Démarche de calibration des composants d'un modèle de système solaire combiné innovant en vue d'en optimiser les performances

Mathieu Frappé*[1], Laurent Mora[1], Alain Sempey[1], Hugo Viot[2]

[1] Univ. Bordeaux, I2M – Département TREFLE – UMR CNRS 5295, 351 cours de la Libération, F-33400 Talence, France
[2] NOBATEK/INEF4, 9 Rue Jean Paul Alaux, 33100, Bordeaux, France
***mathieu.frappe@u-bordeaux.fr**

RESUME. Dans l'objectif de faire face aux principales problématiques du développement des systèmes solaires thermiques que sont, leur coût et leur intégration architectural, le projet PlatSolar a développé un système solaire innovant composé de capteurs solaires low cost intégrés à la façade du bâtiment. Cette installation est actuellement en fonctionnement et instrumentée. Cet article présente la méthodologie adoptée pour développer un modèle numérique de ce système, ainsi que sa calibration et sa validation par comparaison aux données expérimentales disponibles. La démarche et la méthodologie mises en place posent les bases d'un outil d'optimisation du dimensionnement et du pilotage de ce système.

MOTS-CLÉS : Systèmes solaires combinés, modélisation, optimisation.

ABSTRACT. In order to face the main problems of the deployment of solar thermal systems, namely their cost and their architectural integration in the buildings, PlatSolar project has developed an innovative solar system made up of solar collectors integrated into the facade of the building and manufactured in low-cost material. This entire system is currently functional and instrumented. This article presents the adopted methodology to develop a numerical model of this installation, as well as its calibration and validation by comparison with available experimental data. The used approach and methodology pave the way for an optimisation and sizing tool dedicated to this system.

KEYWORDS : Solar combi-systems, modelling, optimisation.

1. INTRODUCTION

En Europe, le secteur du bâtiment serait responsable de 45% de la consommation d'énergie finale (Cao et al. 2016). Une étude réalisée par le Réseau de Transport d'Electricité (RTE) en 2017, indique que le chauffage et la production d'eau chaude sanitaire (ECS) contribueraient à hauteur de 40% de la demande électrique des bâtiments. Ce poste de consommation reste donc considérable, malgré les nouvelles normes européennes imposant un haut niveau d'isolation minimale et une étanchéité plus importante.

Dans ce contexte, l'énergie solaire représente l'une des ressources naturelles les plus intéressantes, permettant de couvrir via des apports gratuits une part importante des besoins et ainsi de diminuer de 10 à 100 % (Weiss 2005), l'utilisation d'énergie non renouvelable et/ou fossile.

Les systèmes solaires thermiques permettant son exploitation sont cependant aujourd'hui encore coûteux et difficiles à intégrer au bâtiment. Dans l'objectif de résoudre simultanément ces deux

problématiques, le projet PLATSOLAR consiste à développer et instrumenter un prototype de système solaire combiné innovant utilisant les capteurs low cost appelés BATISOL.

Ce type de systèmes, faisant intervenir du stockage et dépendant d'une énergie intermittente telle que le solaire, possèdent un fort potentiel d'amélioration de leur efficacité par un meilleur dimensionnement et un contrôle intelligent. L'enjeu de ces travaux consiste donc à développer un modèle numérique de l'installation sur lequel implémenter une méthodologie d'optimisation du dimensionnement et du pilotage.

2. PRESENTATION DU DEMONSTRATEUR PLATSOLAR

Le prototype PLATSOLAR est un système solaire combiné (SSC), une installation qui répond aux besoins simultanés de chauffage et d'eau chaude sanitaire pour le bâtiment.

La figure 1 présente un schéma de l'installation. Ce prototype est une structure autoportante de 30m² de bardage métallique. Cette structure est installée verticalement en plein sud et joue la double fonction de façade du bâtiment et de capteur thermique. L'énergie calorifique issue du soleil est récupérée par la circulation d'un fluide caloporteur en face arrière des panneaux métalliques composant le bardage. Elle est ensuite stockée, par l'intermédiaire d'un échangeur, dans un ballon stratifié permettant de pallier à l'intermittence de la ressource. Cette énergie est utilisée par une pompe à chaleur afin d'assurer la mise à disposition permanente de la ressource nécessaire au chauffage des 85 m² de bureaux (via cinq ventilo-convecteurs) et de l'eau chaude sanitaire de 4 douches. Un aérotherme est également mis en place pour servir en cas d'insuffisance des apports solaires.

