



HAL
open science

Optimisation multicritère robuste de bâtiment zéro-énergie

Mija Frossard, Patrick Schalbart, Bruno Peuportier

► **To cite this version:**

Mija Frossard, Patrick Schalbart, Bruno Peuportier. Optimisation multicritère robuste de bâtiment zéro-énergie. Conférence IBPSA France 2020, Nov 2020, Reims, France. hal-03087189

HAL Id: hal-03087189

<https://hal.science/hal-03087189v1>

Submitted on 23 Dec 2020

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.

Optimisation multicritère robuste de bâtiment zéro-énergie

Mija Frossard*¹, Patrick Schalbart¹, Bruno Peuportier¹

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

RESUME. Le couplage des modèles de simulation énergétique dynamique (SED) et d'analyse de cycle de vie (ACV) avec des algorithmes d'optimisation multicritère, constitue un outil prometteur pour l'écoconception de bâtiments zéro-énergie (BZE) en permettant l'évaluation de milliers d'alternatives et la convergence vers un ensemble de solutions optimales de façon automatisée. Les solutions issues de cette procédure sont fortement déterminées par les hypothèses retenues dans la modélisation du cycle de vie du bâtiment, dont la longue durée de vie soulève de nombreuses incertitudes. Cette communication présente une méthode d'optimisation multicritère robuste pour l'écoconception de BZE qui intègre des scénarios prospectifs relatifs au climat, au mix électrique, au vieillissement des panneaux photovoltaïques et à l'installation de la climatisation par les occupants. Un critère d'optimisation supplémentaire basé sur l'évaluation environnementale des différents scénarios a pour but d'identifier des conceptions robustes qui sont performantes aujourd'hui et dans le futur.

MOTS-CLÉS : émissions de CO₂, coût, bâtiment zéro-énergie, optimisation robuste, ACV prospective

ABSTRACT. The coupling of building energy simulation (BES) and life cycle assessment (LCA) models with multi-objective optimisation algorithms, constitute a promising tool for net zero-energy building (nZEB) eco-design by enabling an automatic assessment of thousands design alternatives and convergence towards a set of optimal solutions. Output solutions from this procedure are highly influenced by hypotheses regarding the life cycle modelling of the building, whose long life span induces many uncertainties. This communication presents a robust multi-objective optimisation method for nZEB eco-design that integrates prospective scenarios regarding climate, electricity mix, solar photovoltaic panels ageing and risks of cooling system installation by the occupants. The integration of a supplementary objective function based on the environmental assessment of the various life cycle scenarios aims at identifying robust design solutions that perform well today and in the future.

KEYWORDS : GHG emission, cost, zero energy building, robust optimisation, prospective LCA

1. INTRODUCTION

Une large part des impacts environnementaux de nos sociétés est attribuable au secteur du bâtiment. En Europe le secteur compte pour 40% des consommations finales d'énergie et 36% des émissions de GES. Dans sa Directive sur la Performance Énergétique des Bâtiments de 2010, révisée en 2018, l'Union Européenne impose la construction neuve de bâtiments zéro-énergie (BZE) à tous les États membres à partir du 31 décembre 2020. Le BZE, aussi appelé bâtiment à énergie positive (BEPOS) en France, est défini qualitativement comme un bâtiment à très haute performance énergétique ayant une production d'énergie renouvelable sur site ou proche. Afin de réduire les impacts environnementaux dans la construction neuve, les décideurs peuvent adopter une approche d'écoconception s'appuyant sur l'analyse de cycle de vie (ACV), méthodologie permettant d'évaluer les impacts environnementaux d'un produit, service ou d'une décision sur toutes les étapes de son cycle de vie et selon plusieurs indicateurs environnementaux. L'ACV appliquée au bâtiment se développe depuis les années 1990 et une norme européenne définit sa pratique depuis 2011 (EN CSN 2011). Le cycle de vie d'un bâtiment peut être décrit en quatre étapes principales : construction, utilisation, rénovation et fin de vie. L'intégration d'un modèle de simulation énergétique dynamique (SED) en ACV du bâtiment, associé à des données horaires du mix de production électrique, permet une description précise des impacts des consommations et productions d'électricité (Roux et al. 2017).

Des algorithmes d'optimisation multicritère peuvent être couplés avec les modèles de SED et d'ACV pour identifier de manière automatisée un ensemble de solutions optimales appelé front de Pareto (Recht et al., 2016). De nombreux travaux ont été réalisés en optimisation multicritère de bâtiment sur des critères énergétiques, environnementaux, économiques ou sociaux, pour la conception ou la rénovation (Evins 2013). Les algorithmes métaheuristiques évolutionnaires se révèlent les plus utilisés pour traiter ce type de problème d'optimisation souvent contraint, multimodal, multi-objectif, discontinu et non-linéaire. Néanmoins, comme le souligne Evins (2013), « l'optimisation reste aujourd'hui une procédure et non une méthode dont les résultats sont fortement influencés par la définition initiale du problème d'optimisation ». En particulier, les incertitudes des modèles de SED et d'ACV utilisés dans l'algorithme se répercutent inéluctablement sur la fiabilité des résultats de l'optimisation.

