

Identification des propriétés hygrothermiques des matériaux par stratégie d'évolution CMA

Simon Rouchier^{*1}, Monika Woloszyn¹

¹ LOCIE, CNRS-UMR5271

Université de Savoie, Campus Scientifique, Savoie Technolac, 73376 Le Bourget-du-Lac Cedex, France

*simon.rouchier@univ-savoie.fr

RESUME. Une rénovation efficace de l'existant nécessite une connaissance aussi complète que possible de l'enveloppe, permettant de situer les besoins et éventuelles pathologies à corriger. La mesure expérimentale des propriétés hygrothermiques des matériaux étant contraignante, il est d'autant plus intéressant de parvenir à les identifier localement à l'aide de méthodes numériques avancées. Le travail présenté montre l'application de l'algorithme d'évolution CMA-ES en tant que méthode inverse pour l'identification de l'ensemble des propriétés hygriques et thermiques d'un matériau, dans le cadre d'un benchmark numérique développé pour montrer les limites théoriques et les points forts de la démarche. Les résultats montrent d'une part une bonne répétabilité de la procédure, assurant que les extrema locaux sont évités, et d'autre part le lien entre la précision de l'identification et celle de l'instrumentation est mis en évidence.

MOTS-CLÉS. méthode inverse, stratégie d'évolution, CMA, humidité

ABSTRACT. An efficient renovation of existing buildings requires a fair knowledge of the envelope, in order to identify potential sources for improvement. As the experimental characterisation of hygrothermal properties of a material is time consuming, finding a way to estimate these properties on site is of great interest. The presented work shows the application of the CMA evolution strategy as an inverse method for the complete identification of a material. A numerical benchmark has been developed as to show the performance and limitations of this procedure. The results show a good repeatability, meaning that local extrema are avoided, and the influence of the measurement accuracy on the quality of the results is illustrated.

KEYWORDS. inverse method, evolution strategy, CMA, moisture

1 INTRODUCTION

Une rénovation énergétique efficace de l'existant nécessite une connaissance aussi complète que possible des composants de l'enveloppe, permettant de situer les besoins et éventuelles pathologies à corriger. La fiabilité du diagnostic de l'existant est cependant limitée par la connaissance souvent partielle qu'on a des composants de l'enveloppe, ce qui pose obstacle au choix de la rénovation à appliquer. L'objectif commun aux travaux sur ce sujet est de pallier aux difficultés de l'instrumentation d'une part, et aux limites de la modélisation d'autre part, en associant des

mesures in situ à l'inversion de modèles.

L'identification des propriétés de l'enveloppe par méthodes numériques inverses est relativement récente en physique du bâtiment, mais peut désormais être envisagée grâce à la croissance des moyens de calcul. On notera en particulier certains travaux récents (Brouns et al., 2013; Nassiopoulos et Bourquin, 2013) qui ont montré comment un algorithme de descente, traditionnellement appliqué aux problèmes d'optimisation, permet d'identifier les conductivités thermiques et de reconstruire des scénarios de chauffage. Les méthodes inverses sont plus généralement une application des techniques mathématiques de minimisation de fonctions dont le gradient n'est pas nécessairement connu à l'avance.

Parmi ces techniques, les algorithmes d'évolution sont maintenant couramment appliqués aux problèmes de transferts thermiques (Gosselin et al., 2009), et plus spécifiquement à l'optimisation de la conception des bâtiments aussi bien du point de vue de l'enveloppe que des systèmes (voir (Evins, 2013; Machairas et al., 2014) pour des aperçus bibliographiques plus complets). Ces méthodes sont souvent appliquées à des méta-modèles de type réseau de neurones (Magnier et Haghighat, 2010) permettant la réduction du temps de calcul des fonctions objectif coûteuses.

Le travail présenté ici expose les premières étapes d'un travail entrepris pour le développement de méthodes de caractérisation de l'enveloppe à différentes échelles. Il s'agit ici de caractérisation hygrothermique : la mesure expérimentale de l'isotherme de sorption et de la perméabilité étant contraignante, il est d'autant plus intéressant de parvenir à les identifier localement à l'aide de méthodes numériques avancées. On a fait le choix comme méthode inverse de la stratégie d'évolution Covariance Matrix Adaptation (CMA-ES) (Hansen, 2006) développée en langage Python. La raison principale de ce choix est l'adaptabilité des méthodes heuristiques à tout type de problème (Beyer et Schwefel, 2002) et l'interopérabilité du langage avec les autres environnements numériques. L'application est faite à l'échelle d'un matériau (transfert HAM 1D) : il s'agit ici de valider la démarche de caractérisation sur la base d'un benchmark numérique, et de montrer les avantages de cette méthode par rapport aux techniques classiques de caractérisation expérimentale.