L'ensemble de l'installation est instrumentée. Les données ainsi mesurées et stockées permettent d'étudier les performances de l'installation mais aussi l'état des différents composants à un instant donné, permettant l'implémentation de bonnes conditions initiales pour la simulation.

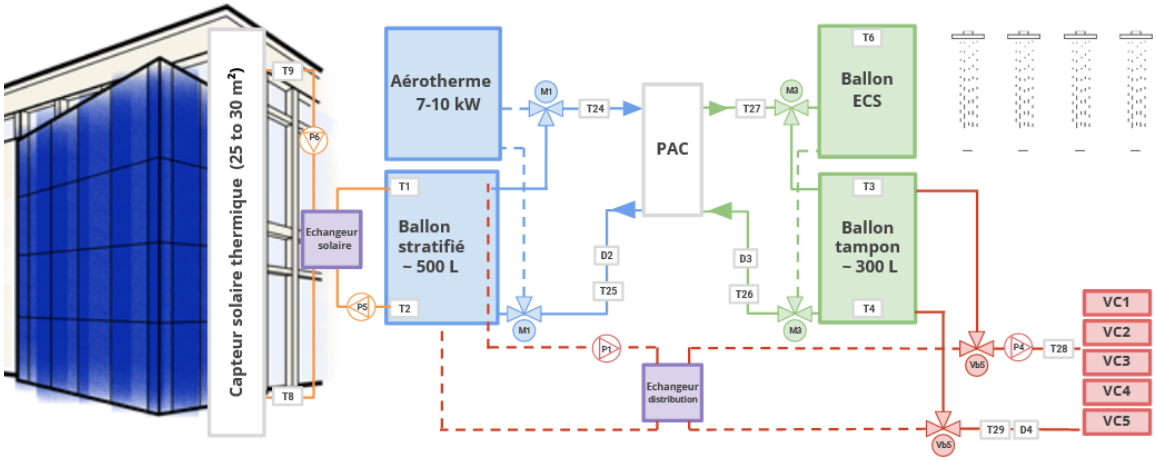

Figure 1 : Schéma représentatif de l'installation BATISOL

3. METHODOLOGIE

3.1. OBJECTIFS

Il existe un vaste historique de travaux menés afin d'étudier et caractériser de tels systèmes. La tâche 26 de L'Agence Internationale de l'Energie, IEA-SHC (Weiss 2007), a notamment réuni des experts du domaine afin d'étudier, comparer et optimiser différents systèmes solaires thermiques. De

par la nature intermittente des ressources renouvelables, leur incertitude, le grand nombre de configurations, de systèmes d'équipements et de climats possibles, la caractérisation des performances des SSC a été identifiée comme un frein important à leur développement. Ce groupe de travail a notamment donné lieu à la création d'une nouvelle méthode d'évaluation ; la méthode FSC permettant de comparer simplement l'efficacité de différents SSC (Letz et al. 2018).

D'autres travaux (Bois 2018; Jimenez 2019) ont mis en exergue le potentiel d'amélioration de l'efficacité de ces systèmes par un meilleur dimensionnement en amont et un pilotage plus fin. Le développement récent des contrôleurs prédictifs à modèle interne (Model Predictive Control – MPC) dans le domaine du bâtiment, basé sur l'optimisation en temps réel du contrôle à partir de l'anticipation du comportent de l'installation, pourrait notamment être d'un grand intérêt pour ce type de système du fait de la variabilité de la ressource solaire et des usages (Jorissen et al. 2019).

Le prérequis est donc de disposer d'un modèle numérique suffisamment fidèle pour qualifier la performance énergétique du système pour permettre à la fois le dimensionnement de ses composants et l'élaboration de stratégies de contrôle anticipatives.

