

Développement d'un outil pratique d'optimisation utilisant des algorithmes génétiques pour l'aide à la conception économique et énergétique des maisons individuelles

Serge Chardon*¹, Emmanuel Bozonnet¹, Robert Montecot², Christian Inard¹

¹ Laboratoire des Sciences de l'Ingénieur pour l'Environnement
Pôle Sciences et Technologie
Avenue Michel Crépeau, 17042 La Rochelle Cedex 1 – France

² PROGEMI
7 Chemin de la Ménagerie, 17600 Saujon
[*serge.chardon@univ-lr.fr](mailto:serge.chardon@univ-lr.fr)

RESUME. Cet article présente un nouvel outil d'aide à la conception économique et énergétique des maisons individuelles. Il comprend à l'heure actuelle un module d'optimisation couplé au moteur de calcul COMETH du CSTB pour l'évaluation des besoins bioclimatiques. Le but final du travail en cours est la réalisation d'un outil optimisant à la fois le coût de construction, calculé à partir d'un logiciel professionnel déjà utilisé par plusieurs constructeurs de maisons individuelles, et la performance énergétique, basée sur le calcul des indicateurs de la RT 2012. La méthode complète est décrite dans cet article et un premier algorithme génétique mono-objectif est analysé à partir de l'optimisation d'un bâtiment de référence.

MOTS-CLÉS : Optimisation, coût, énergie

ABSTRACT. This paper introduces a new integrated building optimisation tool for low energy cost effective house design. At this stage it contains an optimisation module coupled to a building regulation program for energy needs calculation. The final goal of this work is to design a tool that will comprise the optimisation of both cost, assessed by a program already used by several stakeholders in France, and energy performance, based on regulatory parameters calculation. The full methodology is described in this paper and a first single objective genetic algorithm is analysed based on the optimisation of a typical building case.

KEYWORDS : Optimisation, cost, energy

1. INTRODUCTION

Pour répondre aux contraintes sur les approvisionnements énergétiques, au réchauffement climatique et à de nombreuses autres préoccupations environnementales, l'Union Européenne s'est dotée d'une politique énergétique forte avec les objectifs « 20-20-20 ». Avec une consommation énergétique représentant près de 40 % du total à l'échelle de l'Union Européenne, le bâtiment est un secteur clef pour le succès de ces politiques énergétiques. En France, la réglementation thermique RT 2012, en vigueur depuis le 1^{er} janvier 2013, exige déjà un haut niveau de performance énergétique pour les constructions neuves. D'ici à 2020, les bâtiments à énergie positive, c'est-à-dire à « très haute performance énergétique » et où « la très petite quantité d'énergie nécessaire devra être couverte pour une très large partie par des énergies renouvelables » seront la norme pour tout bâtiment neuf de

l'Union Européenne. De tels niveaux de performances ont été démontrés techniquement possibles dans plusieurs études mais les analyses de coût de cycle de vie ne sont pas toujours avantageuses par rapport à des bâtiments moins performants (Leckner et Zmeureanu 2011).

Augmenter la performance énergétique pour proposer des maisons à plus forte valeur ajoutée tout en maîtrisant la hausse des coûts est donc un enjeu important pour les constructeurs de maisons individuelles. En pratique, concevoir de tels projets se révèle complexe car cela nécessite leur saisie dans plusieurs logiciels, du dessin architectural au calcul de coût en passant par l'évaluation de la performance énergétique. Une approche par tâtonnement pour progressivement améliorer les performances du projet est longue et ne peut garantir d'atteindre la conception optimale. Cette problématique a alimenté de nombreux travaux de recherche pendant les deux dernières décennies et de plusieurs algorithmes d'optimisation automatique ont été adaptés à la conception de bâtiments.

Optimiser automatiquement la conception d'un bâtiment revient à minimiser une ou plusieurs fonctions non linéaires, appelés *objectifs*, dont l'expression analytique n'est pas connue et dont au moins une partie des variables ne peut prendre que des valeurs discrètes. Minimiser la consommation énergétique d'une maison en faisant varier la composition des parois et le type de fenêtre par exemple relève de ce type de problèmes. Ceux-ci, aussi qualifiés de problèmes d'optimisation combinatoire à boîtes noires, ne peuvent être traités que par un nombre restreint d'algorithmes, en particulier pour les problèmes avec des espaces de recherche conséquents (Teghem 2012). Evins (Evins 2013) et Attia et al. (Attia et al. 2013) ont fait deux synthèses des travaux d'optimisation réalisés sur la conception de bâtiments qui regroupent respectivement 74 et 165 publications du domaine.