2 FORMULATION DU PROBLÈME

2.1 MODÈLE PHYSIQUE

Le problème considéré est schématisé sur la figure 1 : une paroi mono-couche d'un matériau à identifier sépare deux ambiances. Des capteurs d'ambiance (température et humidité relative) renseignent les conditions aux limites servant d'entrée à la modélisation de la paroi, et un nombre variable de capteurs situés en surface ou à l'intérieur de la paroi fournissent les données de référence qui serviront à l'identification des propriétés du matériau.

L'objectif du travail est de montrer comment identifier l'ensemble des propriétés hygrothermiques de la paroi instrumentée sur la base de ces deux séries de mesures complémentaires. Dans le cadre du benchmark numérique, les données qu'on suppose fournies par des capteurs proviennent d'une simulation réalisée au préalable dans les conditions suivantes :

- les conditions aux limites sont constituées d'une température et d'une humidité constantes à un des bords $T_{int} = 19^{\circ}C$ et $HR_{int} = 50\%$, et variables à l'autre bord suivant des variations sinusoïdales journalières comprises dans les intervalles $[5^{\circ}C, 22^{\circ}C]$ et $[25\%, 75\%]$
- le matériau est de type isolant hygroscopique, dont les lois de comportement sont récapitulées dans le tableau 1.

Les équations de transport mises en oeuvre dans la modélisation sont celles des transferts couplés humidité/chaaleur (sans transfert d'eau en phase liquide) (Rouchier, 2012), écrites ici avec

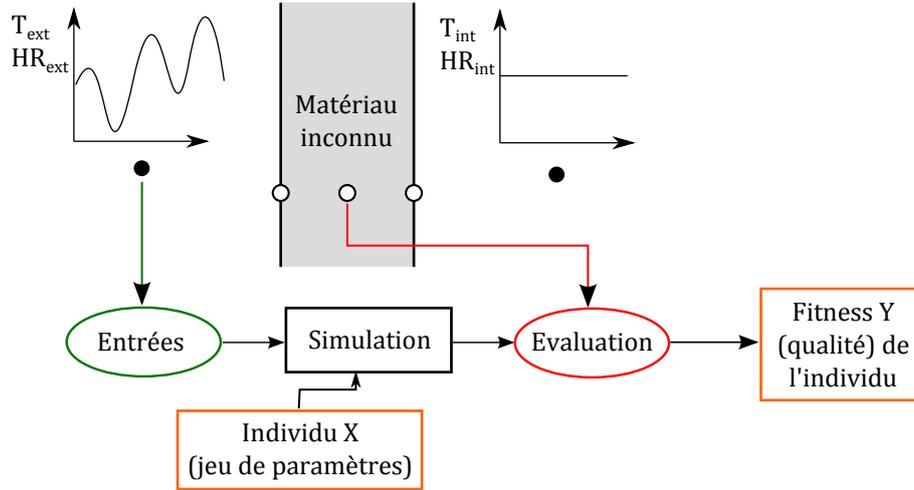


FIGURE 1. Schéma du problème

| Variable | Formulation | Inconnues |
|-------------------------------------|--|-----------|
| $c_p\rho$ Capacité thermique | Constante | 1 |
| λ Conductivité thermique | Part constante + part linéaire en w et T $\lambda = \lambda_0 + \lambda_{mst} \frac{w}{\rho_l} + \lambda_{tmp} T$ | 3 |
| δ_p Perméabilité vapeur | Interpolation entre deux valeurs $[\delta_{p,25\%}, \delta_{p,75\%}]$ | 2 |
| w Isotherme de sorption | Polynôme de degré 3 défini par 3 points $[w_{25\%}, w_{50\%}, w_{75\%}]$ | 3 |

TABLE 1: Lois de comportement du matériau

la température T et la pression de vapeur p_v comme variables principales :

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial w}{\partial t} - \nabla \cdot [\delta_p \nabla p_v] &= 0 \\
 (c_p \rho + c_{p,l} w) \frac{\partial T}{\partial t} + (c_l T) \frac{\partial w}{\partial t} - \nabla \cdot [\lambda \nabla T + L_v \delta_p \nabla p_v] &= 0
 \end{aligned} \tag{1}$$

où $c_{p,l}$ est la chaleur spécifique de l'eau, L_v sa chaleur latente de vaporisation.

