

Éco-conception de maisons à énergie positive assistée par optimisation multicritère

Thomas Recht^{*1}, Maxime Robillart¹, Charles Garnier¹, Patrick Schalbart¹, Bruno Peuportier¹

¹ MINES ParisTech, PSL Research University
CES - Centre d'efficacité énergétique des systèmes
60 Bd St Michel 75006 Paris, France
[*thomas.recht@mines-paristech.fr](mailto:thomas.recht@mines-paristech.fr)

RESUME. Concevoir des bâtiments à énergie positive, à moindre impact environnemental et à moindre coût, constitue un problème d'optimisation complexe. Dans ce contexte, cette communication présente une démarche d'éco-conception de maisons à énergie positive assistée par optimisation multicritère. Illustrée sur un cas réel, cette démarche utilise un algorithme génétique pour approcher le plus efficacement possible le front de Pareto théorique, c'est-à-dire l'ensemble des solutions présentant les meilleurs compromis du problème formulé. La performance des solutions est évaluée via un modèle de simulation thermique dynamique (COMFIE), un modèle d'analyse de cycle de vie (novaEQUER) et une base de données de coûts de construction. Pour étudier la robustesse des solutions, la diversité du comportement des occupants a été modélisée de manière stochastique. La démarche proposée contribue ainsi à une aide à la décision, au-delà d'une simple évaluation par simulation.

MOTS-CLÉS : bâtiment à énergie positive, optimisation multicritère, robustesse des solutions

ABSTRACT. Designing plus energy buildings, at lower environmental impact and lower cost, is a complex optimisation problem. In this context, this communication presents an ecodesign approach assisted by multicriteria optimisation of plus-energy house. Illustrated by a real case, this approach uses a genetic algorithm to reach as much as possible the theoretical Pareto front, including solutions corresponding to the best compromise for the formulated problem. The solutions' performance is evaluated using a dynamic thermal simulation model (COMFIE), a life cycle analysis mode (novaEQUER), and a cost database. In order to study the solutions' robustness, the diversity of occupants' behaviour was stochastically modelled. The proposed approach is thus contributing to an aid in decision making, beyond simple evaluation by simulation.

KEYWORDS: plus energy building, multicriteria optimisation, robustness of solutions

1. INTRODUCTION

Levier prioritaire dans la lutte contre le changement climatique, le secteur du bâtiment vise un nouveau standard en construction neuve en France pour 2020 : le bâtiment « à énergie positive » (BEPOS). Si une définition officielle est encore attendue, « à énergie positive » réfère généralement à un bâtiment produisant davantage d'énergie qu'il n'en consomme sur l'année. Concevoir de tels bâtiments à des coûts maîtrisés pour le marché constitue un véritable défi pour les acteurs de la filière. Une démarche d'éco-conception semble nécessaire afin d'intégrer la dimension environnementale.

L'enjeu en conception est alors d'explorer une vaste palette de solutions dans un temps limité, afin d'optimiser la performance des concepts étudiés selon des critères pouvant être antagonistes. Nous incluons dans cette étude le bilan énergétique, des critères environnementaux évalués par analyse de cycle de vie, et le coût de construction, très important pour les professionnels concernés. Les interactions entre le bâtiment, son environnement et ses occupants constituent un autre élément à étudier avec attention par le concepteur. Dans ce contexte l'approche traditionnelle, visant à appréhender la globalité du problème par de simples variations paramétriques, n'est plus suffisante. Pour répondre à ces nouveaux besoins, une démarche d'éco-conception de maisons à énergie positive assistée par optimisation multicritère est présentée dans cet article. S'inscrivant dans la poursuite de nombreux travaux existants dans cette thématique de recherche en plein essor (Attia et al. 2013 ; Evins 2013), elle utilise la notion de dominance de Pareto pour rechercher efficacement l'ensemble des meilleurs compromis à un problème multicritère (appelée front de Pareto) à l'aide d'un algorithme d'optimisation génétique.

