HAL
open science

Vers une optimisation intégrée des bâtiments basée sur un environnement permettant l'interopérabilité des outils numériques

G. Fraisse, L A Serafim Guardini, F. Wurtz, X. Brunotte, P Enciu, Bruno Peuportier, M. Robillart, M El-Mankibi, N. Stathopoulos, S Truchet

To cite this version:

G. Fraisse, L A Serafim Guardini, F. Wurtz, X. Brunotte, P Enciu, et al.. Vers une optimisation intégrée des bâtiments basée sur un environnement permettant l'interopérabilité des outils numériques. IBPSA France :Conférence Francophone de l'International Building Performance Simulation Association, May 2018, Bordeaux, France. hal-01982641

HAL Id: hal-01982641

https://hal.science/hal-01982641v1

Submitted on 15 Jan 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Vers une optimisation intégrée des bâtiments basée sur un environnement permettant l'interopérabilité des outils numériques

G. Fraisse[1],L. A. Serafim Guardini[2], F. Wurtz[2], , X. Brunotte[3], P. Enciu[3], B. Peuportier[4], M. Robillart[4], M. El-mankibi[5], N. Stathopoulos[5], S. Truchet[6]

[1]*LOCIE-USMB, Savoie Technolac, 73376 Le Bourget-du-Lac,*
[2]*Université Alpes-G2ELAB, 21 Avenue des Martyrs, 38000 Grenoble, France*
[3]*Vesta-System, 22, avenue Doyen Louis Weil,38 000 Grenoble*
[4]*Mines ParisTech, PSL Research University, CES – Centre d'efficacité énergétique des systèmes Paris, France*
[5]*LGCB-ENTPE, 3 rue Maurice Audin, 69518 Vaulx-en-Velin, France*
[6] *Albedo Energie, 17 Avenue du Lac Léman, 73370 Le Bourget-du-Lac, France*

RESUME. L'optimisation des performances est devenue une démarche classique pour la conception et le contrôle des systèmes énergétiques, y compris le secteur du bâtiment. Contrairement à l'approche séquentielle habituelle, une conception de bâtiment intégré est plus efficace puisque l'optimum d'un système peut être différent de celui obtenu en séparant ses composants. Il est donc nécessaire d'optimiser le design en considérant le bâtiment dans son ensemble, attentif à sa dynamique (enveloppe, système et occupants), à son environnement, et à sa durée de vie, notamment dans la perspective du changement climatique. Ceci entraîne des difficultés importantes liées au temps de calcul du fait de l'explosion combinatoire, liée aux variables de décision et aux incertitudes des paramètres, lors de l'optimisation. Dans cet article, nous présentons une méthodologie nécessaire pour résoudre un tel problème d'optimisation multi-objectif en utilisant des modèles de substitution ou calcul parallèle pour obtenir l'optimum global dans un temps de calcul raisonnable. L'objectif est également d'évaluer les fonctions de performance avec différents outils qui doivent être interopérables. Deux études de cas sont également présentées.

MOTS-CLÉS : Optimisation multicritère, interopérabilité, aide à la décision

ABSTRACT. Performance optimization has become a standard approach for the design and control of energy systems, including the building sector. Contrary to the usual sequential approach, a holistic building design is more efficient since the optimum of a system can be different from the one obtained by separating its components. It is thus necessary to optimize the design by considering the building as a whole, attentive to its dynamics (envelope, system and occupants), environment, and its lifetime, particularly in the perspective of the climate change. This brings significant difficulties related to calculation time because of the combinatorial explosion, related to the decision variables and parameters uncertainties, during the optimization. In this paper we present a methodology seen necessary to solve such multi-objective optimization problem by using surrogate models or parallel computing to obtain the overall optimum in a reasonable computing time. The goal is also evaluating the performance functions with different tool that must be interoperable. Two case studies are also presented.

KEYWORDS: multi-objective optimization, interoperability, decision-making.

1. INTRODUCTION

Les avancées solides dans les techniques de calcul et les méthodes d'optimisation conduisent à des applications de simulation pour l'étude des systèmes d'ingénierie complexes. L'optimisation des

performances du bâtiment est un phénomène dynamique et complexe dans lequel le chercheur utilise généralement un modèle de simulation dynamique pour les objectifs souhaités, par exemple, réduction de la consommation d'énergie, réduction de l'impact environnemental, optimisation des coûts, confort thermique, etc. (Garber, 2009). Les paramètres de décision ayant la plus grande influence sur la performance correspondent généralement aux phases de début de conception, par exemple le croquis architectural incluant les choix géométriques et structuraux. Mais d'autres paramètres définis dans la conception détaillée peuvent également être optimisés. La performance environnementale est évaluée à l'aide de l'analyse du cycle de vie (ACV) (Polster et al, 1996), qui intègre plusieurs indicateurs : la consommation d'énergie primaire et les émissions de CO2, mais aussi d'autres critères liés, comme la santé humaine et biodiversité. La prise en compte d'un ensemble de critères aussi large n'est pas courante. L'ACV dynamique (Roux et al, 1996) semble plus appropriée que l'approche statique standard pour évaluer les impacts en s'appuyant sur les résultats de la simulation d'énergie dynamique.

Les principales phases des études d'optimisation des bâtiments sont le pré-traitement (formulation du problème d'optimisation), déroulement de l'optimisation (surveillance, contrôle et détection des erreurs) et le post-traitement (interprétation des résultats) (Nguyen et al, 2014). La plupart des recherches sur l'optimisation des bâtiments utilisaient l'approche à objectif unique (Elvins, 2013), mais les problèmes d'optimisation de la conception du bâtiment dans le monde réel ont simultanément des critères opposés, par exemple : la consommation d'énergie minimale par rapport au confort thermique maximal; investissement et coût opérationnel, etc. (Hamdy et al, 2011). Par conséquent, les auteurs optimisent les systèmes énergétiques et l'enveloppe du bâtiment grâce à l'optimisation multi-objectif. La meilleure solution alternative a été identifiée pour le moindre impact environnemental du bâtiment en utilisant le principe d'analyse du cycle de vie en tenant compte des nombreux critères économiques et environnementaux (Andipova et al, 2014). Le modèle d'optimisation multi-objectif a été utilisé par (Carreras et al, 2015) qui minimise à la fois le coût et l'impact environnemental liés à la consommation d'énergie en phase opérationnelle et de construction. En utilisant le modèle d'optimisation multi-objectif (Wu et al, 2017) minimisent les coûts du cycle de vie et les émissions de gaz à effet de serre grâce à l'optimisation simultanée du système énergétique du bâtiment et son réaménagement avec des pompes à chaleur et des systèmes d'énergie renouvelable. Avec plus de deux fonctions objectives, Penna (Penna et al, 2015) considère les économies d'énergie, le coût et le confort thermique comme trois fonctions objectives pour estimer l'énergie totale optimale sur un bâtiment incluant les systèmes énergétiques et l'enveloppe.