2.2 PROBLÈME INVERSE

L'ensemble des paramètres définissant les propriétés hygrothermiques d'un matériau, et impliqués dans la résolution du système d'équations 1, sont assemblés en une variable (ou individu) $X \in \mathbb{R}^{N_P}$, où N_P est la dimension de l'espace de recherche, c'est à dire le nombre de paramètres du matériau à identifier. Ce nombre est défini par le choix des lois de comportement, par exemple le nombre de points servant d'interpolation au profil de perméabilité vapeur. Dans notre cas, $N_P = 9$ et un individu X s'écrit :

$$X = \{\lambda_0, \lambda_{mst}, \lambda_{tmp}, c_p \rho, \delta_{p,25\%}, \delta_{p,75\%}, w_{25\%}, w_{50\%}, w_{75\%}\} \tag{2}$$

Le choix des lois de comportement ne remet pas en cause le déroulement de la procédure d'identification : celles-ci peuvent être des lois analytiques ou bien, comme ici, des profils ajustés sur un nombre plus ou moins important de points de référence. Les algorithmes d'évolution n'étant en théorie pas limités par la dimension de l'espace de recherche, on peut exiger une résolution plus importante de ces lois de comportement au prix d'un temps de calcul plus élevé.

Un individu X sert de donnée d'entrée à un modèle résolvant les équations 1 par éléments finis 1D (voir (Rouchier, 2012) pour plus de détails sur leur implémentation). La donnée X résulte en un profil dynamique de température T_{calc} et d'humidité HR_{calc} en chacun des points de la paroi où un capteur aura été placé. La qualité (*fitness*) Y de l'individu est définie par la somme des moindres carrés entre ces profils et les mesures de référence fournies par les n capteurs T_m et HR_m :

$$Y = R_T + R_{HR} \quad \text{avec} \quad R_T = \sum_{i=1}^n \frac{\sum (T_{calc,i} - T_{m,i})^2}{T_{m,i}^2} \quad (3)$$

$$R_{HR} = \sum_{i=1}^n \frac{\sum (HR_{calc,i} - HR_{m,i})^2}{HR_{m,i}^2}$$

Le problème inverse est donc un problème d'optimisation monocritère visant à minimiser la fonction $f : \mathbb{R}^{N_P} \rightarrow \mathbb{R}$ telle que $Y = f(X)$. Si les problématiques liées aux problèmes d'optimisation multi-critères sont ici évitées, d'autres difficultés apparaissent du fait de la nature du problème. En effet, Y résulte de la résolution par la méthode des éléments finis d'un système d'équations différentielles couplées : on ne dispose donc d'aucune information quant à l'allure de la fonction f (gradient, matrice hessienne...), ni sur la convexité de l'espace de recherche ou l'éventuelle présence de minima locaux. Ces raisons ont contribué au choix des algorithmes d'évolution comme méthode d'optimisation, ceux-ci étant réputés plus adaptés aux espaces de haute dimension non convexes. Plus spécifiquement, on a fait le choix de la méthode Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMA-ES) dont les grandes lignes sont brièvement décrites dans la section suivante.

3 CMA-ES

La stratégie d'évolution CMA appartient à la famille des algorithmes d'évolution (AE), à laquelle appartiennent également les algorithmes génétiques. Ceux-ci se basent sur les principes de la sélection naturelle (évaluation, sélection, recombinaison, mutation) pour guider l'évolution vers un optimum global dans un espace de recherche continu ou discret. Le terme de stratégie d'évolution concerne l'ensemble des paramètres propres au déroulement de l'algorithme : nombre d'individus par génération, taux de mutation, recombinaison, élitisme... Ces paramètres, notamment le taux de mutation, sont susceptibles de varier au cours de l'évolution. On pourra se référer à (Beyer et Schwefel, 2002) pour une présentation plus complète du principe de stratégie d'évolution.