Bien que la recherche dispose aujourd'hui d'un certain recul sur les méthodes d'optimisation appliquées au bâtiment, aucune n'est encore implémentée dans un outil professionnel de conception. Dans cet article, nous introduisons un tel outil dont le but est l'optimisation économique et énergétique pour la conception de maisons individuelles. Seule la minimisation des besoins bioclimatiques, calculés par COMETH, est complètement mise en place aujourd'hui. L'intégration d'un outil professionnel de chiffrage de maison individuel, PROGEMI, développé par l'entreprise du même nom (PROGEMI 2014), est en cours. Dans une première partie, le logiciel de calcul de coûts et le module d'optimisation basé sur des algorithmes génétiques sont présentés. Leur couplage avec COMETH est analysé dans une deuxième partie puis les premiers résultats de la minimisation des besoins bioclimatiques sont présentés.

2. PRESENTATION DES OUTILS

2.1. LOGICIEL DE CALCUL DE COUTS

Les méthodes d'évaluation des coûts de construction d'un bâtiment peuvent être classées en deux catégories distinctes (Chou 2011) : les méthodes qualitatives et quantitatives. Les premières reposent sur l'expérience de l'évaluateur qui estime le coût d'un projet en se basant sur des projets similaires antérieurs auxquels il a pris part. La deuxième catégorie regroupe les méthodes qui se basent sur le calcul d'une fonction de coût. En général, l'idée est d'ajouter un certain nombre de coûts unitaires connus ou pour lesquels il existe des bases de données mises à jour. Le logiciel de calcul de coût utilisé ici relève de cette deuxième catégorie. Il contient d'abord une interface de saisie de bases de données de coûts unitaires de matériaux et de coûts de main d'œuvre. Puis, il permet la saisie d'un

projet pour lequel toutes les quantités de matériaux et de travail sont calculées ce qui permet de déterminer le coût global de construction du projet. De nombreux constructeurs de maisons individuelles utilisent ce logiciel depuis plus d'une dizaine d'années et il se montre très efficace pour réaliser des estimations à la fois rapides et précises.

2.2. MODULE D'OPTIMISATION

Dans leurs états de l'art sur l'optimisation et le bâtiment, Evins (Evins 2013) et Attia et al. (Attia et al. 2013) s'accordent sur le fait que les algorithmes génétiques sont particulièrement adaptés à la conception de bâtiments. Ils ne nécessitent pas la connaissance de l'expression analytique de la fonction-objectif, contrairement à d'autres heuristiques ou méthodes de recherche directes. Aussi, ils sont plus rapides et robustes que d'autres métaheuristiques (Tuhus-Dubrow et Krarti 2010; Brownlee, Wright, et Mourshed 2011), ils ne se font pas piéger dans des minimums locaux et enfin ils sont relativement faciles à mettre en place. Les algorithmes génétiques ont donc été choisis pour le développement de cet outil. Un module contenant un algorithme génétique mono-objectif a été développé et un algorithme multi-objectif NSGA-II (Deb et al. 2002) est en cours d'implémentation. Le but étant d'offrir la possibilité d'optimiser un ou plusieurs objectifs dans l'outil final.

Les algorithmes génétiques reposent tous sur le principe d'évolution de Darwin. Une population soumise à un environnement hostile évolue sur plusieurs générations en suivant la loi de la sélection naturelle. L'idée générale est que les individus les mieux adaptés à l'environnement ont le plus de chances de survivre et de se reproduire, et donc de transmettre leurs gènes à la génération suivante. Après plusieurs générations, la population obtenue est mieux adaptée à son environnement que la population initiale. Les gènes peuvent aussi muter et ainsi contribuer à créer des individus plus performants au cours de l'évolution. En pratique, mettre en place un algorithme génétique requiert d'abord de définir une représentation des variables, aussi appelée encodage. Ici, puisque la plupart des variables sont discrètes, une représentation en nombres entiers est choisie. Le principe est le suivant : si l'espace de recherche contient 4 types de fenêtres et 3 épaisseurs d'isolants par exemple, une variable entière prenant les valeurs de 0 à 3 représentera le type de fenêtre et une autre variable dont les valeurs sont comprises entre 0 et 2 correspondra à l'épaisseur d'isolant. A partir de cet encodage et d'un bâtiment de référence, une liste de 2 nombres permet de représenter un nouveau bâtiment. La liste [1 2] par exemple correspondra au bâtiment de référence avec le type de fenêtre 2 et l'épaisseur d'isolant 3. Une telle liste est appelée individu et chacun de ses éléments est appelé gène.