Dans l'optimisation de conception efficace en énergie des bâtiments, les algorithmes couramment utilisés peuvent être divisés en trois catégories, à savoir: algorithmes de recherche à base de gradient, algorithmes évolutifs et algorithmes hybrides (Terzidis, 2006). Les méthodes d'optimisation de calcul appliquées à la conception de bâtiments durables ont été passées en revue dans (Evins, 2013). Machairas (Machairas et al, 2014) a présenté une revue sur les algorithmes utilisés dans l'optimisation de la conception de bâtiment basée sur la performance. Cependant, Attia (Attia et al, 2013) aborde les lacunes et les besoins d'intégration des outils d'optimisation de la performance des bâtiments dans la conception des bâtiments à énergie quasi-nulle. Les variables dynamiques telles que le prix de

l'énergie, le coût d'investissement et le changement climatique sur toute la durée de vie du bâtiment introduisent de l'incertitude. Cela conduit à une optimisation robuste qui augmente le nombre de simulations à effectuer et augmente le temps de calcul. Cependant, le but de la conception de bâtiments à énergie de nos jours est de réduire le temps de calcul en utilisant en particulier un modèle de substitution (ou « surrogate model »). Carreras (Carreras et al, 2016) minimise les coûts et l'impact sur l'environnement en utilisant un modèle de substitution basé sur une interpolation spline cubique. Ils ont montré que la mise en œuvre du modèle de substitution prenait environ 1 jour, soit environ 8 fois moins que le temps consommé par le modèle original dans Energy+ (plus de 7 jours).

Un modèle de substitution comprend principalement :

- un échantillonnage des entrées pour calculer une réponse d'un modèle de référence pour construire une base de données pour former le modèle de substitution,

- puis la construction d'un modèle de substitution utilisant une méthode appropriée, par exemple une fonction de base radiale (Bornatico et al, 2013), Krigeage (Eguía et al, 2016 ; Hopfe et al, 2012 ; Tresidder et al, 2012), machine à vecteurs de support (Support Vector Machine -SVM) (Eisenhower et al, 2012), réseau de neurones artificiels (Artificial Neural Network - ANN) (Manier et al, 2010)

- et enfin la validation du modèle de substitution.

Dans la littérature, une approche de type Kriging a été utilisée avec une technique d'optimisation globale efficace (EGO) dans des problèmes d'optimisation mono-objectif (Jones, 2010 ; Ladevie et al, 2012) ainsi que pour des problèmes multi-objectifs en générant un modèle de substitution pour chaque fonction objective (Koch et al, 1999 ; Wilson et al, 2001). Panão (Pañao et al,2008) a présenté une méthode basée sur un algorithme génétique pour optimiser les formes urbaines pour les climats à moyenne latitudes et a conclu que l'optimisation basée sur la lattitude dépendait de l'optimisation des performances thermiques. Le réseau de neurones artificiels (ANN) avec l'algorithme génétique NSGA II multi-objectif est utilisé pour optimiser le confort thermique et la consommation d'énergie dans une maison d'habitation (Magnier et Haghighat, 2010). ANN réduit significativement le coût d'optimisation (3 semaines) par rapport au coût d'optimisation sans ANN (10 ans). Une optimisation multivariée utilisant un schéma d'optimisation non linéaire avec modélisation de bâtiment basée sur des interactions physiques, techniques et économiques a été présentée dans (Peippo et al, 1999) pour trouver l'optimum économique. Le modèle de krigeage est utilisé dans les problèmes d'optimisation multi-objectifs de nombreux domaines tels que le magnétisme (Berbecea et al, 2010), l'aérodynamique (Baudoui, 2012) et les chemins de fer (Berbecea, 2012). Dans les problèmes d'optimisation de la conception des bâtiments, l'approche de type Kriging a été largement utilisée dans la conception de bâtiments multi-objectifs. Un algorithme d'optimisation de l'essaimage de particules basé sur le tri non dominé (Non-dominated Sorting-based Particle Swarm Optimization - NSPSO) associé à la méthode de krigeage avec procédure d'échantillonnage adaptatif a été utilisé pour réaliser l'optimisation multi-objectif d'une salle de bureau typique (Li et al, 2017). Dans cette étude, une réduction de 46,6% du temps de traitement a été rapportée. Une étude récente sur l'optimisation de la conception des bâtiments (Wood et Eames, 2017) a rapporté que le Krigeage améliore légèrement une approche de

type NSGA II ; cependant, les auteurs de cette étude recommandent que plus de recherches soient réalisées pour tester cette méthode pour des problèmes complexes d'optimisation concernant la conception des bâtiments. Aijazi (Aijazi, 2017) a comparé plusieurs techniques de modélisation de substitution courantes et a révélé que les fonctions de base radiales paramétriques et le krigeage sont des techniques de régression très précises pour prédire la consommation énergétique des bâtiments avec des temps de calcul de 5 ordres de grandeurs plus rapides que les simulations Energy+ détaillées. Les auteurs ont conclu que l'impact du changement climatique sur un bâtiment dépend de son emplacement et de son type.

Dans l'étude d'optimisation que nous proposons ici, nous avons utilisé un modèle de substitution par Krigeage pour deux cas à savoir : (i) une optimisation utilisant les fonctions de test de Camel et Rosenbrock et (ii) une étude de cas de simulation de bâtiment utilisant le logiciel Energy+. L'approche d'optimisation basée sur le métamodèle adaptatif a été considérée en effectuant une série de processus d'optimisation multiples en utilisant le modèle de Krigeage. Le processus d'échantillonnage est effectué après la conception d'un plan d'expérience, et l'algorithme NSGA-II a été utilisé pour le processus d'optimisation. Nous proposons de mettre en œuvre l'approche dans un framework logiciel existant, appelé CADES dédié à la conception et à l'optimisation (Delinchant et al, 2007). Ce système est basé sur une approche de composants logiciels, permettant la connexion de modèles avec des algorithmes d'optimisation et une solution de pré ou de post-traitement pour définir, résoudre et analyser des problèmes d'optimisation. Le méthode est basée sur une approche de composant logiciel offrant une solution d'interopérabilité avec le logiciel de simulation principal du domaine (Gaaloul et al, 2011) et est conforme à la norme de composant logiciel émergent FMU1. L'originalité de cet environnement est d'offrir une proposition d'intégration, dans un même environnement, de l'interopérabilité, de l'optimisation multi-objective et de la connexion avec les modèles de substitution de Krigeage et le calcul parallèle. L'objectif est de simplifier l'utilisation de ces techniques, afin qu'elles puissent être utilisées par les utilisateurs finaux dans les bureaux d'études.