La stratégie CMA est de type (μ, λ) et repose sur l'adaptation de la matrice de covariance de la loi multi-normale dans \mathbb{R}^{N_P} définissant la mutation (Hansen, 2006). Cette adaptation équivaut à la construction d'une approximation de la matrice hessienne de la fonction objectif f , utilisée dans les méthodes classiques d'optimisation. Contrairement à ces méthodes, l'algorithme ne nécessite pas la connaissance du gradient de f . L'adaptation du taux de mutation assure une accélération de la convergence, ainsi qu'une garantie contre l'arrêt sur d'éventuels extrema locaux.

Le coût de calcul de la CMA, évalué d'après le nombre d'évaluations de la fonction objectif f , est supposé plus important que celui des méthodes de type quasi-Newton supposant la connaissance du gradient de f (Brouns et al., 2013). L'algorithme est cependant reconnu comme performant parmi les méthodes métaheuristiques, et le problème de son temps de calcul peut être attaqué par deux moyens complémentaires :

- la construction de métamodèles de type réseaux de neurones, préalable au lancement de l'algorithme, afin de faire porter l'optimisation sur une fonction objectif moins coûteuse ;
- la parallélisation : les évaluations des individus d'une génération étant indépendantes, celles-ci peuvent être distribuées sur plusieurs processeurs les traitant séparément.

Dans notre travail, les calculs sont parallélisés. Le cadre numérique choisi est le suivant :

- Les équations 1 sont résolues par un code éléments finis écrit en langage Python, utilisant l'écosystème de calcul SciPy.
- La librairie d'algorithmes évolutionnistes DEAP¹ (Fortin et al., 2012)
- Le module de gestion de la parallélisation SCOOP²

4 RÉSULTATS DE L'IDENTIFICATION

Les données de référence intervenant dans le calcul de Y sont fournies avec un pas de temps de 10 minutes sur une période de 7 jours. Au démarrage de l'algorithme, un intervalle de recherche doit être renseigné pour chaque paramètre à identifier. La valeur de celui-ci est ensuite ramenée dans un intervalle $[0, 1]$ afin d'éviter les problèmes liés aux grandes différences d'ordre de grandeur entre paramètres. L'algorithme n'est cependant pas contraint et peut chercher en dehors des intervalles spécifiés, qui servent avant tout de conditions initiales. On a choisi une population de 12 individus par générations, et un écart type initial de la distribution de chaque paramètre de 0.5.

4.1 CAPTEURS IDÉAUX

On suppose dans un premier temps que les capteurs de température et d'humidité sont idéaux et fournissent les mesures sans erreur avec une précision de $0,01^\circ C$ et $0,01\%$. Ces conditions, éloignées de la réalité de l'instrumentation, visent à montrer les limites théoriques de la qualité de l'identification et la répétabilité des calculs. Un algorithme métaheuristique est en effet un processus stochastique dont il faut s'assurer de la reproductibilité des résultats. L'algorithme de recherche a été lancé 10 fois : 5 fois sur la base de mesures de référence fournies par 1 capteur placé au milieu de la paroi ($x = 5$ cm), et 5 fois avec 3 capteurs ($x = 0, 5, 10$ cm). La figure 2 montre l'évolution de 4 des paramètres du meilleur individu de chaque génération pendant le déroulement de l'algorithme CMA-ES avec 1 capteur.

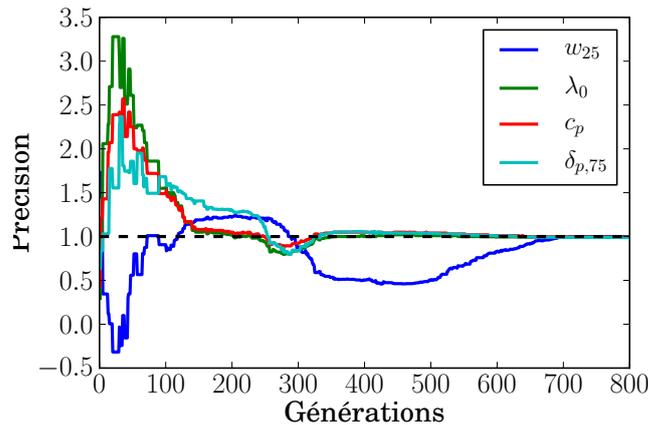


FIGURE 2. Evolution des propriétés du meilleur individu (essai à 1 capteur)

