

## Validation expérimentale de modèles dans le contexte de bâtiments basse consommation

Stéphanie Bontemps<sup>\*1</sup>, Géraud Blatman<sup>2</sup>, Laurent Mora<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Université de Bordeaux, Institut de Mécanique et d'Ingénierie (I2M), Département TREFLE, Site ENSAM, Esplanade des Arts et Métiers, 33405 Talence Cedex, France.

<sup>2</sup> EDF - R&D

Avenue des Renardières, Ecuelles, 77818 Moret-Sur-Loing Cedex, France.

\*stephanie.bontemps@u-bordeaux.fr

---

*RESUME.* Cet article présente une méthodologie de validation expérimentale de modèles dans le cadre de la simulation thermique de bâtiments basse consommation. Des mesures issues de la plateforme expérimentale BESTLab sont comparées à des résultats de simulations sur le logiciel Dymola. Une analyse de sensibilité locale est ensuite menée afin d'identifier les paramètres d'entrée les plus influents sur la sortie du modèle. Enfin, une analyse d'incertitude est conduite pour définir l'intervalle de prédiction de la sortie du modèle qui est comparé à l'incertitude sur les mesures.

*MOTS-CLÉS :* validation, analyse de sensibilité, analyse d'incertitude.

---

*ABSTRACT.* This paper presents a methodology for empirical validation of models in the context of energy simulation of low-energy buildings. Measurements from the BESTLab experimental platform are compared to results of simulations on Dymola software. A local sensitivity analysis is then carried out to identify the most influential input parameters on model output. Finally, an uncertainty analysis is conducted to define the prediction range of the model output which is compared to measurements uncertainty.

*KEYWORDS:* validation, sensitivity analysis, uncertainty analysis.

---

### 1. INTRODUCTION

Le secteur du bâtiment est le premier consommateur d'énergie en France et c'est aussi l'un des plus gros émetteurs de gaz à effet de serre. A travers le Grenelle Environnement, la France a décidé d'agir sur ce secteur en favorisant la rénovation du parc existant et la généralisation de bâtiments basse consommation, passifs, voire à énergie positive. La simulation est alors indispensable pour prévoir notamment la consommation et l'impact environnemental des bâtiments neufs ou rénovés. La fiabilité des codes de simulation utilisés est donc fondamentale pour pouvoir garantir des niveaux de performance énergétique.

Dans ce contexte, de nombreux travaux de validation des outils de simulation ont été menés (Jensen 1995; Judkoff et Neymark 1995). Cet article considère la validation expérimentale de modèles où des résultats de simulation sont confrontés à des mesures en tenant compte de leurs incertitudes respectives. Nous présentons dans un premier temps la méthodologie qui intègre des analyses de sensibilité locale et d'incertitude. Puis, nous l'appliquons en comparant des simulations réalisées sur le logiciel Dymola à des mesures issues de la plateforme expérimentale BESTLab.

## 2. METHODOLOGIE

### 2.1. ANALYSE DE SENSIBILITE LOCALE

Afin de déterminer les paramètres d'entrée les plus influents sur la sortie d'un modèle de bâtiment, nous procédons dans un premier temps à une analyse de sensibilité locale qui permet la hiérarchisation des paramètres d'entrée selon leur impact sur la sortie du modèle, pour un faible temps de calcul.

Une méthode OAT (one-parameter-at-a-time) a été utilisée où un paramètre à la fois est perturbé de 5% autour de sa valeur nominale, les autres paramètres gardant leur valeur nominale. L'indice de sensibilité  $S_i$  est calculé pour chaque paramètre  $X_i$  à chaque instant  $t$  par différences finies autour du point nominal :

$$S_i(t) = \frac{\partial Y_{simulée}(t)}{\partial X_i} \quad [1]$$

On définit alors l'indice de sensibilité réduit  $S_i^*$  qui a la même unité que la sortie étudiée et permet donc de comparer les sensibilités des paramètres avec des unités différentes :

$$S_i^*(t) = X_i \frac{\partial Y_{simulée}(t)}{\partial X_i} \quad [2]$$

### 2.2. ANALYSE D'INCERTITUDE

De nombreuses sources d'incertitudes sont introduites dans les prédictions de la performance énergétique d'un bâtiment. Ces incertitudes peuvent être systémiques ou aléatoires (Macdonald 2002) et proviennent de la géométrie du bâtiment, des propriétés des matériaux, des conditions limites, des conditions initiales ou encore des différentes excitations imposées dans notre bâtiment. Ainsi, pour évaluer la fiabilité de notre modèle une analyse d'incertitude est nécessaire. Celle-ci peut être définie comme la distribution prévisible des différentes valeurs que peut prendre la sortie d'un modèle selon la perturbation des paramètres d'entrée du modèle sur leur plage d'incertitudes respective.