2. METHODOLOGIE

2.1. 2.1 MODELE DE KRIGEAGE

La méthode de Krigeage est définie comme une interpolation optimale basée sur la régression par rapport aux valeurs observées des points de données alentours, pondérée en fonction des valeurs de covariance spatiale. Le champ aléatoire de Krigeage est composé de composantes résiduelles et de tendance. La composante résiduelle a une moyenne stationnaire nulle et a une covariance constante (Krige, 1951). Il y a trois types de krigeage, à savoir : le krigeage simple (la composante de tendance est constante sur tout le domaine et la moyenne est connue) ; le krigeage ordinaire (la composante de tendance est constante dans le voisinage local de chaque point d'estimation et la moyenne est inconnue) ; Krigeage universel (composé d'une fonction de tendance non aléatoire et d'une fonction résiduelle à valeur réelle).

[1] Voir également la référence suivante pour la description de l'approche des composants logiciels utilisée pour l'interopérabilité http://muse-component.org/

L'outil d'optimisation a été développé et intégré dans CADES en faisant appel à l'outil Openturns. L'ensemble des données d'entrée (un échantillon initial d'individus avec une distribution uniforme entre les seuils minimale et maximale) est généré en utilisant un plan d'expérience pondérée aléatoirement avec la technique Latin Hypercube Sampling (LHS). Le modèle de Krigeage se rapproche du modèle de référence en utilisant le tableau des individus d'entrée (apprentissage), et donc produit le tableau des performances d'apprentissage (sortie) correspondant aux individus apprenants. Nous calculons le méta-modèle sur un tableau d'individus apprenants et calculons les erreurs relatives sur les points d'apprentissage. La covariance entre deux échantillons $(s,t) \in R^n$ est définie comme suit :

$$Cov(s,t) = E\left[(X_s - m(s)).(X_t - m(t))^t\right] \quad \textbf{(1)}$$

Pour obtenir la matrice de covariance, nous discrétisons la fonction de covariance stationnaire avec des mailles de 50x50. En optimisant avec NSGA II, nous minimisons la covariance pour la prédiction précise du méta-modèle de Krigeage.

La sortie du méta-modèle de Krigeage est un vecteur aléatoire gaussien avec fonction de covariance stationnaire définie comme suit :

$$Y(x) = f(x)^T.\beta + Z(x) \quad \textbf{(2)}$$

Où $f(x)^T.\beta$ est un modèle linéaire généralisé et est $Z(x)$ un processus gaussien de moyenne nulle avec fonction d'autocorrélation stationnaire C^{stat} :

$$E\left[Z(x)_s Z(\tilde{x})\right] = \sigma^2.C_\theta^{stat}(x - \tilde{x}) \quad \textbf{(3)}$$

Cette sortie est donnée comme argument d'entrée pour le calcul du vecteur aléatoire gaussien au nouveau point.

2.2. LE PLAN D'EXPÉRIENCES ADAPTATIVE (DESIGN OF EXPERIMENTS – DOE)

Le plan d'expérience adaptative permet à la fois d'ajuster le modèle de Krigeage dans l'espace global et à proximité des individus optimaux (frontière de Pareto). Le schéma de la méthodologie est donné sur la Figure 1.

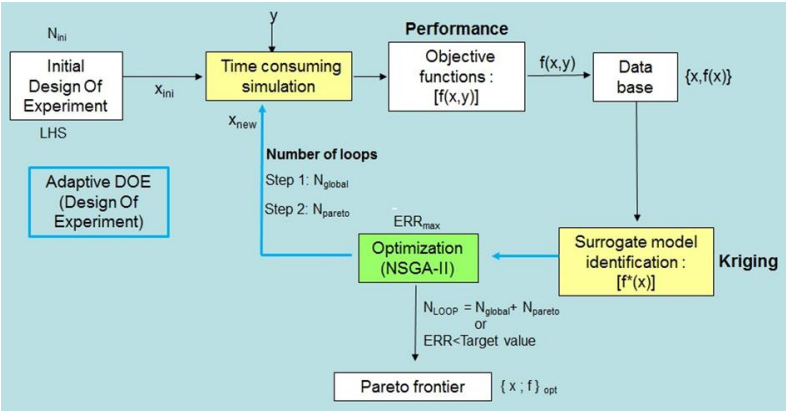

Figure 1 - Méthodologie adoptée pour l'optimisation à l'aide du méta-modèle Krigeage

L'algorithme commence par échantillonner les points de données initiaux en utilisant la technique Latin Hypercube Sampling (LHS). L'ensemble de points est ensuite évalué en utilisant le modèle chronophage (time consuming model). Le modèle de substitution de Krigeage est identifié pour toutes les fonctions objectifs. À l'étape I, l'individu ayant la covariance maximale est sélectionné en utilisant l'algorithme NSGAII et ajouté à la base de données. Le but de la première étape est d'explorer l'ensemble de l'espace de conception (global). À l'étape II, le modèle de Krigeage qui vient d'être identifié est ensuite utilisé pour exécuter le processus d'optimisation multicritères en utilisant également l'algorithme NSGA-II pour trouver les solutions optimales (frontière de Pareto). Le nouvel individu ayant la covariance maximale dans la frontière de Pareto est ajouté à la base de données pour une nouvelle itération dans l'identification du modèle de Krigeage. Le processus d'optimisation se termine par le nombre maximal de boucles non supérieur à la somme du nombre d'individus dans chaque étape ($N=N_{LHS} + N_{global} + N_{pareto}$) ou si la cible d'erreur minimale est atteinte.