Le critère choisi pour admettre la convergence d'un calcul est le suivant : parmi tous les individus d'une génération, l'écart type de chaque propriété à identifier i est très faible devant sa valeur moyenne.

$$\forall i \in \llbracket 1, N_P \rrbracket, \sigma_i \ll \bar{X}_i \quad (4)$$

1. Distributed Evolutionary Algorithms in Python <https://code.google.com/p/deap/>

2. Scalable COncurrent Operations in Python <http://code.google.com/p/scoop/>

Le nombre de générations requis pour atteindre ce critère varie légèrement entre deux calculs lancés dans les mêmes conditions, mais dépend de la quantité de mesures fournies. En se basant sur 1 capteur pour les données de référence, la moyenne est de 715 générations (soit 8580 évaluations de la fonction f) alors qu'il est de 451 (5412 évaluations de f) avec 3 capteurs. Le nombre de capteurs influe cependant très peu sur la précision du résultat final, comme montré sur la figure 3(a) qui montre la valeur finale de chaque propriété par rapport à sa valeur attendue.

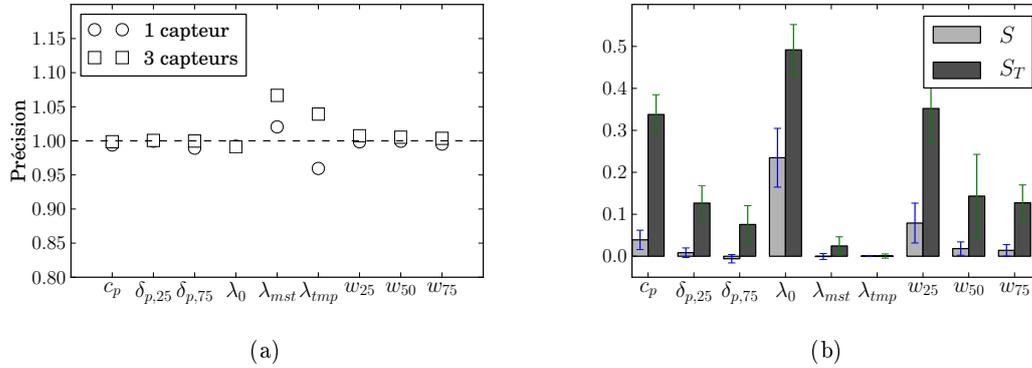


FIGURE 3. Cas des capteurs idéaux : (a) résultats de l'identification et (b) indices de Sobol' d'ordre 1 et totaux des propriétés du matériau avec barres d'erreur

Le premier constat est celui d'une très bonne répétabilité de la démarche et de l'unicité de la solution, puisque tous les essais réalisés avec 1 capteur aboutissent à des résultats identiques, ainsi que tous ceux réalisés avec 3 capteurs. On constate ensuite que l'ensemble des propriétés est identifié avec une erreur inférieure à 1% par rapport à leurs valeurs attendues, à l'exception de deux paramètres qui sont la part variable de la conductivité thermique (λ_{mst} et λ_{tmp}) dont l'erreur est d'environ 5%. L'hypothèse permettant d'expliquer cette imprécision est la suivante : un paramètre dont l'influence sur la solution Y est faible sera plus difficile à identifier par l'algorithme.

Afin de vérifier empiriquement cette hypothèse, une analyse de sensibilité a été menée sur les 9 composants de X au voisinage de la solution avec la librairie de fonctions SALib³ suivant la méthode présentée par (Saltelli et al., 2010) avec une taille d'échantillon $N = 5000$, soit $N(2N_P + 2) = 100000$ évaluations de f pour calculer les indices d'ordre 2. Les résultats de cette analyse sont présentés en figure 3(b) avec les indices d'ordre 1 S , et les indices totaux S_T montrant l'influence de chaque propriété en tenant compte de leurs couplages : les propriétés λ_{mst} et λ_{tmp} , dont l'erreur par l'identification est plus importante, ont une influence très faible sur la solution Y . Ces résultats n'établissent cependant pas rigoureusement une corrélation entre les indices de sensibilité et la précision de l'identification.