L'optimisation est alors réalisée en suivant le processus d'évolution de Darwin. Une population initiale d'individus est créée aléatoirement. Les individus sont sélectionnés pour la reproduction en fonction de leur performance par rapport à la fonction objectif : plus un individu est performant plus il a de chance d'être sélectionné. Dans le cas d'une optimisation à plusieurs objectifs, un autre critère de performance est créé à partir des valeurs de toutes les fonctions objectives. La reproduction a lieu ensuite. Elle correspond à la génération d'une nouvelle population à partir des individus sélectionnés en combinant leurs gènes. Enfin, certains individus sont mutés en modifiant leurs gènes aléatoirement. Après un nombre de générations donné, la population est alors composée d'individus plus performants qu'initialement. Pour la réalisation du module d'optimisation, un paquet open source Python appelé DEAP a été utilisé. Il contient une boîte à outils d'opérateurs de sélection, de mutation et de reproduction nécessaires pour l'implémentation des algorithmes génétiques mono et multi-objectifs (Fortin et al. 2012).

3. METHODE

Pour rendre l'optimisation du coût et de la performance énergétique possible, une approche dite intégrée est nécessaire : l'évaluation de ces deux objectifs doit se faire à partir d'une seule et unique saisie. La Figure 1 montre comment les différents programmes interagissent et comment une telle intégration est assurée.

3.1. CONCEPTION INITIALE ET CHOIX DES VARIABLES

La première phase consiste à saisir les données du projet. Elle se fait à l'aide de l'interface de saisie déjà existante dans PROGEMI. Elle est modifiée pour inclure les paramètres nécessaires au calcul de la performance énergétique tels que les résistances thermiques des matériaux par exemple. Une fois qu'une maison de référence est saisie, un fichier contenant toutes les informations du projet est généré. Toutes les modifications effectuées lors de la phase d'optimisation se feront sur cette première maison de référence. Les paramètres à faire varier doivent aussi être sélectionnés. Ils correspondent, par exemple, à des bibliothèques de types de plancher, de fenêtres, de systèmes de chauffage, d'isolants ou encore à des paramètres liés à l'orientation ou à la géométrie tels que la position des baies vitrées et leurs dimensions. Ces choix de paramètres à faire varier sont stockés sous forme d'une liste de listes correspondant aux valeurs possibles pour chaque variable.