Dans cette étude, l'analyse d'incertitude a été réalisée en considérant les paramètres retenus suite à l'analyse de sensibilité locale. Une méthode de type Latin-Hypercube optimisé (Damblin et Iooss 2013) est utilisée pour faire un échantillonnage. Cette méthode réalise une partition de l'espace en zones équiprobables en s'assurant de la bonne couverture de l'espace grâce à un critère d'optimisation avant de prendre un échantillon aléatoire de paramètres d'entrée du modèle dans chaque intervalle. Ainsi, la sortie du modèle est calculée pour chaque échantillon afin de propager les incertitudes des paramètres d'entrée sur la sortie du modèle.

## 3. APPLICATION

### 3.1. PLATEFORME EXPERIMENTALE BESTLAB

#### 3.1.1. Caractéristiques de la cellule étudiée

Le laboratoire BESTLab d'EDF a été mis en exploitation en 2010 sur le site des Renardières, à environ 75 kilomètres au Sud-Est de Paris, dans un environnement rural sans obstacle immédiat sur sa face Sud. Il est composé de 12 cellules indépendantes, réparties sur deux niveaux (Figure 1). Par niveau, on dispose de quatre cellules orientées au Sud, une à l'Ouest et une à l'Est. Chaque cellule, de

surface d'environ 9m<sup>2</sup>, est composée d'une unique face en contact avec l'extérieur. Les 5 autres faces sont sur-isolées ( $U < 0,1 \text{ W/m}^2\cdot\text{K}$ ) et maintenues à une température imposée par la garde thermique.

Dans le cadre de cette étude, la cellule située au rez-de-chaussée et orientée à l'Ouest a été considérée. Celle-ci est située entièrement sous coursive et est composée d'une fenêtre de type double vitrage peu émissif avec une lame d'argon (Figure 1).



Figure 1 : Plateforme BESTLab et cellule étudiée

### 3.1.2. Instrumentation et incertitudes sur les mesures

La cellule dispose de nombreux systèmes de mesures avec une acquisition toutes les minutes. La température d'air, par exemple, est mesurée à l'aide d'une sonde Pt100 gainée et protégée du rayonnement par un bouclier thermique. Les grandeurs mesurées sont regroupées dans le Tableau 1.

Grandeur mesurée	Système de mesure	Incertitude
<b>Mesures au sein de la cellule</b>		
Température (air, surface et intérieur des parois)	Sonde Pt100	$\pm 0,1^\circ\text{C}$
Température de rayonnement	Globe noir	$\pm 0,5^\circ\text{C}$
Energie dissipée par le ventilateur	Compteur d'impulsion	$\pm 1\text{Wh}$
<b>Mesures de la station météorologique</b>		
Température sèche	Sonde Pt100	$\pm 0,1^\circ\text{C}$
Rayonnement solaire global horizontal	Pyranomètre	$\pm 0,2\%$ jusqu'à $40^\circ$ d'incidence et $\pm 3\%$ pour une incidence de $80^\circ$
Rayonnement solaire diffus horizontal	Pyranomètre	$\pm 0,6\%$
Vitesse du vent	Anémomètre à hélice	$\pm 0,3\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$
Direction du vent	Girouette	$\pm 10^\circ$
Humidité relative	Capteur optoélectronique de condensation	$\pm 0,5\%$ à $\pm 1,25\%$

Tableau 1 : Grandeurs mesurées et incertitudes associées

## 3.2. MODELISATION DE LA CELLULE SUR LE LOGICIEL DYMOLA

### 3.2.1. Outil de simulation : Dymola

Dymola est un environnement de modélisation et simulation développé par Dassault Systèmes pour modéliser de manière pratique des systèmes dynamiques complexes multi-physiques. La bibliothèque dédiée à la simulation thermique dynamique des bâtiments et de leurs systèmes énergétiques développée par le département ENERBAT d'EDF R&D sur ce logiciel est utilisée dans cette étude.