L'algorithme CMA-ES est donc théoriquement en mesure de permettre une identification fine des propriétés hygrothermiques d'un matériau in situ, sous réserve de disposer d'une part d'un modèle physique approprié, d'autre part d'une instrumentation idéale fournissant des mesures de référence sans erreur et d'une grande précision. Cette dernière condition n'étant jamais remplie dans la pratique, on a cherché dans un deuxième temps à vérifier les résultats de la méthode inverse dans le cas où le comportement des capteurs serait plus proche des conditions réelles.

4.2 CAPTEURS RÉELS

Les capteurs désignés ici comme réels restent en partie idéalisés. Les données de référence sont arrondies afin d'être données à 0, 1°C près pour la température et 1% près pour l'humidité (au lieu de 0, 01°C et 0, 01% précédemment). Une série d'essai a été réalisée en faisant varier le nombre et

3. <http://jdherman.github.io/SALib/>

la position des capteurs, comme récapitulé dans le tableau 2. La répétabilité de l'algorithme étant établie, chaque essai est réalisé une seule fois. Il est à noter que si la précision des capteurs est ici remise en question, leurs positions dans la paroi sont encore supposées parfaitement connues. Il s'agit ici d'une hypothèse non négligeable car le placement des capteurs peut être une source importante d'incertitude.

| Essai | Position des capteurs (cm) | Remarque |
|-------|----------------------------|---------------|
| (1) | [0; 5; 10] | |
| (2) | [0; 2.5; 5; 7.5; 10] | |
| (3) | [0; 2.5; 5] | |
| (4) | [0; 2.5; 5; 7.5; 10] | w_{50} fixé |

TABLE 2: Conditions de la série d'essais à capteurs réels

Les essais (1) et (2) présentent une répartition régulière de 3 ou 5 capteurs le long de l'épaisseur de la paroi. L'essai (3) présente 3 capteurs disposés du côté gauche (extérieur), où les variations d'humidité sont plus importantes. L'essai (4) vise à simplifier le calcul de l'isotherme de sorption en en supposant un point connu. Les résultats finaux des essais sont montrés sur la figure 4(a) en terme de précision, et les isothermes de sorption reconstruites sur ces résultats sont montrés en figure 4(b).

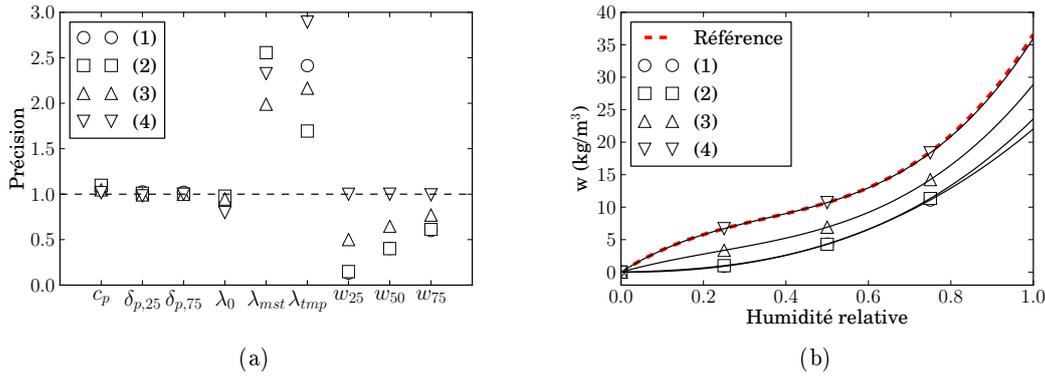


FIGURE 4. Cas des capteurs réels : (a) résultats de l'identification et (b) isothermes de sorption