2. METHODOLOGIE

2.1. ALGORITHME D'OPTIMISATION : NSGA-II

Les algorithmes génétiques, et en particulier l'algorithme NSGA-II (Deb et al. 2002), correspondent à une transposition informatique simplifiée de la théorie de l'Évolution de Darwin. Leur objectif est d'imiter les capacités d'une population d'organismes vivants à s'adapter à leur environnement au fil des générations. Le principe consiste à manipuler une population (constituée d'individus correspondant chacun à une solution du problème d'optimisation considéré) par l'intermédiaire d'opérateurs stochastiques pour la faire évoluer, reproduisant sommairement la génétique naturelle. Cette évolution est gérée d'une part par la *sélection*, liée à la performance d'un individu d'une population (et correspondant à la pression de l'environnement sur la population), et d'autre part par les *opérateurs génétiques* (nommés opérateurs de croisement et de mutation) qui génèrent les individus de la génération suivante. Les populations successives ainsi obtenues tendent alors à converger vers la (ou les) meilleure(s) solution(s) du problème (selon le nombre de critères d'optimisation). Dans le cadre des algorithmes génétiques, l'information (ou génome) est classiquement codée en binaire. Cela présente l'avantage de pouvoir effectuer des croisements et des mutations à l'intérieur des gènes pour accentuer le brassage génétique et élargir l'exploration de l'espace de recherche. Ces algorithmes ne reposant sur aucune propriété de continuité ou dérivabilité de la (ou les) fonction(s) à optimiser (car seule l'évaluation de la (des) fonction(s) aux points d'échantillonnage est nécessaire), ils sont particulièrement bien adaptés aux fonctions complexes telles que les logiciels de simulation énergétique dynamique.

Le principe général d'un algorithme génétique repose sur le déroulement d'une boucle générationnelle (Figure 1). Suite à la création d'une population initiale de μ individus, l'étape n° 1 consiste à détecter et sélectionner les λ individus de la population courante qui seront autorisés à se reproduire (les « parents »). À l'étape n° 2, les parents ainsi sélectionnés sont utilisés pour générer les λ descendants (les « enfants ») à partir des opérateurs de croisement et de mutation. Ces opérateurs sont appliqués aléatoirement à l'aide de deux paramètres, la probabilité de croisement p_c et la probabilité de mutation p_m . Les qualités et les performances des λ enfants générés sont évaluées à l'étape n° 3. Enfin, le remplacement (étape n° 4) consiste à engendrer la génération $n+1$ en opérant

une sélection entre les μ individus de la population courante et les λ enfants générés de manière à conserver une taille de population constante. Le processus est généralement stoppé par l'atteinte d'un nombre de générations donné, mais peut également être défini en fonction des performances atteintes par la population courante. Les algorithmes génétiques nécessitent plusieurs paramètres internes, à savoir la taille de la population courante, le critère d'arrêt, le nombre d'individus parents pour la reproduction ainsi que les probabilités de croisement et de mutation. Comme toutes les métaheuristiques, le réglage de ces paramètres est délicat et repose principalement sur des valeurs issues de la littérature ou sur l'expérience acquise progressivement.