### 3.2.2. Hypothèses de modélisation

Les infiltrations et le renouvellement d'air des cellules sont considérés comme nul (Bontemps et al. 2013). Pour cette étude, les ponts thermiques sont modélisés via une conductance unique entre l'air intérieur et le milieu de dalle dont la valeur a été obtenue par calage. De plus, les échanges convectifs extérieurs sont modélisés à travers un coefficient calculé en fonction du vent. Les échanges radiatifs

extérieurs sont quant à eux modélisés en considérant les échanges avec le ciel et le sol environnant, considéré à la température de l'air extérieur. Pour les échanges radiatifs internes, on considère que la totalité du flux solaire entrant est reçue par le plancher puis réfléchi vers les autres parois de la cellule. L'initialisation est faite en régime permanent avec utilisation de la première valeur de mesure pour les différentes entrées. Les simulations sont réalisées avec un pas de temps d'une minute.

### 3.3. COMPARAISON MESURES/SIMULATIONS ET ETUDE DU RESIDU

La séquence étudiée est une évolution libre qui se déroule du 23 Mars au 04 Mai 2012. La cellule est soumise au climat extérieur avec à l'intérieur uniquement une puissance constante d'environ 39W, liée à l'énergie dissipée par le ventilateur pour assurer l'homogénéité de la température d'air.

La Figure 2 trace les températures opératives (moyenne entre la température d'air et de rayonnement) mesurée et calculée sous Dymola avec le résidu défini de la manière suivante :

$$e(t) = Y_{mesurée}(t) - Y_{simulée}(t) \quad [3]$$

Sur cette figure, on observe que le modèle a des difficultés à représenter le comportement de la cellule. En effet, le résidu est majoritairement positif ce qui indique que le modèle sous-estime la température de la cellule, notamment lorsque celle-ci atteint des maximums, entraînant des résidus pouvant atteindre 4°C. De plus, les résidus sont plus importants en fin de séquence. Pour expliquer ces résultats, la température opérative mesurée et celle calculée ont été tracées avec les sollicitations sur une semaine au début de la séquence (Figure 3) et sur une semaine à la fin de séquence (Figure 4).

Sur la Figure 3 on observe que les oscillations de la température intérieure suivent les oscillations du rayonnement solaire et de la température extérieure avec un déphasage de 5 heures par rapport au rayonnement solaire direct horizontal. De plus, l'absence de rayonnement solaire implique une température extérieure plus faible mais aussi une absence de pic pour la température intérieure et le résidu. Ainsi, on en déduit que le modèle n'est pas capable de reproduire les sollicitations liées au rayonnement solaire.

A la fin de la séquence le rayonnement solaire est plus important qu'au début de la séquence mais il est similaire aux semaines précédentes. Il n'explique donc pas l'augmentation du résidu. La température extérieure a quant à elle des amplitudes plus faibles entre jours et nuits mais elle atteint des minimums plus grands que précédemment. De plus, sur la Figure 4 on observe que la température de la garde qui était constante sur la première semaine étudiée ne l'est plus. En effet, la température des gardes à gauche, à droite et au fond sont constantes mais la température de la garde au niveau du vide sanitaire augmente légèrement et celle de la garde au niveau des combles augmente particulièrement. Ainsi, l'augmentation continue de ces températures implique une augmentation de la température à l'intérieur de la cellule. Cependant, le modèle reproduit plus lentement cette augmentation de température qu'il devrait le faire, entraînant des écarts plus importants entre les mesures et les simulations et donc des résidus plus grands.

Par ailleurs, la moyenne du résidu étant de 0,24°C et son écart-type de 0,53°C, on en déduit que le modèle a des difficultés à représenter le comportement statique et dynamique de la cellule étudiée. Des analyses de sensibilité et d'incertitude vont donc compléter cette étude pour définir d'où peuvent provenir ces différences entre les mesures et les simulations.