3.2. LANGAGES DE MODELISATION

La modélisation physique est un outil important permettant d'étudier une large palette de configurations sans pour autant utiliser de vrais bâtiments ou installations, méthode pouvant s'avérer hors budget, trop longue, et tout simplement impossible. Il existe de nombreux outils et logiciels, permettant des niveaux de détails variées dans la représentation du système et dont l'utilisation dépend donc de l'application recherchée (conception, dimensionnement, contrôle, optimisation). Dans le cadre de ce projet, le choix a été fait de modéliser le système au moyen du langage Modelica. Ce dernier, par son approche orientée objet, offre un processus de modélisation flexible et interopérable. Il suscite un intérêt croissant ces dernières années et de nombreuses bibliothèques et outils sont désormais publiquement mis à disposition, affirmant le dynamisme de la communauté des développeurs. Dans le domaine du bâtiment et ses composants, la bibliothèque *Buildings* fait référence (Wetter 2020).

Ce travail fait appel à un couplage de Python avec Modelica qui rend plus accessible l'implémentation de nombreuses méthodes numériques nécessaires au travail de modélisation, d'optimisation et de validation des modèles. Python est également utilisé pour le traitement des données issues de l'expérimentation, en simplifiant la récupération de données exploitables par le modèle et le choix de données pertinentes pour la calibration et la validation.

3.3. DONNEES

Ce système comprend un grand nombre de variables qui sont autant de données mesurées sur la l'installation réelle, et dont la granulométrie dépend de la grandeur physique. Il est donc impératif de créer et de mettre en place des outils de traitement de données adaptés afin de disposer de la plus grande plage temporelle exploitable.

L'ensemble des données disponibles sont récupérées et traitées à l'aide d'outils spécifiques de gestion de données (librairies python). En premier lieu est réalisé un tri entre les plages de données manquantes importantes et les données manquantes inhérentes à une fréquence de mesure plus importante à la minute (la minute étant la fréquence de mesure de référence pour la plus grande partie des données) (figure 2 (1)). Un traitement est ensuite effectué sur ces données : les plages de temps non exploitables sont supprimées (figure 2 (2)), et les données restantes interpolées (figure 2 (3)).

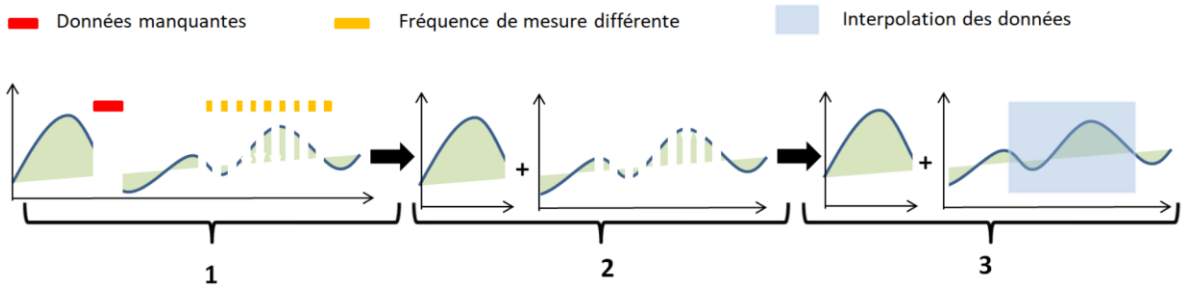

Figure 2 : Traitement et préparation des données expérimentales

La période étudiée du 15/10/2020 au 15/04 /2021 permet de récupérer plusieurs jeux de données exploitables. En observant la production énergétique du capteur pour ces différentes périodes, il a été choisi de concentrer l'étude sur trois périodes où la production est significative (figure 3). Ces dernières, partitionnées en 10 semaines complètes indépendantes constituent la base de validation.