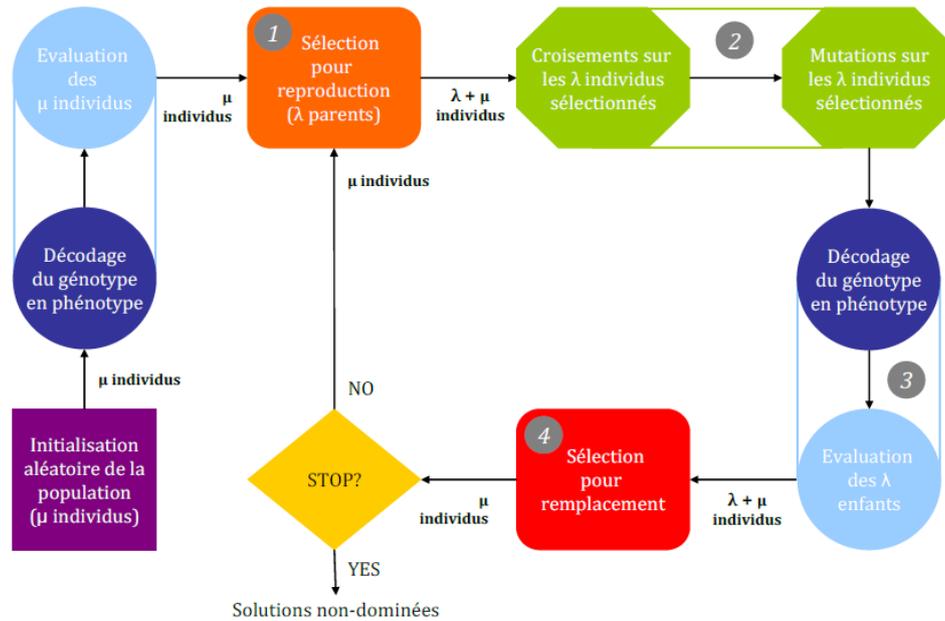


Figure 1 : Schéma de principe d'un algorithme génétique, extrait de Rivallain (2013)

2.2. EVALUATION DES PERFORMANCES

Pour concevoir des bâtiments à énergie positive, à moindre impact environnemental et à moindre coût, plusieurs modèles d'évaluation des performances sont nécessaires.

2.2.1. Modèle thermique dynamique de bâtiment

Le modèle de simulation thermique dynamique COMFIE a été utilisé dans cette étude. Ce modèle repose sur le concept de « zone thermique », sous-ensemble du bâtiment considéré à température homogène (Peuportier et Blanc-Sommereux 1990). Les principales étapes de modélisation mises en œuvre dans cet outil de simulation thermique sont le maillage de l'enveloppe du bâtiment (par la méthode des volumes finis), l'établissement d'un système linéaire continu et invariant pour chaque zone thermique, la réduction du système par analyse modale et enfin le couplage entre les différentes zones thermiques. La simulation de ce modèle nécessite de connaître les sollicitations, en particulier les émissions de chaleur par les occupants et les équipements, mais également les données météorologiques en particulier la température extérieure et le rayonnement solaire. Les phénomènes non linéaires ou impliquant des paramètres variables (ventilation externe, ventilation interne, résistance variable due à l'usage intermittent des occultations, etc.) sont pris en compte dans les sollicitations. La fiabilité du modèle a été étudiée dans le contexte des bâtiments à très haute performance énergétique (Recht et al. 2014).

2.2.2. Analyse de cycle de vie de bâtiment

Pour évaluer les performances environnementales du projet lors du processus de conception, le logiciel novaEQUER, chaîné à COMFIE, a été utilisé dans cette étude. Il permet de réaliser l'analyse de cycle de vie (ACV) d'un bâtiment ou d'un quartier, depuis l'étape de construction jusqu'à la démolition en passant par la phase d'utilisation et les étapes de rénovation (Polster 1995). La simulation du cycle de vie est réalisée avec un pas de temps annuel, et utilise la base de données *ecoinvent* pour établir un inventaire des flux puisés et émis dans l'environnement. À partir de cet inventaire, 12 indicateurs d'impacts environnementaux sont calculés, parmi lesquels le potentiel de réchauffement global des gaz à effet de serre (GES) sur 100 ans, la demande cumulative en énergie primaire sur le cycle de vie du bâtiment, ou encore l'eau consommée et les déchets produits.

2.2.3. Évaluation économique

Dans le cadre du projet COMEPOS (Conception et construction Optimisées de Maisons à Energie POSitive), le coût de construction a été retenu comme critère d'évaluation des projets. Dans cette optique, des fonctions de coût ont été construites à partir d'une base de données fournie par le constructeur partenaire Fousse Constructions. Elles prennent la forme de fonctions affines ou de fonctions polynômes du second degré. Pour des raisons de confidentialité, les coefficients associés à ces fonctions ne peuvent être communiqués.