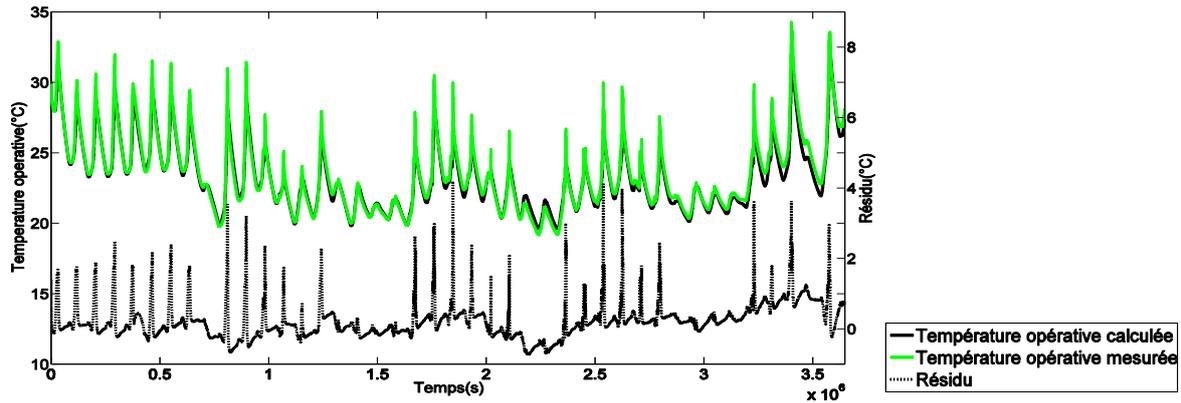


Figure 2 : Températures opératives intérieures mesurée et calculée et résidu

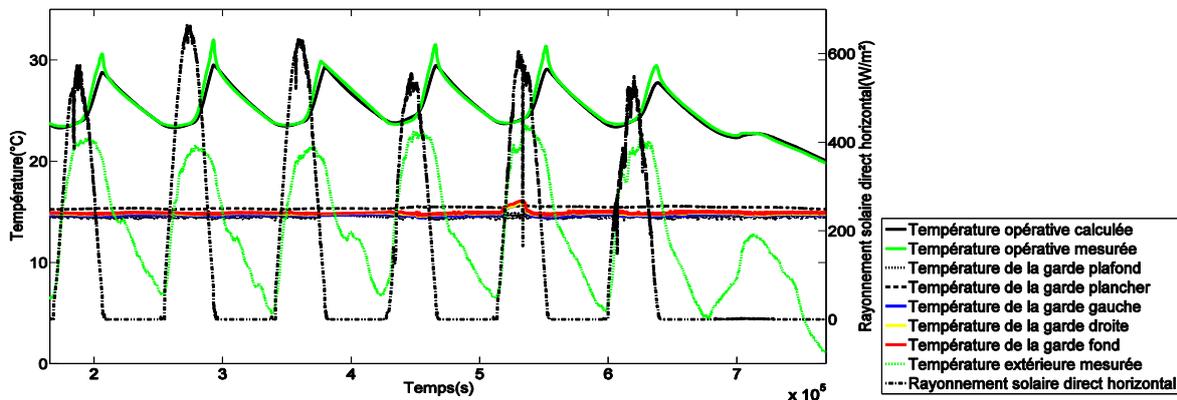


Figure 3 : Etude sur une semaine (Mars 2012)

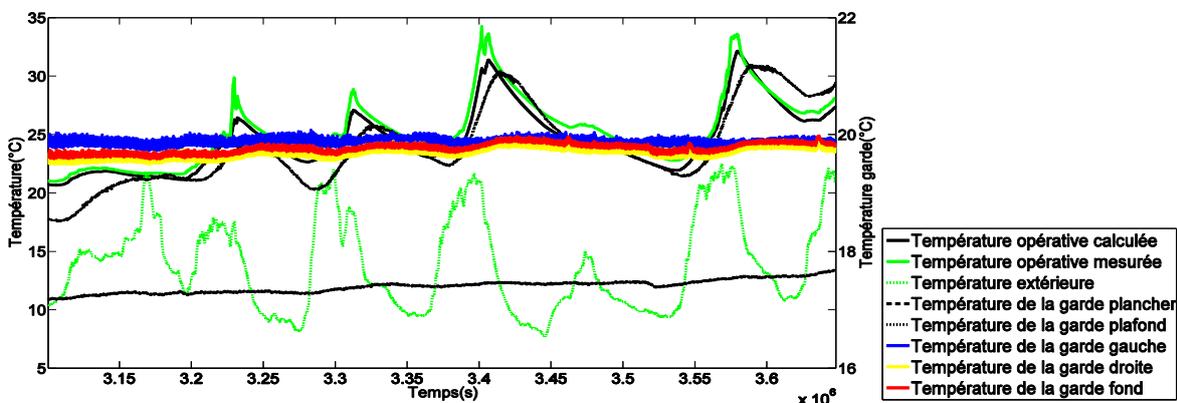


Figure 4 : Etude sur une semaine (Mai 2012)