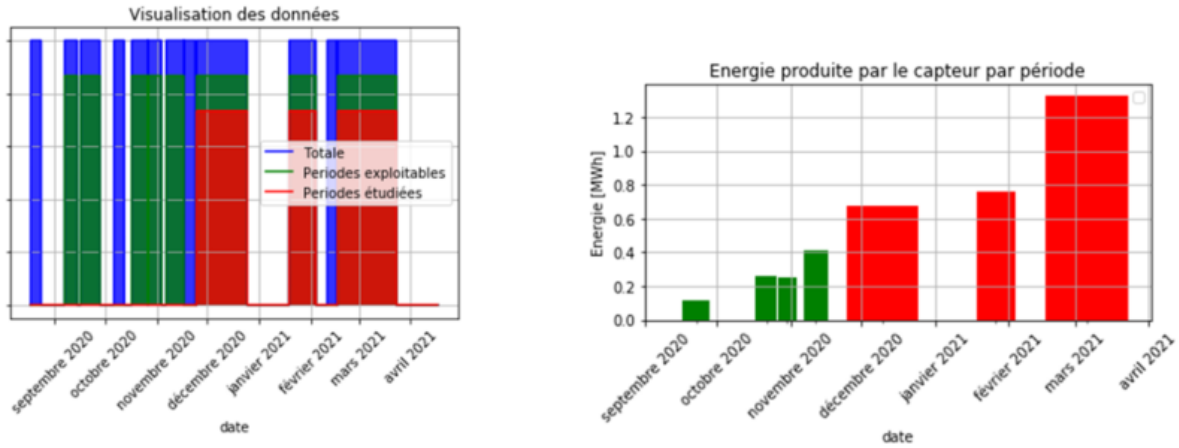

Figure 3 : Visualisation des données exploitées

3.4. CALIBRATION ET VALIDATION

La démarche globale consiste à calibrer et valider chaque composant indépendamment avant d'aller vers le modèle complet. Une fois ces derniers éprouvés individuellement, les composants sont couplés et assemblés jusqu'à obtenir une modélisation complète de l'installation possédant une représentativité acceptable des performances de l'installation. La figure 4 présente la démarche générale de calibration ; elle s'effectue sur quelques jours sélectionnés aléatoirement en identifiant, via une fonction d'optimisation, les valeurs des paramètres du modèle minimisant l'erreur sur l'énergie produite entre la simulation et l'expérimentation. Un critère permet de s'assurer que les jours sélectionnés soient suffisamment représentatifs en termes de production d'énergie. Pour limiter le temps de calcul seuls les paramètres estimés les plus influents par une analyse de sensibilité sont calibrés. La validation se fait en testant l'ensemble des semaines de la base de validation.

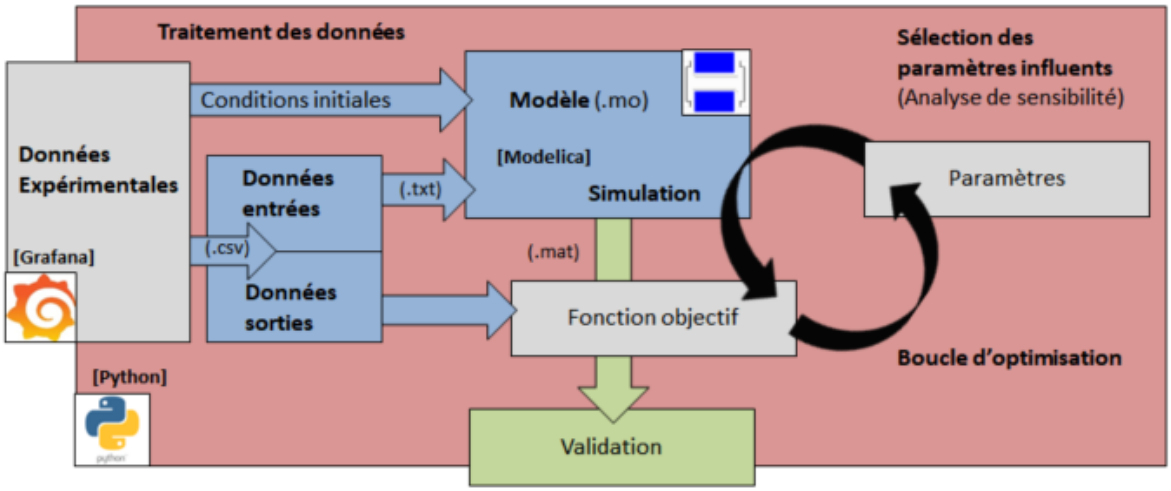

Figure 4 : Boucle d'optimisation pour la recherche de paramètres optimaux

4. RESULTATS

La méthodologie présentée ci-dessus est ici appliquée dans le cas de la boucle solaire, au sein de laquelle sont optimisées les valeurs des paramètres les plus influents du capteur et de l'échangeur thermique. Par la suite, cette méthodologie sera appliquée à l'ensemble des boucles du système pour espérer disposer, à terme, d'un modèle dont les performances sont similaires à l'expérience.