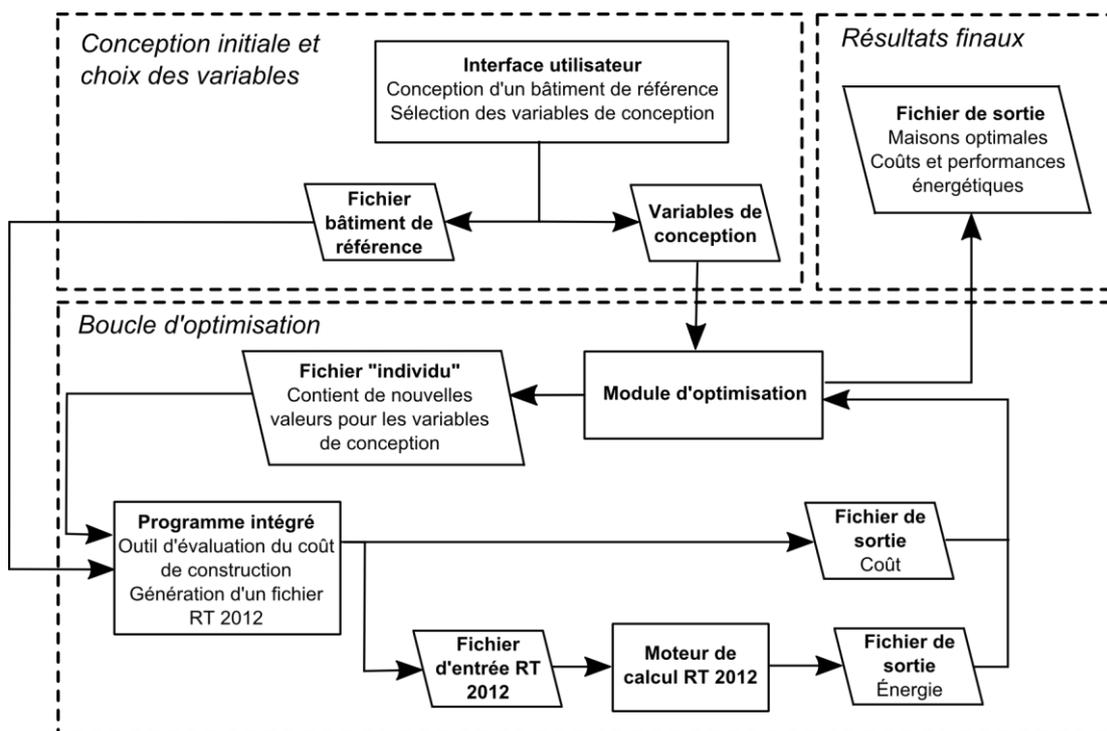


Figure 1 - Diagramme des interactions entre les différents programmes

3.2. BOUCLE D'OPTIMISATION ET TRAITEMENT DES RESULTATS

Une fois les fichiers contenant la maison de référence et les variables de conception complets, la boucle d'optimisation peut commencer. Le module d'optimisation encode les variables de conception en générant une liste d'entiers représentant le nombre d'alternatives possibles par variable de conception. Cette liste est ensuite utilisée comme un moule pour générer des individus, c'est-à-dire des listes d'entiers dont les valeurs sont comprises entre 0 et la valeur correspondante dans la liste moule. L'algorithme génère ensuite une population initiale d'individus.

Chaque individu de la population suit le processus suivant. Il est d'abord décodé et un fichier contenant les valeurs des variables de conception est créé. Ce dernier est lu par un programme intégré qui reconstitue une maison complète en fusionnant le fichier de référence avec les nouvelles valeurs de variables de conception. Le coût du nouveau bâtiment est alors calculé et écrit dans un fichier. Dans le même temps, le projet est écrit dans un fichier au format RT 2012 et est simulé par COMETH. Les résultats énergétiques sont sauvegardés dans un second fichier. Les résultats énergétiques et économiques de chaque individu sont alors lus et conservés dans le module d'optimisation. Une fois que tous les individus de la population initiale sont évalués, le processus d'évolution peut commencer. Une nouvelle population est générée par l'algorithme en utilisant les opérateurs de sélection, reproduction et mutation sur la population initiale évaluée. Les nouveaux individus ainsi créés suivent alors la même procédure d'évaluation et la boucle se poursuit. Après un nombre de générations prédéterminé, la boucle d'optimisation s'arrête et les résultats sont écrits dans un fichier. Il contient tous les individus associés à leur coût et leur performance énergétique. Le traitement des résultats n'a pas encore été complètement déterminé mais il doit être un élément clef de l'outil.

4. RESULTATS DE LA MINIMISATION DES BESOINS BIOCLIMATIQUES

L'ensemble de la méthode présentée en figure 1 n'a pas encore été mise en œuvre. L'utilisation du programme d'évaluation de coût à partir d'un fichier bâtiment de référence et d'un fichier contenant des variables de conception reste encore à réaliser. Elle requiert un nombre significatif de modifications à faire dans le logiciel. De même, l'évaluation de la performance énergétique se limite pour le moment au calcul des besoins bioclimatiques (*Bbio*). Le calcul de la température intérieure conventionnelle (*Tic*) et de la consommation en énergie primaire (*Cep*), aussi permis par COMETH, requièrent la saisie d'un plus grand nombre de paramètres. Pour valider la méthode dans un premier temps, un algorithme génétique mono-objectif basé sur la minimisation des besoins bioclimatiques a été implémenté. Les hypothèses et résultats obtenus sont présentés dans cette section.