### 3.4. ANALYSE DE SENSIBILITE LOCALE SUR LA TEMPERATURE OPERATIVE

Une analyse de sensibilité locale est menée sur la sortie température opérative du logiciel Dymola. Pour effectuer les différentes simulations et le calcul des indices de sensibilité réduits, un couplage est mis en place entre le logiciel Dymola et un programme de langage Python.

#### 3.4.1. Paramètres considérés

La plupart des paramètres en entrée du logiciel ont été étudiés, soit 210 paramètres (Bontemps et al. 2013) dont : les données dimensionnelles, les données optiques, les caractéristiques thermiques des matériaux, les coefficients d'échanges convectifs extérieurs et intérieurs, les caractéristiques de la CTA, la conductance du pont thermique et la température d'initialisation de la cellule.

### 3.4.2. Résultats

Seuls les paramètres avec une distance supérieure à  $0,5^\circ\text{C}$  sont sélectionnés comme influents. Le Tableau 2 regroupe les 19 paramètres retenus, classés selon leur distance définie de la manière suivante :

$$S_{i,d}^* = \sqrt{S_{i,m}^{*2} + S_{i,std}^{*2}} \quad [4]$$

Avec  $S_{i,m}^*$  la moyenne des indices de sensibilité réduits et  $S_{i,std}^*$  l'écart type de ces indices.

N°	Paramètre	(a)	(b)	
		$S_{i,d}^*$	$\mu$	$\sigma$
1	Température d'initialisation de la cellule	3,316	303,17	1,02E+00
2	Surface du vitrage	3,113	1,69	5,10E-02
3	Coefficient de transmission direct du vitrage	2,531	0,52	1,02E-02
4	Coefficient de transmission diffus du vitrage	2,398	0,443	1,02E-02
5	Conductance du pont thermique	2,057	5	2,04E-01
6	Coefficient de transmission thermique du vitrage	1,856	1,12	1,02E-02
7	Surface de la paroi test	1,675	8,21	5,10E-02
8	Débord de l'encadrement de la fenêtre	1,228	0,31	1,02E-02
9	Albédo	1,122	0,2	5,10E-02
10	Coefficient d'absorption dans le visible des parois opaques extérieures	1,003	0,5	1,02E-01
11	Conductivité thermique du Polystyrène Expandé de la paroi test	1,002	0,032	5,10E-03
12	Epaisseur du Polystyrène Expandé de la paroi test	0,982	0,1	1,02E-02
13	Surface des murs latéraux	0,703	8,46	5,10E-02
14	Emissivité des parois opaques	0,643	0,6	1,02E-01
15	Surface du plancher	0,588	8,61	5,10E-02
16	Largeur de la fenêtre	0,536	1,325	1,02E-02
17	Masse volumique du plancher bois	0,535	1250	1,02E+01
18	Capacité thermique massique du plancher bois	0,535	1200	1,02E+01
19	Epaisseur du plancher bois	0,502	0,022	5,10E-03

Tableau 2 : Paramètres sélectionnés lors de l'analyse de sensibilité locale avec leur distance (a) et leur plage de variation pour l'analyse d'incertitude (b)

### 3.5. ANALYSE D'INCERTITUDE

Une analyse d'incertitude est menée sur les 19 paramètres issus de l'analyse de sensibilité locale grâce à un couplage entre un programme Python, Dymola et Open Turns (Andrianov et al. 2007).

La première étape dans une analyse d'incertitude mais aussi l'une des plus importantes est le choix des plages de variation et des distributions de probabilité des paramètres d'entrée car elle va fortement influencer l'incertitude de la sortie du modèle. Cette étape a fait l'objet de nombreuses études (Macdonald 2002; Spitz et al. 2012; Tian 2013). Nous sommes dans le cas où nous comparons des mesures à des simulations. Selon Tian, l'utilisation de distributions normales pour la plupart des paramètres peut être un bon choix. Nous avons donc utilisé ces distributions pour tous les paramètres en les tronquant à  $5\sigma$  afin d'éviter les valeurs physiquement impossibles. Le Tableau 2 regroupe les

paramètres de ces lois ( $\mu$  l'espérance et  $\sigma$  l'écart type). Ces distributions ont été proposées en tenant compte notamment de la littérature, de mesures réalisées sur site et des données fournies par les constructeurs.