Le capteur est ici modélisé en discrétisant le champ solaire en une vingtaine de mailles pour lesquelles s'applique un système d'équations différentielles : un bilan thermique est effectué traduisant les échanges avec les mailles voisines (conduction, transfert de masse) et avec l'extérieur (température, flux solaire). La température et le débit en retour de l'échangeur solaire sont imposés comme conditions limites sur la maille du bas et correspondent à l'entrée d'eau dans le champ solaire. La température de la maille la plus haute correspond à l'état du fluide obtenu en sortie du capteur. Le modèle de l'échangeur thermique, qui permet de transmettre une partie de l'énergie récupéré par le capteur au ballon stratifié, est basé sur une efficacité du transfert thermique constante (équation 1).

$$Q = Q_{max}\,\varepsilon \qquad \textbf{(1)}$$

La fonction coût à minimiser est le calcul de l'erreur quadratique moyenne entre l'énergie prédite par le modèle et l'énergie observée expérimentalement telle que donnée par les équations (1), (2), et (3).

$$Err_{Calibration} = \sqrt{\sum_{i=0}^{n} \frac{(E_{i\,exp} - E_{i\,sim})^2}{n}} \qquad \textbf{(2)}$$

$$E = P_{moy} \times \Delta_t \quad avec \quad P_i = \left(\frac{Débit_i}{3600}\right) \times C_p \times (T_c - T_f) \qquad \textbf{(3)}$$

$$C_{p\,eau-glycol\,30\%} = (0.00003375 \times {T_f}^3) - (0.0119 \times {T_f}^2) - (0.3162 \times T_f) + 3961.0 \qquad \textbf{(4)}$$

Le tableau ci-dessous présente les valeurs des paramètres avant et après calibration des modèles ;

Modèle	Paramètre	Description	Plage de recherche	Valeur initiale	Valeur optimisée
Capteur	Alpha	Taux d'absorption solaire	0.5 – 1	0,85	0,94
	Epsilon	Emissivité	0,5 – 1	0,7	0,95
	h_conv	Facteur de convection	3 – 9	5,678	6,75
Echangeur	Eps	Efficacité	0,5 – 1	0,8	0,65

Tableau 1 : Résultats de la calibration des composants de la boucle solaire.

L'erreur de validation se fait selon l'équation (4), il s'agit d'une moyenne sur les pourcentages d'erreur absolue entre la simulation et l'expérimental. La calibration permet de diminuer le pourcentage d'erreur sur l'énergie produite par le capteur de 14 à 7%, et de 51% à 12% pour l'énergie récupérée par l'échangeur thermique (figure 5).

$$Err_{Validation} = \frac{\sum_{i=0}^{n} |E_{i\,exp} - E_{i\,sim}|}{\sum_{i=0}^{n} |E_{i\,exp}|} \quad \textbf{(4)}$$