4.1. FONCTION OBJECTIF, CONTRAINTE ET CAS D'ETUDE

L'optimisation seule du *Bbio* n'est pas sans intérêt puisqu'il reflète la performance énergétique de l'enveloppe. Il n'est pas rare dans la conception de maison individuelle de d'abord travailler sur l'enveloppe puis de déterminer les systèmes à mettre en place. Le *Bbio* prend en compte les pertes de chaleurs à travers les murs, baies vitrées et pont thermiques, l'inertie thermique, les gains solaires et internes, l'éclairage naturelle et enfin les pertes thermiques liées aux infiltrations d'air et à la ventilation. Plusieurs hypothèses règlementaires sont incluses dans son calcul comme par exemple le système de ventilation pris en compte qui est une VMC double flux avec un taux de récupération de chaleur de 50 %. Les scénarios d'occupation sont aussi fixés par avance dans COMETH. Concernant les contraintes, la seule prise en compte dans cette étude est la surface vitrée. Elle doit être d'au moins un sixième de la surface habitable totale, comme requis dans la RT 2012. Cette contrainte a été intégrée directement dans le module d'optimisation qui ne propose que des individus la respectant. Le bâtiment de référence choisit pour ce cas d'étude est une maison de plein pied de 100 m² de forme rectangulaire, situé en Normandie. Un schéma de la maison est montré sur la Figure 2 ci-après. Le fichier RT 2012 pour ce bâtiment contient approximativement 200 paramètres d'entrée. Plusieurs variations de composants ont été considérées dans cette étude. Ils sont listés dans le Tableau 1 ci-dessous. Les résultats sont présentés dans la section suivante.

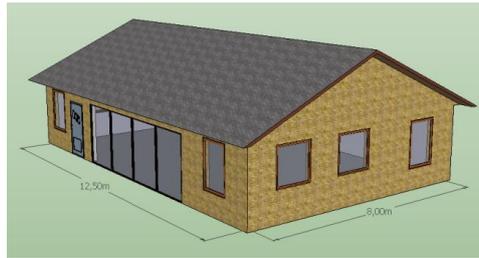


Figure 2 - Schéma de la maison de référence utilisée

Variables	Alternatives						
	Référence	N° 1	N° 2	N° 3	N° 4	N° 5	N° 6
Surface vitrée N [m ²]	2,25	0	1	3	4	5	
Surface vitrée O [m ²]	4,5	0	3	4	5	6	7
Surface vitrée E [m ²]	4,5	0	3	4	5	6	7
Surface vitrée S [m ²]	16	12	15	17	18	19	
U_w fenêtres [W/m ² .K]	1,5	2					
Dimensions (L x l) [m]	12,5 x 8	10 x 10	16,67 x 6				
Composition des murs	Blocs de béton 22 cm :	Blocs de béton cellulaire :	Blocs de béton cellulaire :				
	$R = 0,25 \text{ m}^2\text{K/W}$	$R = 2,27 \text{ m}^2\text{K/W}$	$R = 1,82 \text{ m}^2\text{K/W}$				
	Isolant : $\lambda = 0,034 \text{ W/mK}$	Isolant : $\lambda = 0,034 \text{ W/mK}$	Isolant : $\lambda = 0,034 \text{ W/mK}$				
Isolation murs [cm]	10	15	20	25	30		
Isolation plancher [cm]	10	20					
Isolation combles [cm]	10	20	30	40	50		

Tableau 1 - Variables de conception

4.2. RESULTATS

Après plusieurs essais, une population de 15 individus et un nombre de 60 générations ont été choisis car ils permettent de toujours atteindre une solution proche de l'optimum. Comme attendu, les conceptions minimisant le *Bbio* sont celles où le niveau d'isolation est maximum (30 cm, 20 cm et 50 cm respectivement pour les murs, planchers et combles avec un mur porteur en bloc de béton cellulaire de résistance thermique $2,27 \text{ m}^2\text{K/W}$ et un U_w de $1,5 \text{ W/m}^2\text{.K}$ pour les fenêtres). La géométrie la plus compacte (10 m x 10 m) permet aussi de réduire les besoins bioclimatiques de même que la minimisation des surfaces vitrées, tout en respectant la contrainte et en exposant les surfaces vitrées restantes vers le sud. La plupart de ces choix sont fait dans les maisons optimales déterminées par le module d'optimisation.