Les Figures 5 et 6 représentent les résultats de l'analyse d'incertitude pour la température opérative de la cellule en comparant les intervalles de mesures et de simulations à 95%. Etant donné les incertitudes sur les mesures de la température d'air et de la température de rayonnement dans la cellule (Tableau 1), on considère une incertitude de  $\pm 0,3^\circ\text{C}$  pour la mesure de la température opérative, calculée par la méthode des dérivées partielles. On observe alors que 90% de la plage d'incertitude des mesures sont inclus dans l'intervalle de prédiction à 95% des simulations et on retrouve la difficulté du modèle à représenter les pics de températures et la fin de la séquence. Même si les mesures sont la plupart du temps incluses dans la plage d'incertitude des simulations, le modèle est défaillant car la plage d'incertitude des simulations est plus importante que celle des mesures. Cependant, dans le calcul de la température opérative on tient compte de la température radiative et de la température d'air qui est moyennée entre 3 points de mesure à différentes hauteurs dans la cellule (20cm, 1m et 2m). On observe alors (Figure 7) que l'homogénéité de la température dans la cellule n'est pas parfaite mais qu'il y a une stratification de la température d'air avec des différences en moyenne de  $0,13^\circ\text{C}$  entre la température d'air à 2m et celle à 20cm et pouvant aller jusque  $1,2^\circ\text{C}$  entre les mesures à 1m et à 2m. Ainsi, la plage d'incertitude des mesures ne tient pas compte de ce type de biais qui peut être introduit lors des mesures.

3 points ont ensuite été choisis afin d'étudier la distribution de la température opérative calculée pour les 1000 échantillons. La Figure 8 en est un exemple. On compare ces distributions à une loi normale ainsi que la probabilité cumulée pour vérifier dans quelle mesure la distribution de la sortie suit une loi normale. Dans les 3 cas la distribution de la température opérative est alors gaussienne.

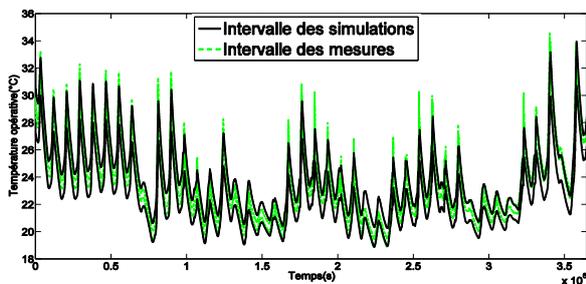


Figure 5 : Comparaison des plages d'incertitude entre les mesures et les simulations

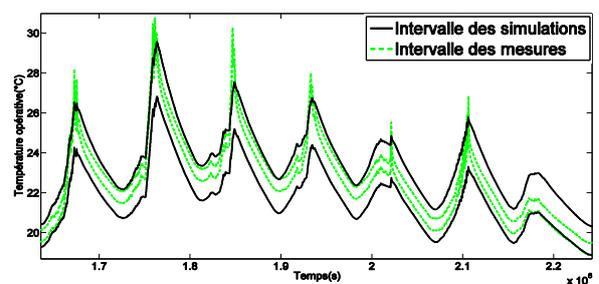


Figure 6 : Comparaison des plages d'incertitude entre les mesures et les simulations - zoom