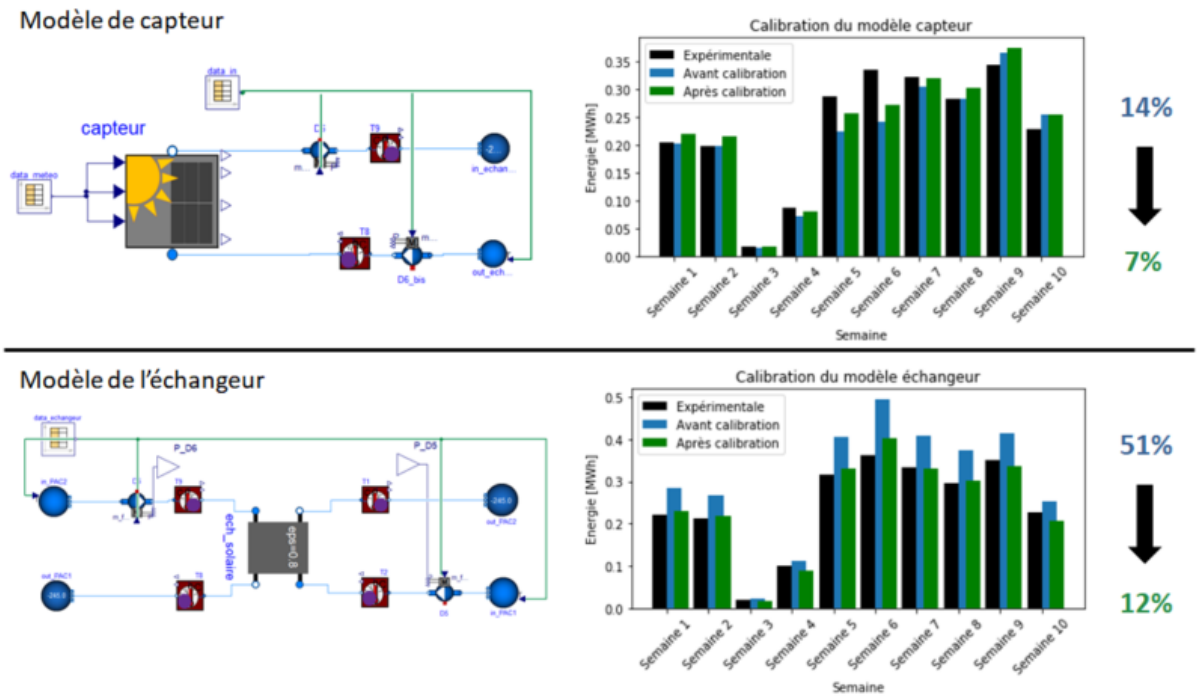

Figure 5 : Validation des modèles de la boucle solaire

La figure 6 présente la comparaison de l'énergie récupérée par les capteurs pour chaque journée de données disponibles obtenue par la simulation avec celle mesurée sur l'expérimentation, avant (point bleu) et après calibration (points verts) des paramètres du modèle. On peut observer qu'une fois les modèles calibrés, la distribution est plus homogène de part et d'autre de la droite d'égalité et que la courbe de tendance (droite verte) se confond quasiment avec cette dernière. La distribution ainsi observé est significative d'une nette amélioration des modèles.

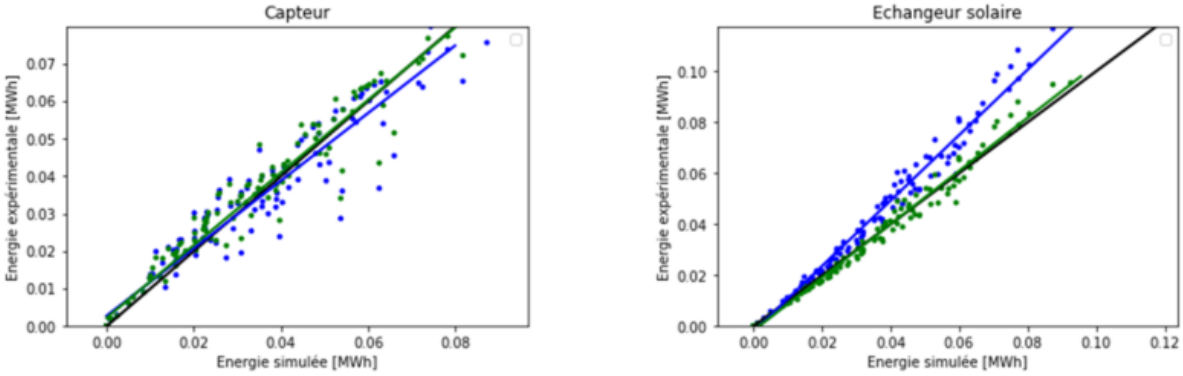

Figure 6 : Energie simulée VS Energie expérimentale

5. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Cette communication présente la démarche développée dans l'objectif d'obtenir un modèle qui soit validé par confrontation aux données issues des mesures expérimentales. Cette démarche a été appliquée individuellement aux divers composants de la boucle solaire du système et a permis d'améliorer la pertinence des modèles. Elle doit désormais être appliquée à l'ensemble du système avec pour vocation de réduire de manière significative l'erreur relative associée aux bilans d'énergie pour le modèle complet (figure 7).