2.3. MISE EN ŒUVRE DU PLAN D'EXPERIENCE DANS UN ENVIRONNEMENT AMICAL

La méthodologie du DoE (plan d'expérience) décrite précédemment a été mise en œuvre et intégrée dans le framework CADES (Delinchant et al, 2007). La Figure 2 montre comment une connexion peut être facilement réalisée avec des modèle Energy+ et TRNSYS, démontrant les possibilités d'interopérabilité implémentées qui doivent être aussi simples que possible pour le concepteur final dans le bureau d'études (vers une approche «plug and play»).

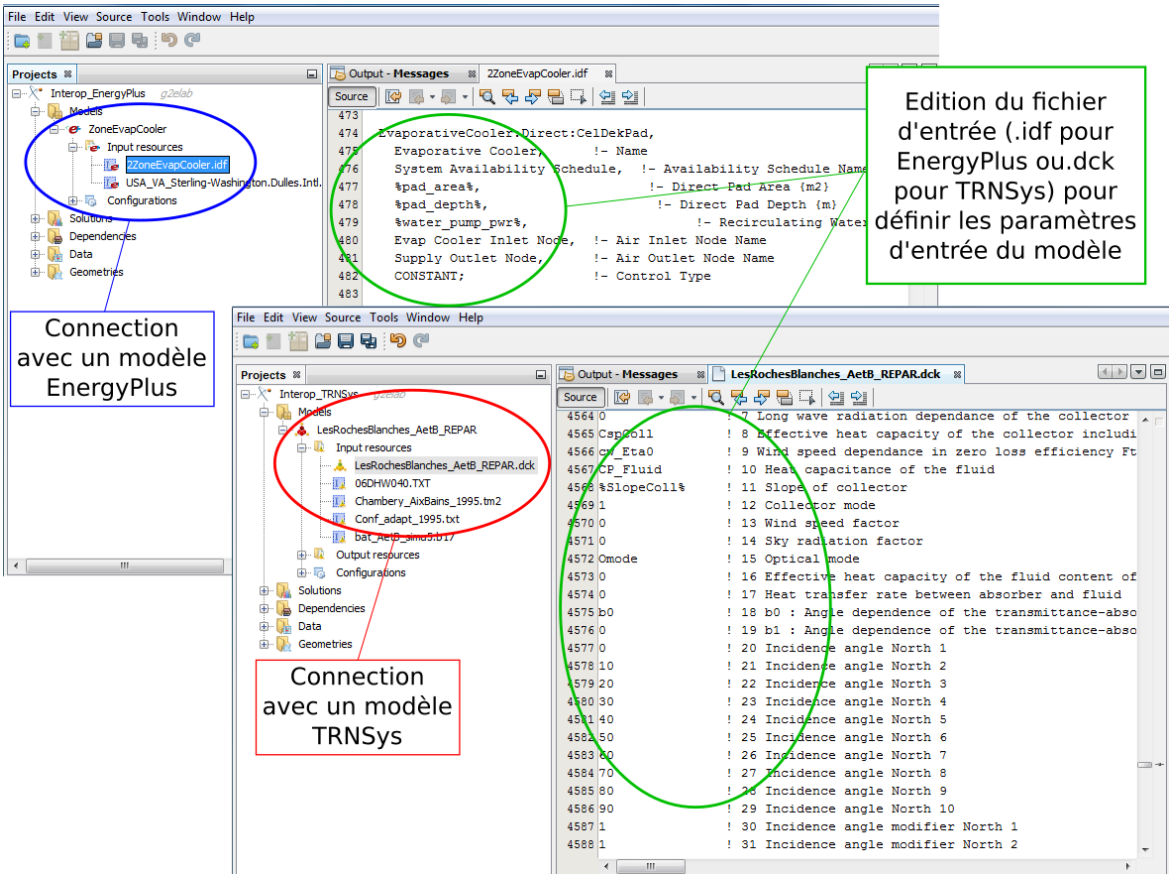

Figure 2 - Connexion avec un modèle Energy+ et un modèle TRNSYS Black-Box (modèles chronophages) - Interopérabilité dans l'outil proposé

Dans l'approche DoE tel que implémentée dans le framework CADES, on introduit simplement les paramètres de configuration suivants : $\mathbf{N_{LHS}}$, $\mathbf{N_{global}}$, et $\mathbf{N_{pareto}}$. Les individus initiaux correspondent a nombre d'individus ($\mathbf{N_{LHS}}$) qui peuvent être évalués dans le premier échantillonnage LHS de l'espace de conception. Le nombre de points pour l'amélioration de la surface ($\mathbf{N_{global}}$) correspond au nombre maximum d'individus pouvant être testés sur le modèle chronophage dans la première boucle d'amélioration de la méthodologie, lorsque de nouveaux échantillons sont ajoutés pour minimiser la covariance maximale de la surface de Krigeage (étape I de la méthodologie). Le nombre de points pour l'amélioration de Pareto ($\mathbf{N_{pareto}}$) correspond au nombre d'individus qui peuvent être testés sur le modèle chronophage dans la deuxième boucle d'amélioration de la méthodologie, lorsque de nouveaux échantillons sont ajoutés pour améliorer le front de Pareto du problème d'optimisation défini (étape II de la méthodologie). Ceci permet de contrôler le nombre maximum d'appels pour le modèle chronophage, qui ne peut pas être supérieur à la somme des 3 paramètres précédents $N = N_{LHS} + N_{global} + N_{pareto}$. L'utilisateur doit également définir deux paramètres supplémentaires: l'Erreur relative acceptable de surface (Surface acceptable relative error) correspond à l'erreur requise à l'étape I : si l'erreur est inférieure à cette valeur pour le point ayant la covariance maximale, l'échantillonnage sur les modèles chronophages s'arrête à l'étape I. Le second paramètre est l'Erreur relative acceptable Pareto (Pareto acceptable relative error) qui correspond à l'erreur requise à l'étape II : si l'erreur est inférieure à cette valeur, pour le point ayant la covariance maximale, l'échantillonnage sur les modèles chronophages s'arrête pour l'étape II. Pour y parvenir, une connexion a été établie avec la bibliothèque

de Krigeage implémentée dans Openturns[2]. Une option permet également de paralléliser le calcul sur les modèles qui prennent du temps sur les ordinateurs multi-cœurs (non présentés dans ce document).

3. RESULTATS ET DISCUSSION

Dans cette section, nous présentons les résultats pour les fonctions de test et pour l'étude de cas d'un bâtiment.

