andrei Nikolaevich Tikhonov and Vasilii Iakovlevich Arsenin. *Solutions of ill-posed problems*. 1977.
- [4] G. Chavent. *Nonlinear Least Squares for Inverse Problems : Theoretical Foundations and Step-By-Step Guide for Applications*. Springer Verlag, 2009.
- [5] Frédéric Bourquin and Alexandre Nassiopoulos. Inverse reconstruction of initial and boundary conditions of a heat transfer problem with accurate final state. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 54 :3749–3760, 2011.
- [6] Leonid I. Rudin, Stanley Osher, and Emad Fatemi. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D*, 60 :259–268, 1992.
- [7] Stanley Osher, Martin Burger, Donald Goldfarb, Jinjun Xu, and Wotao Yin. An iterative regularization method for total variation-based image restoration. *Multiscale modeling and simulation*, 4(2) :460–489, 2005.
- [8] C. R. Vogel and M. E. Oman. Iterative methods for total variation denoising. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 17(1) :227–238, 1996.
- [9] John Boland. Simplifying the solution of the differential equations which describe heat flows in domestic dwellings. *Building and Environment*, 32 :479–484, 1997.
- [10] Jorge J. Moré. The levenberg-marquardt algorithm. implementation and theory. In *Conference on Numerical Analysis*, 1977.
- [11] Alexandre Nassiopoulos and Frédéric Bourquin. On-site building walls characterization. *Numerical Heat Transfer*, 63 :1–22, 2013.
- [12] Tony F. Chan and Xue-Cheng Tai. Identification of discontinuous coefficients in elliptic problems using total variation regularization. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 25 :881–904, 2003.
- [13] Yi-Xin Dou and Bo Han. Reconstruction of a velocity field for a 3d advection-diffusion equation. *International Journal of Thermal Sciences*, 50 :2340–2354, 2011.