La perméabilité vapeur δ_p et les propriétés thermiques constantes c_p et λ_0 sont respectivement identifiées avec des erreurs inférieures à 1%, 5% et 10%. L'erreur sur la part variable de la conductivité λ_{mst} et λ_{tmp} est bien plus importante, avec des résultats supérieurs à l'attente d'un facteur 2 à 3. La reconstruction de l'isotherme de sorption avec les propriétés calculées w_{25} , w_{50} et w_{75} de chaque essai montre des résultats plus variables. On constate des tracés relativement éloignés de l'attente avec les essais de base (1) et (2). Une amélioration notable est obtenue lorsque l'on modifie le placement des capteurs vers le côté extérieur (essai (3)) : cela revient à privilégier les points où la variabilité de l'humidité relative est plus importante. Le moyen le plus simple d'assurer une reconstruction précise de l'isotherme est cependant d'en fixer un point à l'avance, comme le montre le résultat de l'essai (4) où la valeur de w_{50} a été supposée connue. Cependant, il est à noter que seule la pente de l'isotherme $\partial w / \partial p$ intervient dans les équations de transport et que celle-ci est dans tous les cas bien approchée par l'algorithme sur l'intervalle [25%; 75%] où l'humidité est ici restreinte.

5 CONCLUSION

Le travail présenté a montré l'utilisation de l'algorithme CMA-ES comme méthode inverse pour l'identification in situ des propriétés hygrothermiques d'un matériau de construction. On a cherché à valider cette démarche sur la base d'un benchmark numérique. Il a d'abord été établi que les résultats, soit un ensemble de 9 paramètres à identifier, sont reproductibles pour un jeu donné de mesures de références. La précision de l'identification est conditionnée à celle de l'instrumentation : l'utilisation de capteurs idéaux permet en théorie d'obtenir des erreurs très faibles sur l'ensemble des paramètres, alors que l'introduction d'une imprécision de mesure dégrade la qualité de la solution. Cet effet est plus ou moins accentué selon les propriétés et notamment selon leur influence sur le résultat de la simulation. Une plus grande variabilité des mesures de référence permet cependant de réduire les erreurs : si la précision de l'instrumentation est l'obstacle principal à l'identification in situ des propriétés, celui-ci semble surmontable par un choix adéquat du positionnement des capteurs et par un allongement de la période de mesure. La suite du travail entrepris considèrera l'utilisation de fluxmètres en plus des mesures de température, ainsi que l'extension de la démarche au cas d'algorithmes d'optimisation multi-critère.

RÉFÉRENCES

- Beyer, H.-G. et Schwefel, H.-P. (2002). Evolution strategies – a comprehensive introduction. *Natural Computing*, 1(1) :3–52.
- Brouns, J., Nassiopoulos, A., Bourquin, F., et Limam, K. (2013). State-parameter identification for accurate building energy audits. In *Building Simulation 2013 conference*, page 7p, France.
- Evins, R. (2013). A review of computational optimisation methods applied to sustainable building design. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 22 :230–245.
- Fortin, F.-A., Rainville, F.-M. D., Gardner, M.-A., Parizeau, M., et Gagné, C. (2012). DEAP : evolutionary algorithms made easy. *Journal of Machine Learning Research*, 13 :2171–2175.
- Gosselin, L., Tye-Gingras, M., et Mathieu-Potvin, F. (2009). Review of utilization of genetic algorithms in heat transfer problems. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 52(9–10) :2169–2188.
- Hansen, N. (2006). The CMA evolution strategy : A comparing review. In Lozano, J. A., Larrañaga, P., Inza, I., et Bengoetxea, E., editors, *Towards a New Evolutionary Computation*, number 192 in Studies in Fuzziness and Soft Computing, pages 75–102. Springer Berlin Heidelberg.
- Machairas, V., Tsangrassoulis, A., et Axarli, K. (2014). Algorithms for optimization of building design : A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 31 :101–112.
- Magnier, L. et Haghghat, F. (2010). Multiobjective optimization of building design using TRN-SYS simulations, genetic algorithm, and artificial neural network. *Building and Environment*, 45(3) :739–746.
- Nassiopoulos, A. et Bourquin, F. (2013). On-site building walls characterization. *Numerical Heat Transfer, Part A : Applications*, 63(3) :179–200.
- Rouchier, S. (2012). *Hygrothermal performance assessment of damaged building materials*. PhD thesis, Université Lyon 1.
- Saltelli, A., Annoni, P., Azzini, I., Campolongo, F., Ratto, M., et Tarantola, S. (2010). Variance based sensitivity analysis of model output. design and estimator for the total sensitivity index. *Computer Physics Communications*, 181(2) :259–270.