3.1. ETUDE DE CAS N ° 1 : LES FONCTIONS DE TEST

Les fonctions Chameau et Rosenbrock sont sélectionnées comme fonction de test pour la présente étude d'optimisation multi-objectif. Nous connaissons la frontière de Pareto de ces fonctions de test dont l'évaluation est rapide. Les deux fonctions de test sont minimisées dans l'intervalle (-2, 2) pour x_1 et x_2 (paramètres de décision). Les erreurs relatives acceptables aux étapes I et II sont maintenues égales à 10^{-4} et 10^{-5}, respectivement.

3.1.1. Les fonctions Camel et Rosenbrock

La fonction Chameau et Rosenbrock sont données par les équations (3) et (4) respectivement :

$$f_1(x_1, x_2) = \left(4 - 2.1x_1^2 + \frac{x_1^4}{3}\right)x_1^2 + x_1x_2 + 4x_2^2\left(x_2^2 - 1\right) \quad \textbf{(4)}$$

$$f_2(x_1, x_2) = (1 - x_1)^2 + 100.0 * \left(x_2 - x_1^2\right)^2 \quad \textbf{(5)}$$

3.1.2. Surfaces de réponse à la fin du plan d'expérience

Les surfaces de réponse du modèle de référence et du modèle de Krigeage avec le nombre d'individus dans la phase LHS, après l'étape I (phase globale) et après l'étape II (phase de Pareto) pour les fonctions Chameau et Rosenbrock sont montrées sur la Figure 3.

[2] Voir : http://www.openturns.org/

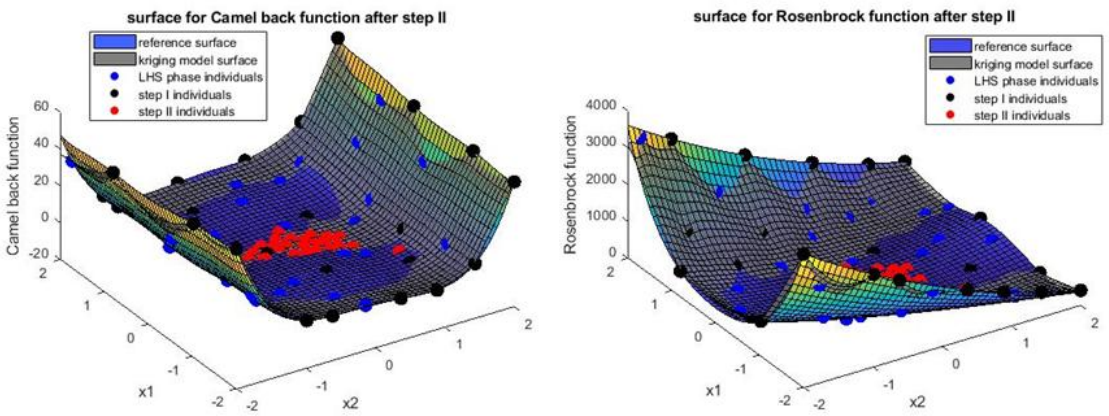

Figure 3 - Surfaces pour les fonctions de test et modèle de Krigeage après l'étape II

Ces surfaces ont été obtenues pour N = 75 variables réparties en 25 individus dans chaque étape. On peut observer à partir de ces surfaces que les individus sont répartis sur tout l'espace en phase LHS et en étape I (avec de nombreux points sur les frontières de l'étape I) mais qu'au cours de l'étape II les individus sont proches de la frontière de Pareto.

3.1.3. Précision du modèle Krigeage

Le coefficient de détermination R² (critère quantitatif permettant de savoir si 2 surfaces sont d'autant plus proches l'une de l'autre que le critère est proche de 1) est calculé entre les individus pour le modèle de référence et les individus obtenus avec le méta-modèle. La valeur R² a été calculée pour chaque nouvel individu obtenu aux étapes I et II.

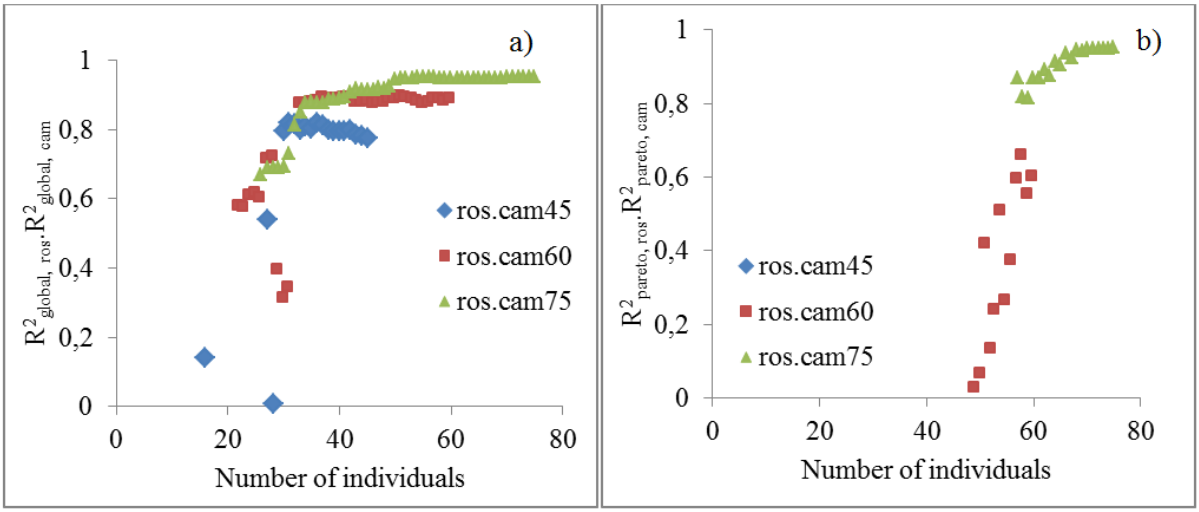

Figure 4 - Variation de a) R^2_{global} et b) R^2_{pareto} avec numéro N = 45/60/75 pendant les étapes I et II

Pour évaluer la précision du méta-modèle, nous calculons les valeurs R^2_{global} (étape I) avec un maillage de 50x50 pour les variables de conception x_1 et x_2. Les valeurs du produit de R^2 pour les fonctions Chameau et Rosenbrock sont calculées pour l'espace global ($R^2_{global,ros}.R^2_{global,cam}$) et les individus de la frontière de Pareto ($R^2_{global,ros}.R^2_{global,cam}$). Tandis que nous augmentons le nombre

d'individus N, le produit R^2 s'approche de 1, en indiquant la précision du méta-modèle par rapport à la référence pour l'espace global et la zone de Pareto (Figure 4 (a) et (b)). Un nombre d'individus, N = 75 est le meilleur choix pour notre étude de cas (comparé à N = 45/60).