2.3. MODELE STOCHASTIQUE DE COMPORTEMENT DES OCCUPANTS

Étant de plus en plus isolés thermiquement, les bâtiments à très haute performance énergétique sont beaucoup plus sensibles aux sollicitations externes (conditions météorologiques) et internes (usages). Cela concerne notamment les apports liés aux équipements et aux occupants, modélisés généralement par des ratios (ex. nombre de personnes par m²) et des scénarios conventionnels. Dans l'objectif de progresser vers une conception plus réaliste, un modèle stochastique d'occupation des logements (Vorger 2014) a été mis en œuvre. Calibré à l'aide de données de l'INSEE (caractéristiques socio-démographiques et enquêtes emploi du temps) et de campagnes de mesures, le modèle permet de représenter la diversité du comportement via une approche probabiliste. A chaque simulation, un ménage différent est généré selon les propriétés du logement (maison ou appartement, nombre de pièces...). Conditionnés aux caractéristiques socio-démographiques du ménage obtenu (âge, sexe, statut d'emploi, etc.), l'équipement du logement en appareils électroménagers et les scénarios d'activités des habitants sont générés, et permettent de simuler par exemple la localisation des occupants à l'intérieur du logement ou l'utilisation des appareils électro-domestiques et de l'éclairage.

À partir de quelques centaines de simulation, il est possible d'établir des scénarios d'usages moyens issus des distributions statistiques obtenues. Ces scénarios peuvent avantageusement remplacer ceux généralement fixés par des profils et des règles déterministes conventionnels. De plus, certains paramètres du modèle peuvent être manuellement renseignés, ce qui permet de générer des scénarios personnalisés correspondant plus précisément au contexte de l'étude désirée (type du logement, caractéristiques des membres du ménage, gammes de performance des équipements, etc.). Dans le cadre du projet COMEPOS, des scénarios statistiques moyens ont été générés pour des maisons présentant des appareils électroménagers et d'éclairage performants, et dont les occupants sont de type primo-accédants (typiquement un jeune couple d'actifs avec un enfant en bas âge).

3. ÉTUDE DE CAS

3.1. PRESENTATION GENERALE

À titre d'illustration, la méthodologie proposée a été appliquée lors du processus de conception d'une maison à énergie positive (MEPOS) du constructeur Fousse Constructions (cf. Figure 2). L'objectif annoncé est d'élaborer un prototype à bilan énergétique positif minimisant conjointement le coût de construction et les émissions de gaz à effet de serre en CO₂ équivalent.



Figure 2 : Maquette 3D du cas d'étude, situé proche d'Orléans (source : Fousse Constructions)

3.2. VARIABLES DE CONCEPTION

Pour explorer la performance de différents concepts de MEPOS, 11 variables de conception ont été considérées dans le problème d'optimisation. Cet espace de recherche a été établi en collaboration avec l'architecte, de manière à intégrer les contraintes et degrés de liberté du projet (cf. Tableau 1).

Tableau 1 : Espace de recherche du problème d'optimisation considéré

Paramètres	Unité	Valeur de base	Borne inférieure	Borne supérieure	Nombre de niveaux
Épaisseur de laine de verre des murs	cm	22	15	36	8
Épaisseur laine de verre en toiture	cm	22	15	36	8
Épaisseur polystyrène du plancher bas	cm	26	12	28	8
Surface de la fenêtre 1 (sud-est)	m ²	3	2	5	4
Surface de la fenêtre 2 (sud-est)	m ²	1,46	1,46	2,92	2
Surface de la fenêtre 3 (sud-ouest)	m ²	6,88	0	10,5	4
Surface de la fenêtre 4 (sud-ouest)	m ²	2,71	2,71	5,42	2
Type de vitrage en façade nord-est *	m ²	DV	DV	TV	2
Système de ventilation *	m ²	SF	SF	DF	2
Récupérateur de chaleur sur eaux grises	m ²	Non	Non	Oui	2
Nombre de modules photovoltaïques	m ²	12	1	28	16

* DV : double-vitrage, TV : triple-vitrage, SF : simple-flux, DF : double-flux.

3.3. PARAMETRES DE L'ALGORITHME

Les paramètres propres à l'algorithme NSGA-II ont été fixés aux valeurs suivantes : 400 pour la taille μ de la population courante, 400 pour le nombre λ d'individus « parents » pour la reproduction, 0,80 pour la probabilité de croisement p_c , 0,10 pour la probabilité de mutation p_m , et 20 générations pour le critère d'arrêt.