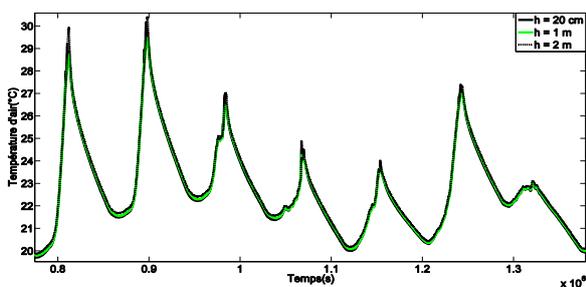


Figure 7 : Température d'air aux différentes hauteurs dans la cellule

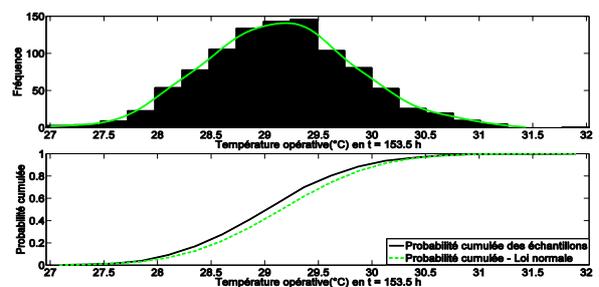


Figure 8 : Distribution et probabilité cumulée de la température opérative à  $t = 153,5h$

#### 4. CONCLUSION

Dans cette étude, l'analyse de sensibilité locale a permis de réduire à 19 le nombre de paramètres influents sur les 210 considérés permettant de mener une analyse d'incertitude sur ces paramètres.

L'analyse d'incertitude nous a permis d'évaluer la distribution de probabilité des résultats mais aussi d'estimer la précision maximale du modèle qui peut être attendue en comparant les incertitudes de mesures à l'intervalle de prédiction des simulations. Dans cette étude, on observe que l'intervalle de prédiction de la sortie du modèle est plus large que les bandes d'incertitude des mesures alors que les bandes d'incertitude sur les entrées ont été choisies de façon à être les plus étroites possibles. Les bandes d'incertitude des mesures ont été définies sans tenir compte des différents biais qui peuvent être introduits comme sur la température d'air qui n'est pas totalement homogène dans la cellule. Des efforts pourront être faits à ce niveau pour préciser les bandes d'incertitude des mesures. Néanmoins, on peut déjà conclure qu'on a trop d'incertitude sur les prévisions et qu'il serait intéressant de poursuivre par une étude sur le résidu afin d'identifier les paramètres qui participent le plus à l'incertitude sur ce résidu. Des variations paramétriques seront ensuite envisagées pour obtenir des directions quant aux hypothèses et aux simplifications à étudier de façon plus approfondie afin de réduire ce résidu. On espère ainsi pouvoir expliquer les différences observées lors de la comparaison entre les mesures et les simulations.

#### 5. BIBLIOGRAPHIE

- Andrianov, G., Burriel S., Cambier S., Dufloy A., Dutka-Malen I., de Rocquigny E., Sudret B., et al. 2007. « Open TURNS, an Open Source Initiative to Treat Uncertainties, Risks'N Statistics in a Structured Industrial Approach ». In Stavenger, Norway.
- Bontemps, S., Kaemmerlen A., Blatman G., et Mora L. 2013. « Reliability of dynamic simulation models for building energy in the context of low-energy buildings ». In *Proceedings of BS2013*, 1952-1959. Chambéry, France.
- Damblin, G., et Iooss B. 2013. « R discrepSA\_LHS function manual ». [http://www.rdocumentation.org/packages/DiceDesign/functions/discrepSA\\_LHS](http://www.rdocumentation.org/packages/DiceDesign/functions/discrepSA_LHS).
- Jensen, S.O. 1995. « Validation of building energy simulation programs: a methodology ». *Energy and buildings* 22 (2): 133-44.
- Judkoff, R., et Neymark J. 1995. « International Energy Agency Building Energy Simulation Test (IEA BESTEST) and Diagnostic Method ». NREL/TP - 472 - 6231. <http://www.nrel.gov/docs/legosti/old/6231.pdf>.
- Macdonald, I.A. 2002. « Quantifying the effects of uncertainty in building simulation ». University of Strathclyde. [https://www.strath.ac.uk/media/departments/mechanicalengineering/esru/research/phdmphilprojects/macdonald\\_thesis.pdf](https://www.strath.ac.uk/media/departments/mechanicalengineering/esru/research/phdmphilprojects/macdonald_thesis.pdf).
- Spitz, C., Mora L., Wurtz E., et Jay A. 2012. « Practical application of uncertainty analysis and sensitivity analysis on an experimental house ». *Energy and Buildings* 55: 459-470. doi:10.1016/j.enbuild.2012.08.013.
- Tian, W. 2013. « A review of sensitivity analysis methods in building energy analysis ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 20: 411-419. doi:10.1016/j.rser.2012.12.014.