3.2. ETUDE DE CAS N ° 2: BATIMENT

Le bâtiment étudié a quatre étages. Il a une surface habitable d'environ 1200m². Le bâtiment est composé de 17 appartements, un palier, un garage/vide sanitaire et grenier. Chacune de ces zones a été simulée comme une zone thermique. Le modèle a donc 20 zones thermiques au total. Il est situé à Chambéry (Savoie, France) à une altitude de 235m.

Les murs des bâtiments, le plancher intermédiaire, les cloisons et le plancher sont en béton. Les murs ont une plaque de plâtre et une isolation extérieure. Le plancher du vide sanitaire a une isolation en polystyrène; cependant le toit plat et le plancher sous le grenier ont l'isolation de polyuréthane et l'isolation de laine de verre respectivement. Les fenêtres des chambres sont en PVC à double vitrage avec un coefficient global de transfert de chaleur U_w = 1.3 W/(m².K). Le nombre d'occupants dans un appartement est rattaché au nombre de pièce dans l'appartement. L'occupation pour différentes heures pendant la semaine et le week-end varie de 25% - 50% - 100%. Les gains de chaleur interne des logements (liés à la cuisine, aux appareils électriques etc.) sont pris en compte sur une base horaire et varient entre 1,5 W / m² et 7,68 W / m². Les ventilations de refroidissement et naturelles ont été prises en compte du 15 juillet au 15 août. L'infiltration était considérée comme 0.15vol.h^{-1}. La ventilation mécanique varie en fonction de la taille de l'appartement.

Des simulations thermiques dynamiques ont été exécutées dans le logiciel Energy+ 8.5. Ce logiciel modélise le confort thermique, la ventilation, les infiltrations, les gains de chaleur internes et les charges de chauffage et de refroidissement du bâtiment. Le fichier météo (Meteonorm) utilisé est une météo typique de la ville de Chambéry (Savoie, France).

3.2.1. Paramètres de décision et fonctions objectives

Afin d'optimiser le bâtiment, des paramètres de décision et des fonctions objectives ont été définis. Les paramètres de décision utilisés pour tester l'outil et leur plage de variation sont présentés dans le tableau 1.

Tableau 1 - Paramètres de décision

Paramètres de décision	Plage de variation	Surface (m^2)
L'épaisseur de l'isolation dans les murs extérieurs	0.1 to 0.4m	906
L'épaisseur de la dalle du plancher intermédiaire	0.1 to 0.25m	869

L'épaisseur de l'isolation dans le sol à l'extérieur	0.1 to 0.4m	216
L'épaisseur de l'isolation dans le toit plat	0.1 to 0.4m	243
La valeur U_w des fenêtres	0.9 to 1.5 W/(m².K)	207
L'orientation du bâtiment	0 to 270 °	-

Les fonctions utilisées pour évaluer les paramètres de décision sont la somme des charges de chauffage et de refroidissement fournies par le système au bâtiment et le coût lié aux changements. Les charges de chauffage et de refroidissement sont directement calculées par Energy+. Ils représentent la demande d'énergie du bâtiment. Les équations de coût comprennent le prix du matériel et l'installation. Les coûts sont exprimés en €/m^2 HT:

- Coût de variation de l'épaisseur de l'isolation du mur $= 520.1x + 73.602$
- Coût de variation de l'épaisseur de l'isolation du sol à l'extérieur $= 53 + (50 \times (x - 0.1))$
- Coût de variation de l'épaisseur de l'isolation de la terrasse sur le toit $= 40.585e^{4.4882x}$
- Coût de variation de l'épaisseur de l'isolation du plancher intermédiaire $= 663.25y + 57.49$
- Coût de variation de U_w pour la fenêtre $= 110 \times \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-30(z-1.15)}}\right) + 455$

Où, x est l'épaisseur d'isolation [m], y est l'épaisseur de la dalle de béton [m] et z est U_w [W/m^{2}K].

L'objectif est de trouver l'optimum entre la somme des charges de chauffage et de refroidissement qui doit être la plus faible possible, et le coût de l'opération qui doit également être minimisé.

3.2.2. Résultats

Nous avons lancé l'optimisation avec N = 75 individus comme dans le cas des fonctions de test mais la frontière de Pareto obtenue après l'étape II n'était pas plus proche de la frontière de référence de Pareto (obtenue directement avec NSGA II et Energy+). Cela peut être dû aux 4 paramètres de décision au lieu de 2 paramètres de décision pour les fonctions de test. Par conséquent, nous avons lancé l'optimisation pour 105 individus. Les frontières de Pareto pour le modèle de référence et après chaque étape sont données à la Figure 5. On peut observer que la frontière de Pareto n'est pas purement convexe comme dans le cas de la fonction de test, ce qui reflète la complexité du problème de l'étude de cas qui peut être attribuée à un nombre accru de paramètres de décision. Pour le modèle de référence avec NSGA II, des simulations 1321 sont nécessaires pour exécuter l'optimisation. Le temps nécessaire pour une simulation est d'environ 7,5 minutes. Par conséquent, le temps requis pour exécuter l'optimisation avec Energy+ est d'environ 7 jours. Avec le modèle de Krigeage, nous avons

exécuté l'optimisation avec 105 individus, donc le temps requis pour exécuter l'optimisation avec le modèle de Krigeage est de 13 heures, ce qui est environ 13 fois plus rapide.

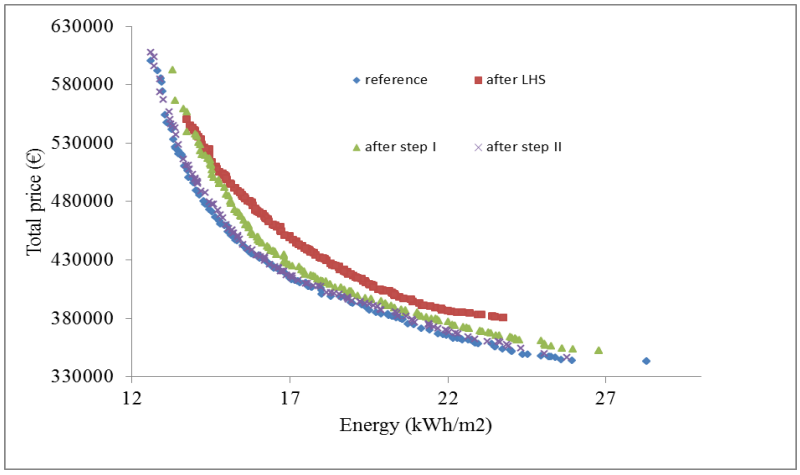

Figure 5 - Frontière de Pareto pour besoin d'énergie et prix total d'isolation pour le bâtiment (étude de cas)

Dans ce travail, notre objectif principal était de valider l'approche développée dans CADES. Bien sûr, un travail supplémentaire est nécessaire pour analyser précisément la solution optimale comme dans (Fraisse et al, 2017).