Bien que ces choix de conceptions paraissent triviaux à ce stade, les performances de l'algorithme sont très prometteuses. D'abord, les besoins bioclimatiques diminuent substantiellement pendant le processus d'optimisation. Ensuite, il s'approche toujours du minimum. Sur la simulation montrée en Figure 3, il a été possible d'atteindre un *Bbio* de seulement 0,2 point inférieur en choisissant le mur porteur de résistance $2,27 \text{ m}^2\text{K/W}$ au lieu des $1,82 \text{ m}^2\text{K/W}$ choisi par l'algorithme, les autres choix faits par l'algorithme étant déjà optimaux par ailleurs. Dans toutes les simulations faites, l'algorithme trouvaient des valeurs de *Bbio* optimales pas plus de 5 % supérieures au minimum réel. Enfin, l'algorithme est très rapide. Tel que paramétré dans cette étude, il effectue entre 500 et 600 simulations ce qui nécessite environ 90 minutes avec un ordinateur portable. Par comparaison, faire l'évaluation de toutes les combinaisons possibles nécessiterait environ 1,5 million de simulation

($6 \times 7 \times 7 \times 6 \times 2 \times 3 \times 3 \times 3 \times 5 \times 2 \times 5 = 1\,587\,600$ cas différents dans le Tableau 1) ce qui prendrait plusieurs mois à réaliser (13 s par simulation). L'algorithme est donc relativement robuste et rapide.

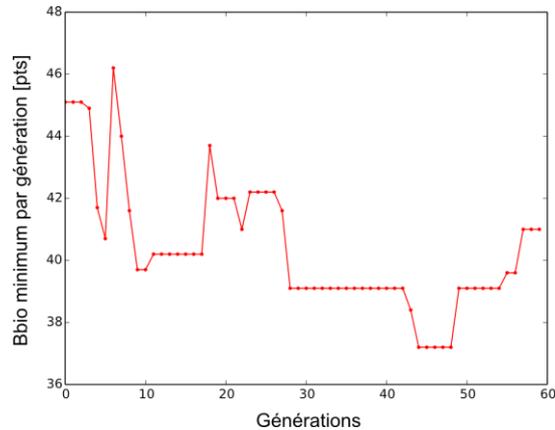


Figure 3 - Evolution du Bbio minimum par génération

5. CONCLUSION

Ces premiers résultats d'optimisation mono-objectif sont encourageants. Ils valident la méthode car ils permettent de diminuer sensiblement les besoins bioclimatiques en un temps relativement rapide compte tenu du nombre de paramètres considérés. L'utilisation d'algorithmes génétiques semble donc appropriée. Certains points peuvent tout de même être discutés. D'abord, l'utilisation d'un moteur de calcul basé sur des hypothèses réglementaires pour optimiser la conception doit être questionnée. En effet, à cause d'un certain nombre d'hypothèses simplificatrices, comme par exemple au niveau des scénarios d'occupations, des différences entre les paramètres réglementaires calculés et les besoins et consommation énergétique réelles peuvent apparaître. Cette différence devrait être quantifiée pour valider l'approche.

Ensuite, bien que les performances de l'algorithme soient intéressantes, la définition du *Bbio* comme unique objectif d'optimisation pour la conception des bâtiments est insuffisante. D'autres considérations comme le confort thermique et acoustique, la consommation énergétique, le coût, l'aspect architectural, l'accès à la lumière naturelle ou encore la qualité de l'air sont autant d'éléments que doivent prendre en compte les acteurs de la conception de bâtiments. Dans l'optique de l'atteinte d'une très haute performance environnementale, d'autres indicateurs d'impacts environnementaux calculés par analyse de cycle de vie, comme l'énergie grise par exemple, peuvent aussi être envisagés. Ce travail doit donc être vu comme une première étape dans l'élaboration d'un outil plus complet qui inclura au moins une partie de ces autres paramètres en tant qu'objectifs à optimiser ou simplement comme contraintes. Comme mentionné précédemment, ces prochaines étapes commenceront par la prise en compte du coût de construction, de la température intérieure conventionnelle et de la consommation en énergie primaire.