Cette démarche est perfectible, et il pourra notamment être intéressant d'observer l'unicité des valeurs des paramètres optimisés en fonction de la plage de calibration choisie. Une trop grande importance de la variation de ces solutions, ainsi qu'un degré de représentativité jugé insuffisant amènera à l'amélioration des modèles initialement choisis. Plusieurs pistes sont alors envisagées : l'amélioration de la physique de ces derniers par le choix de modèles plus complexes, ou par couplage avec des modèles de correction de type empirique.

Le modèle complet de l'installation ainsi obtenu (figure 7), permettra ainsi d'étudier son comportement et ses performances pour un scénario météorologique et des sollicitations données. Cette étude pourra également mettre en évidence la plus-value de ce système mis en comparaison avec des « systèmes conventionnels ». Enfin le modèle pourra être exploité à des fins d'amélioration du dimensionnement et de recherche de stratégies de gestion optimales.

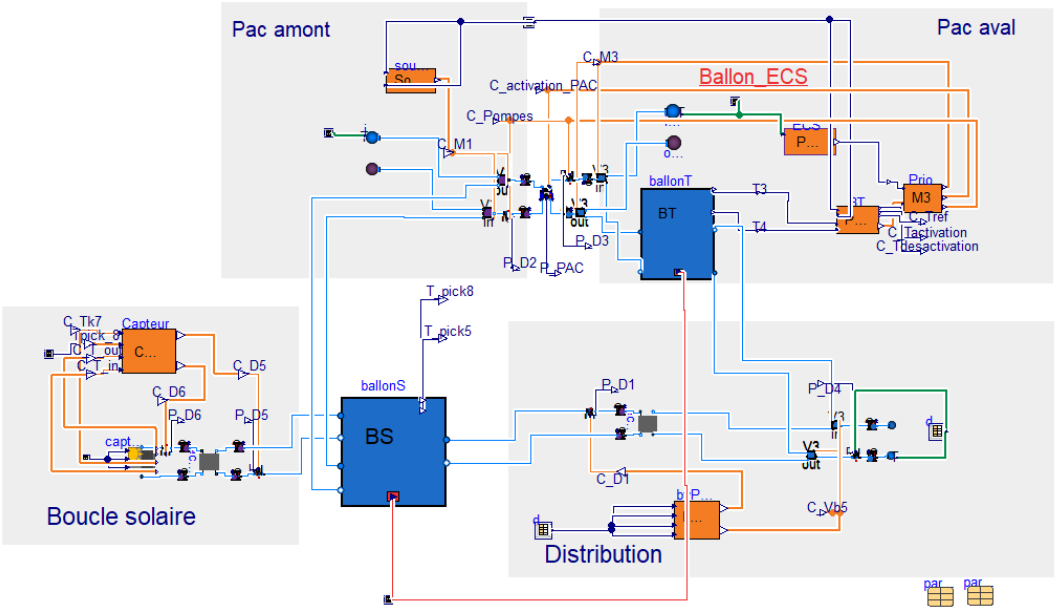

Figure 7 : Modèle de l'installation complète

6. BIBLIOGRAPHIE

Cao, Xiaodong, Xilei Dai, et Junjie Liu. 2016. « Building Energy-Consumption Status Worldwide and the State-of-the-Art Technologies for Zero-Energy Buildings during the Past Decade ». *Energy and Buildings* 128 (septembre): 198-213. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.06.089

Weiss, Werner. 2005. « Solar Thermal Systems State of the Art in Austria », 10.

Letz, Thomas, Chris Bales, et Bengt Perers. 2018. « A New Concept for Combisystems Characterisation: The FSC Method », 20.

Weiss. 2007. « Solar Heating Systems for Houses – A Design Handbook for Solar Combisystems »

Bois, Jeremy. 2018. « Outil d'aide à la décision pour la conception de maisons solaires à énergie positive », 241.

Jimenez, Patricia Carbajo. 2019. « Méthodologie d'optimisation d'un nouveau concept de système solaire thermique hybride eau-air », 201.

Jorissen, F., W. Boydens, et L. Helsen. 2019. « TACO, an Automated Toolchain for Model Predictive Control of Building Systems: Implementation and Verification ». *Journal of Building Performance Simulation* 12 (2): 180-92. https://doi.org/10.1080/19401493.2018.1498537

Wetter, Michael. 2020. « Modelica Buildings Library and Best Practices for Modeling of Thermofluid Flow Systems », 30.