3.2.3. Réalisation d'une ACV en complément

Dans cette première étape, l'ACV a été réalisée dans une plate-forme informatique séparée incluant également la simulation et l'optimisation de l'énergie (Recht et al, 2016). Les paramètres de décision pris en compte étaient l'épaisseur d'isolation dans les murs, les toits et les planchers, le type de vitrage (double ou triple), le système de ventilation (avec ou sans récupération de chaleur). Selon les résultats d'optimisation présentés sur la Figure 6, un coût supplémentaire limité de 40 € par m2 de surface de plancher permettrait de réduire de 23% les émissions de CO2 tout au long du cycle de vie du bâtiment par rapport au scénario de base.

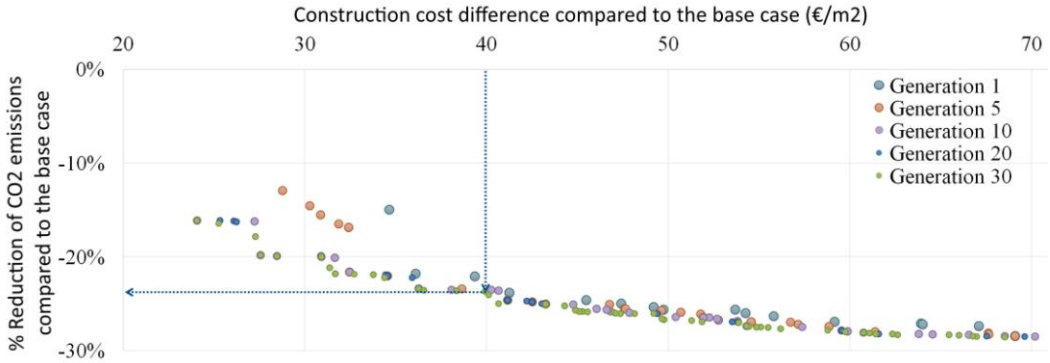

Figure 6 - Frontière de Pareto pour les émissions de CO2 et les coûts de construction (étude de cas)

Des solutions techniques correspondantes ont été identifiées, par exemple, 85% des solutions du frontière de Pareto incluent la récupération de chaleur sur l'air de ventilation, mais seulement 40% utilisent le triple vitrage. L'intégration de l'ACV dans l'outil présenté ci-dessus apporterait donc de nouvelles possibilités d'écoconception.

4. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Une stratégie globale pour faire un plan d'expérience sur des modèles chronophages a été proposée dans cet article. Le déploiement d'une telle approche peut être une tâche complexe pour les utilisateurs finaux dans les bureaux d'études. C'est pourquoi l'approche a été mise en œuvre dans un cadre dans lequel les aspects complexes de l'informatique, comme l'interopérabilité ou la connexion avec les bibliothèques de Krigeage, sont encapsulés. L'idée est d'offrir, pour l'utilisateur final, une approche aussi fermée que possible à partir d'une approche «plug & play». La perspective est maintenant, de travailler sur des tutoriels et des illustrations de l'utilisation de la méthodologie et du logiciel sur des exemples réels. De cette manière, nous espérons que les futurs utilisateurs pourront non seulement utiliser l'approche, mais aussi comprendre, comment ils doivent la configurer et l'utiliser pour aller vers un processus de conception efficace.

Pour les fonctions de test, nous observons que, avec un nombre croissant d'individus, les valeurs R^2 s'approchent de 1, ce qui justifie l'exactitude du modèle de Krigeage. Le nombre d'individus qui donne la valeur R^2 près de l'unité dépend de la complexité de la fonction de référence. Comme observé à partir de l'étude de cas n° 2, avec la croissance du nombre des paramètres de décision, le nombre d'individus N nécessaires pour prédire le modèle avec précision a augmenté (de N = 75 à 105). Par suite, une étude plus approfondie est nécessaire avec différentes fonctions de test et une complexité croissante pour trouver le nombre minimum d'individus pour prédire la référence avec précision, en particulier dans la région du Pareto.

5. REMERCIEMENTS

Cette étude a été soutenue et financée par l'Agence Nationale de la Recherche (ANR), dans le cadre de la convention de subvention n ° ANR-13-VBDU-0003-01, Acronyme INTENSE. Partenaires: LOCIE, LGCB, ARMINES, G2ELAB, CEA-INES, ALBEDO, FAURE, SYSTÈME VESTA

6. REFERENCES

Aijazi A. N., Machine Learning Paradigms for Building Energy Performance Simulations [M. Sc. Thesis], Massachusetts Institute of Technology 2017.

Antipova E., Boer D., Guillén-Gosálbez G., Cabeza L.F., Jiménez L., Multi-objective optimization coupled with life cycle assessment for retrofitting buildings, Energy and Building 2014; 82:92–99.

Attia S., Hamdy M., O'Brien W., Carlucci S., Assessing gaps and needs for integrating building performance optimization tools in net zero energy buildings design. Energy and Buildings 2013; 60:110-124.

Baudoui V., Optimisation robuste multiobjectifs par modèles de substitution [Ph. D. Thesis]. University of Toulouse, France, 2012.

Berbecea A., Multi-level approaches for optimal system design in railway applications [Ph.D. Thesis]. Ecole Centrale de Lille, PRES Université Lille Nord- de- France 2012.

Berbecea A. C., Kreuawan S., Gillon F., Brochet P., A Parallel Multiobjective Efficient Global Optimization: The Finite Element Method in Optimal Design and Model Development. IEEE Transactions on Magnetics 2010; 46(8):2868-2871.

Bornatico R., Hüssy J., Witzig A., Guzzella L., Surrogate modeling for the fast optimization of energy systems. Energy 2013; 57:653-662.