4. RESULTATS

Les informations pouvant être tirées des résultats issus d'un processus d'optimisation sont extrêmement riches. Il n'est ainsi pas possible de toutes les présenter dans cet article. Nous proposons tout d'abord d'afficher les surfaces de compromis obtenues entre le coût de construction et le potentiel de réchauffement global, puis d'évaluer les performances de l'algorithme, et enfin d'analyser les tendances observées concernant les variables de conception explorées.

4.1. FRONTS DE PARETO

Le cas de base, la population initiale, le front de Pareto de rang 1 à la 20^{ème} et la dernière génération ont été tracés à la Figure 3. Les solutions respectant la contrainte sont en ronds pleins, les autres en ronds creux. La population initiale peut être classée en deux sous-ensembles. Ceci s'explique par la prépondérance du type de système de ventilation, permettant de réduire significativement les déperditions thermiques de la maison et présentant un meilleur bilan en CO₂ malgré les émissions supplémentaires lors des étapes de fabrication et de renouvellement de l'équipement. Au sein de la population initiale, une majorité des solutions ne respecte pas la contrainte de bilan à énergie positive (cf. « non MEPOS » dans la légende), c'est pourquoi le front de Pareto obtenu se situe dans une région limitée de l'espace de recherche. Par rapport au cas de base, un surcoût économique est nécessaire pour atteindre l'énergie positive, concomitant à une réduction des émissions de GES.

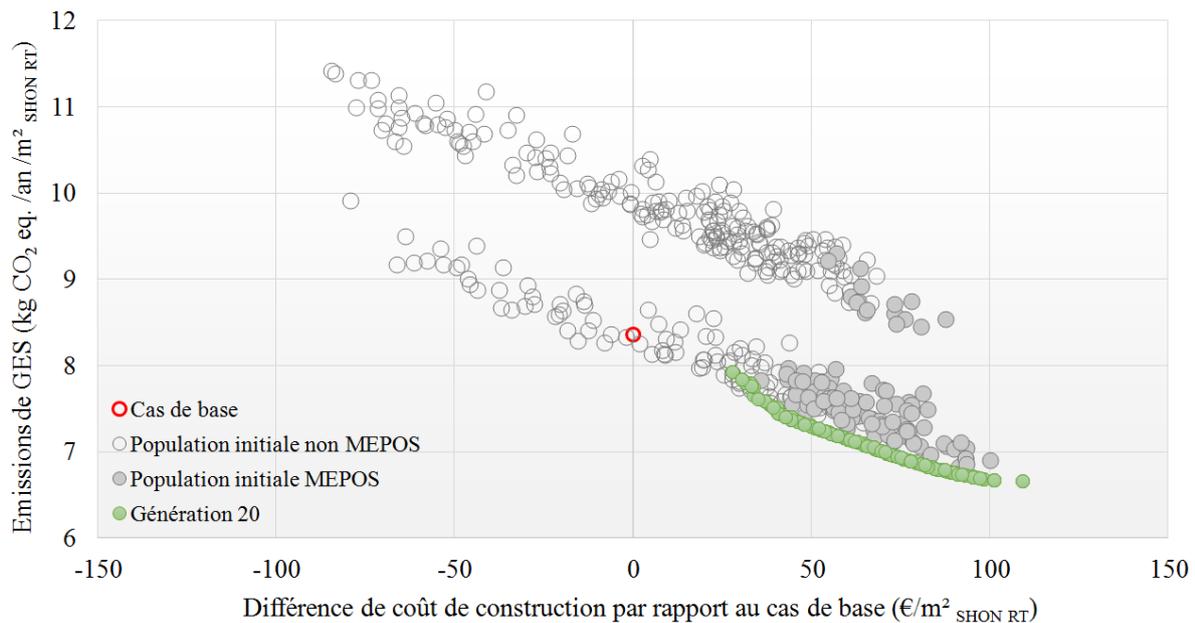


Figure 3 : Population initiale et front de Pareto de rang 1 final

La Figure 4 présente l'évolution des fronts de Pareto de rang 1 au fil des générations. Graphiquement, une progression nette du front de Pareto est observable lors des premières générations, progression qui se ralentit autour de la dixième génération. Jusqu'à la fin du processus, le front a alors davantage tendance à se densifier qu'à réellement progresser. Premier critère de sélection dans le processus génétique, le respect de la contrainte permet de disposer de solutions à énergie positive dès la génération n° 1, et a fortiori lors des suivantes.