L'ajout d'autres objectifs, de même que la prise en compte d'un plus grand nombre de variables, risquent cependant d'augmenter considérablement le temps de calcul de la boucle d'optimisation. La réduction de ce temps est donc une priorité pour la réussite du projet. La connexion à COMETH par son API devrait permettre une diminution du temps de calcul dans un premier temps. Ensuite, le multithreading semble être particulièrement adapté à cette méthode puisque les évaluations de chaque individu sont indépendantes entre elles. Une réduction du temps de calcul proportionnel au nombre de

cœurs disponible sur un ordinateur est donc envisageable. La parallélisation de plusieurs ordinateurs devrait aussi permettre de réduire considérablement le temps de calcul. Une autre solution envisagée est l'ajout d'un algorithme d'optimisation déterministe en plus de l'algorithme génétique ce qui permettrait de se rapprocher de l'optimum plus rapidement (Hamdy, Hasan, et Siren 2011).

Enfin, le développement d'un module de traitement des résultats est essentiel. Celui-ci devra permettre à la fois de parcourir les solutions évaluées, d'effectuer des modifications sur celles-ci et de les réévaluer. Le but étant de combiner optimisation automatique et manuelle car il est primordiale de laisser la possibilité à l'utilisateur de faire ses propres choix en fonctions d'objectifs non intégrables dans le programme comme l'appréciation architecturale par exemple. La réussite du projet dépendra en partie de cette capacité à rendre l'outil facilement utilisable et exploitable.

6. BIBLIOGRAPHIE

- Attia, Shady, Mohamed Hamdy, William O'Brien, et Salvatore Carlucci. 2013. « Assessing gaps and needs for integrating building performance optimization tools in net zero energy buildings design ». *Energy and Buildings* 60 (mai): 110- 124. doi:10.1016/j.enbuild.2013.01.016.
- Brownlee, Alexander E.I., Jonathan A. Wright, et Monjur M. Mourshed. 2011. « A Multi-objective Window Optimisation Problem ». In *Proceedings of the 13th Annual Conference Companion on Genetic and Evolutionary Computation*, 89- 90. GECCO '11. New York, NY, USA: ACM. doi:10.1145/2001858.2001910. <http://doi.acm.org/10.1145/2001858.2001910>.
- Chou, Jui-Sheng. 2011. « Cost simulation in an item-based project involving construction engineering and management ». *International Journal of Project Management* 29 (6): 706- 717. doi:10.1016/j.ijproman.2010.07.010.
- Deb, K., A. Pratap, S. Agarwal, et T. Meyarivan. 2002. « A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II ». *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 6 (2): 182- 197. doi:10.1109/4235.996017.
- Evins, Ralph. 2013. « A review of computational optimisation methods applied to sustainable building design ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 22 (juin): 230- 245. doi:10.1016/j.rser.2013.02.004.
- Fortin, Félix-Antoine, François-Michel De Rainville, Marc-André Gardner, Marc Parizeau, et Christian Gagné. 2012. « DEAP: Evolutionary Algorithms Made Easy » 13 (juillet). *Journal of Machine Learning Research*: 2171- 2175.
- Hamdy, Mohamed, Ala Hasan, et Kai Siren. 2011. « Applying a multi-objective optimization approach for Design of low-emission cost-effective dwellings ». *Building and Environment* 46 (1): 109- 123. doi:10.1016/j.buildenv.2010.07.006.
- Leckner, Mitchell, et Radu Zmeureanu. 2011. « Life cycle cost and energy analysis of a Net Zero Energy House with solar combisystem ». *Applied Energy* 88 (1): 232- 241. doi:10.1016/j.apenergy.2010.07.031.
- PROGEMI. 2014. « PROGEMI ». <http://www.progemi.fr/>.
- Teghem, Jacques. 2012. *Recherche Opérationnelle - Tome 1 : Méthodes d'optimisation*. Ellipses Marketing.
- Tuhus-Dubrow, Daniel, et Moncef Krarti. 2010. « Genetic-algorithm based approach to optimize building envelope design for residential buildings ». *Building and Environment* 45 (7): 1574- 1581. doi:10.1016/j.buildenv.2010.01.005.