Carreras J., Boer D., Guillén-Gosálbez G., Cabeza L.F., Medrano M., Jiménez L., Multi-objective optimization of thermal modelled cubicles considering the total cost and life cycle environmental impact, Energy and Building 2015; 88:335–346.

Carreras J., Pozo C., Boer D., Guillén-Gosálbez G., Caballero J. A., Ruiz-Femenia R., Jiménez L., Systematic approach for the life cycle multi-objective optimization of buildings combining objective reduction and surrogate modeling. Energy and Buildings 2016; 130:506–518.

Delinchant B., Duret D., Estrabaut L., Gerbaud L., Nguyen H. H., Du Peloux B., Rakotoarison H.L., Verdiere F., Bergeon S., An Optimizer using the Software Component Paradigm for the Optimization of Engineering Systems", F. WURTZ, COMPEL: The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering 2007; 26(2):368-379. http://dx.doi.org/10.1108/03321640710727728, http://www.emeraldinsight.com/doi/full/10.1108/03321640710727728)

Eguía P., Granada E., Alonso J. M., Arce E., Saavedra A. Weather datasets generated using kriging techniques to calibrate building thermal simulations with TRNSYS. Journal of Building Engineering 2016; 7:78-91.

Eisenhower B., O'Neill Z., Narayanan S., Fonoberov V. A., Mezi´c I., A methodology for meta-model based optimization in building energy models. Energy and Buildings 2012; 47:292-301.

Evins R., A review of computational optimisation methods applied to sustainable building design. Renewable and Sustainable Energy Reviews 2013; 22:230-245.

Fraisse Gilles, Souyri Bernard, Axaopoulos Ioannis, Rouchier Simon. Decision-making based on network visualization applied to building life cycle optimization. Sustainable Cities and Society, Volume 35, November 2017, Pages 565-573

Gaaloul S., Delinchant B., Wurtz F., Verdiere F., Software Components For Dynamic Building Simulation. 12th Conference of International Building Performance Simulation Association IBPSA 2011, November, 14-16; Sydney Australia, https://www.ibpsa.org/proceedings/BS2011/P_1719.pdf

Garber R., Optimization stories: The impact of building information modelling on contemporary design practice. Architectural Design 2009; 79(2):6-13.

Hamdy M., Hasan A., and Siren K., Applying a multi-objective optimization approach for Design of low-emission cost-effective dwellings. Building and Environment 2011; 46:109-123.

Hopfe C. J., Emmerich M. T. M., Marijt R., Hensen J., Robust multi-criteria design optimisation in building design, Proceedings of first international conference on building simulation and optimization (BSO12); 2012 September 10-11; Loughborough, UK: 19-26.

Jones D. R., A taxonomy of global optimization methods based on response surfaces. Journal of Global Optimization 2001; 21:345–383.

Koch P. N., Simpson T. W., Allen J. K., Mistree F., Statistical approximations for multidisciplinary design optimization: The problem of size. Journal of Aircraft 1999; 36(1):275–286.

Krige D. G., A statistical approach to some basic mine valuation problems on the Witwatersrand. Journal of the Chemical, Metallurgical and Mining Society of South Africa 1951; 52:119–139.

Ladevie B., Thiers S., Fudym O., Gengembre E., Thuillier A., Garnier C., Peuportier B., Bouache T., Ginestet S., Lindner G., Dahluin, A., Limam K., AMMIS, Analyses multicritères et méthode inverse en simulation énergétique du bâtiment. Project AMMIS 2012 April. Technical Report No.: ANR-08-HABISOL-001.

Li N., Cheung S.C.P., Li X., Tu J., Multi-objective optimization of HVAC system using NSPSO and Kriging algorithms-a case study. Building Simulation 2017; 10(5):769-781.

Machairas V., Tsangrassoulis A., Axarli K., Algorithms for optimization of building design: A review. Renewable and Sustainable Energy Reviews 2014; 31:101-112.

Magnier L., Haghighat, F., Multiobjective optimization of building design using TRNSYS simulations, genetic algorithm, and Artificial Neural Network. Building and Environment, 45(3), 2010, p. 739-746.

Nguyen A. T., Reiter S., Rigo P., A review on simulation-based optimization methods applied to building performance analysis. Applied Energy 2014; 113:1043–1058.

Panão M. J. N. O., Gonçalves H. J. P., Ferrão P. M. C., Optimization of the urban building efficiency potential for mid-latitude climates using a genetic algorithm approach. Renewable Energy 2008; 33(5):887–896.

Peippo K., Lund, P. D., Vartiainen, E., Multivariate optimization of design trade-offs for solar low energy buildings. Energy and Buildings 1999; 29(2):189-205.

Penna P., Prada A., Cappelletti F., Gasparella A., Multi-objectives optimization of Energy Efficiency Measures in existing buildings. Energy and Buildings 2015; 95:57-69.

Polster B., Peuportier B., Blanc Sommereux I., Diaz Pedregal P., Gobin C., Durand E., Evaluation of the environmental quality of buildings towards a more environmentally conscious design. Solar Energy 1996; 57(3):219-230.

Recht T., Schalbart P., Peuportier B., Ecodesign of a ’plus-energy’ house using stochastic occupancy model, life-cycle assessment and multi-objective optimisation. Hamza N AND Underwood C. (Ed) Building simulation and optimisation, Third international building performance simulation association IBPSA-England 2016; Sep 12-14, Newcastle, United Kingdom.

Roux C., Schalbart P., Assoumou E., Peuportier B., Integrating climate change and energy mix scenarios in LCA of buildings and districts. Applied Energy 2016; 184:619-629.

Terzidis K. Algorithmic architecture. New York : Routledge. 2006.

Tresidder E., Zhang Y., Forrester A. I. J., Acceleration of building design optimisation through the use of Kriging surrogate models. Proceedings of first international conference on building simulation and optimization (BSO12); 2012 September 10-11; Loughborough, UK: 1-8.

Wilson B., Cappelleri D., W. Simpson T., and Frecker M., Efficient Pareto frontier exploration using surrogate approximations. Optimization and Engineering 2001; 2:31–50.

Wood M., Eames M., Using Kriging regression to improve the stability and diversity in NSGA-II, Proceedings of the 15th IBPSA Conference 2017; Aug. 7-9; San Francisco, CA, USA: 363-369.

Wu R., Mavromatidis G., Orehounig K., Carmeliet J., Multi-objective optimisation of energy systems and building envelope retrofit in a residential community. Applied Energy 2017; 190:634-649.