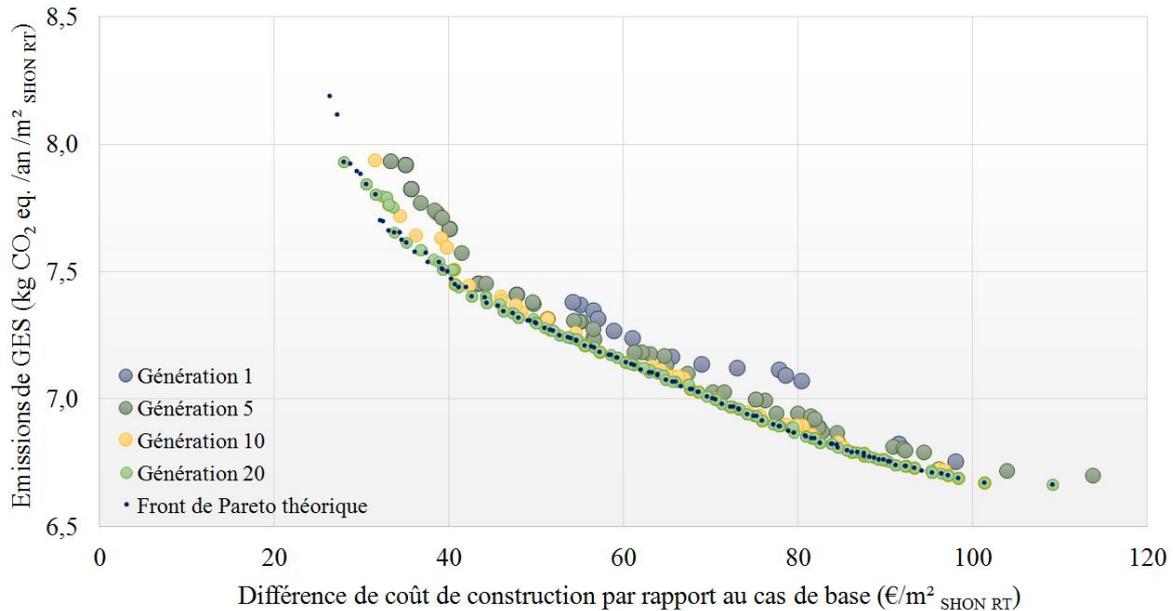


Figure 4 : Évolution des fronts de Pareto de rang 1, zoom

4.2. PERFORMANCES DE L'ALGORITHME GENETIQUE

En 8 000 évaluations et deux de calculs environ, le front de Pareto obtenu par l'algorithme génétique a convergé de manière efficace vers le front théorique (identifié ici à titre de validation, en calculant l'ensemble des combinaisons de l'espace de recherche soit 4 194 304).

4.3. TENDANCES SUR LES VARIABLES DE CONCEPTION

Il peut être intéressant d'analyser statistiquement quelles sont les caractéristiques de cet ensemble. À titre d'illustration, nous présentons à la Figure 5, les résultats concernant les équipements. Pour le photovoltaïque, la borne supérieure (28) est majoritairement représentée, et aucune solution ne dispose de moins de 22 modules (contre 12 dans le cas de base). Pour les autres équipements, les résultats mettent en évidence des solutions privilégiées, à savoir uniquement des triples-vitrages sur la façade nord-est et un système de ventilation double-flux, et quasiment jamais d'installation de récupérateur de chaleur sur eaux grises. Pour ces équipements, les résultats obtenus sont identiques à ceux du front théorique. Pour le photovoltaïque, les différences sont limitées (cf. pointillés sur la Figure 5).

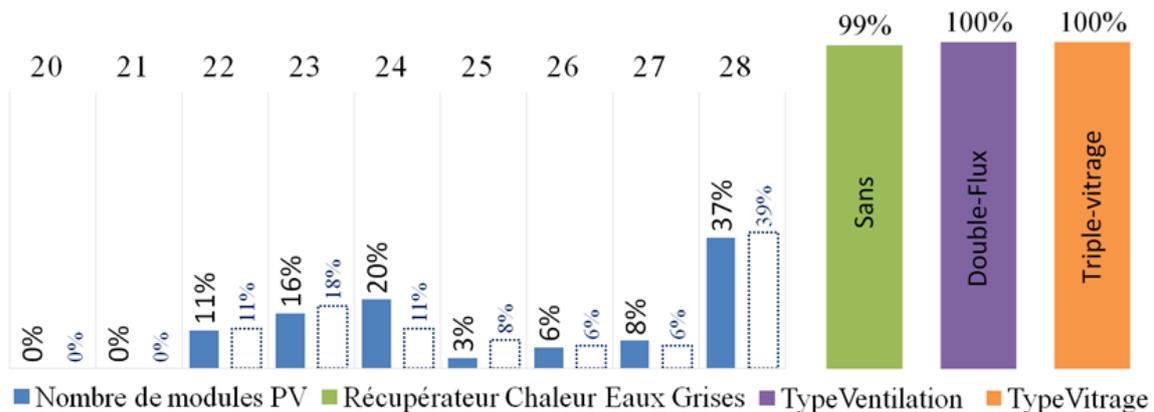


Figure 5 : Caractéristiques des fronts de Pareto obtenu et théorique concernant les équipements

5. CONCLUSION

Une démarche d'éco-conception de maisons à énergie positive assistée par optimisation multicritère a été développée à l'aide d'un modèle énergétique (COMFIE) et d'un modèle environnemental (novaEQUER) de bâtiments. Elle met en œuvre un algorithme génétique NSGA-II pour identifier les meilleurs compromis d'un problème multicritère, et exploite un modèle stochastique de comportement des occupants pour disposer de scénarios d'usage plus réalistes. La méthodologie proposée a été appliquée sur l'un des prototypes de maisons à énergie positive du projet COMEPOS. À titre d'illustration, les résultats de l'optimisation visant à minimiser conjointement le coût de construction et les émissions de CO₂ équivalent, sous une contrainte d'un bilan énergétique positif, ont été présentés, montrant une surface de compromis dont l'analyse des caractéristiques permet d'extraire un ensemble d'informations utiles pour alimenter le processus de prise de décisions. Dans un temps raisonnable (2 heures), l'algorithme a identifié un ensemble de solutions proches du front de Pareto théorique, confirmant sa performance déjà reconnue et esquissant la perspective de mener à l'avenir des explorations plus ambitieuses en termes de nombres de variables de conception, de niveaux de discrétisation, mais aussi de nombre de critères de performance.

Remerciements

Ces travaux ont été réalisés dans le cadre du projet COMEPOS accompagné par l'ADEME dans le cadre du programme Energies Décarbonées des Investissements d'Avenir.

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): 110-24. doi:10.1016/j.enbuild.2013.01.016.
- Deb, Kalyanmoy, Amrit Pratap, Sameer Agarwal, et TAMT Meyarivan. 2002. « A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II ». *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on* 6 (2): 182-97.
- Evins, Ralph. 2013. « A review of computational optimisation methods applied to sustainable building design ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 22: 230-45.
- Peuportier, Bruno, et Isabelle Blanc-Sommereux. 1990. « Simulation tool with its expert interface for the thermal design of multizone buildings ». *International Journal of Solar Energy* 8 (2): 109-20. doi:10.1080/01425919008909714.
- Polster. 1995. « Contribution à l'étude de l'impact environnemental des bâtiments par analyse du cycle de vie ». Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Paris.
- Recht, Thomas, Fabio Munaretto, Patrick Schalbart, et Bruno Peuportier. 2014. « Analyse de la fiabilité de COMFIE par comparaison à des mesures. Application à un bâtiment passif ». *IBPSA France*, 20-21 mai 2014, Arras, France.
- Rivallain, Mathieu. 2013. « Etude de l'aide à la décision par optimisation multicritère des programmes de réhabilitation énergétique séquentielle des bâtiments existants ». Thèse de doctorat, Université Paris-Est, 415 p.
- Vorger, Eric. 2014. « Etude de l'influence du comportement des occupants sur la performance énergétique des bâtiments ». Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 474 p.