Tous les types d'incertitudes qui concernent le bâtiment, ses systèmes d'arrière-plan, ainsi que les données et modèles utilisés dans l'évaluation des impacts peuvent influencer la fiabilité des résultats de l'ACV (Björklund 2002) et ainsi la robustesse d'une solution de conception. L'aide à la décision robuste en écoconception intègre une analyse des incertitudes pour aboutir à une prise de décision mieux informée, assurant une meilleure fiabilité à long-terme et réduisant l'écart entre les performances estimées et les performances réelles (Kotireddy et al. 2019). Les incertitudes en ACV du bâtiment concernent la durée de vie et, dans toutes les étapes du cycle de vie, le climat, l'enveloppe du bâtiment, les systèmes, le comportement des occupants (Tian et al. 2018), et les émissions de polluants ayant lieu en dehors du périmètre du bâti, comme par exemple ceux du mix de production d'électricité. D'autre part, des incertitudes prospectives concernant la dégradation des performances des matériaux et des systèmes (Huang et al., 2018) ou les évolutions futures du contexte socio-technique sont particulièrement présentes en raison du cycle de vie long du bâtiment.

Cette communication propose une méthode d'aide à la décision robuste en écoconception de BZE basée sur la combinaison d'une procédure d'optimisation multicritère avec une approche d'ACV dynamique par scénarios (ACV-DS). Dans la section 2, quatre des paramètres dynamiques et incertains les plus influents en SED et ACV de BZE sont identifiés, et pour lesquels des scénarios prospectifs sont proposés: le climat, l'évolution du mix électrique, le vieillissement des panneaux photovoltaïques (PV) et l'installation d'une climatisation par les occupants. L'approche est intégrée à une procédure d'optimisation multicritère basée sur l'algorithme NSGA-II afin de prendre en compte les incertitudes prospectives dans l'évaluation énergétique et environnementale de solutions de conception. Dans la section 3, la méthode est appliquée à l'écoconception robuste d'une maison individuelle zéro-énergie, puis une conclusion et des perspectives sont proposées en section 4.

2. MÉTHODOLOGIE

Les paramètres dynamiques et incertains en ACV du bâtiment concernent la variabilité de la météo et des occupants, le vieillissement et la dégradation des composants, les évolutions du contexte socio-technique et environnemental, et le comportement futur des occupants. Les évolutions de long terme sont influentes dans les étapes de rénovation et de démantèlement mais plus particulièrement dans l'étape d'utilisation qui est prépondérante dans le cycle de vie d'un bâtiment. L'évolution future d'un système d'étude est une source importante d'incertitudes épistémiques en ACV, définies par Björklund (2002) comme de l'incertitude causée par un manque d'information ou de connaissance. Plusieurs travaux de la littérature analysent ces incertitudes par une approche exploratoire déterministe basée sur la propagation d'un ensemble fini de scénarios futurs possibles en ACV de système complexe (Cluzel et al. 2014) ou dans l'élaboration de politiques environnementales robustes (Guivarch et al. 2017; Hamarat et al. 2013) recommandent cette approche. Une approche stochastique seule est limitée car il est difficile d'assigner de manière pertinente des probabilités d'occurrence à des événements futurs, mais des approches de Monte-Carlo à deux dimensions qui combinent des propagations stochastiques et déterministes existent (Tian et al. 2018).

L'approche ACV-DS proposée repose sur la modélisation du cycle de vie au pas de temps annuel, divisé en périodes sur lesquelles sont appliqués des scénarios d'évolution de paramètres dynamiques. Un nombre élevé de périodes différentes permet une représentation plus détaillée du cycle de vie mais nécessite d'effectuer un nombre important de calculs SED. Les milliers de solutions explorées en optimisation représentent une contrainte calculatoire qui oblige à sélectionner un jeu de paramètres incertains et de scénarios minimal suffisamment pertinents à évaluer. La propagation temporelle des scénarios forme un ensemble de trajectoires de valeurs annuelles de grandeurs d'intérêts, telles que le bilan énergétique, les indicateurs environnementaux ou un indicateur de confort. Ces trajectoires peuvent être agrégées pour obtenir une distribution d'indicateurs moyens ou totaux sur les différents scénarios. La moyenne ou l'écart-type de ces distributions peut servir à évaluer une robustesse dans le temps. Dans le cas d'une distribution limitée de scénarios et de solutions comme en optimisation multicritère, l'indicateur de regret est une façon de représenter la notion de robustesse. Le regret d'une solution représente, sur un scénario donné, l'écart entre sa performance et celle de la meilleure solution. Le *regret max* d'une solution est son regret maximal sur l'ensemble des scénarios. Le

minimiser signifie alors maximiser une robustesse relative à l'ensemble des scénarios et des solutions explorées.

3. CAS D'ÉTUDE

La méthode est appliquée à l'écoconception robuste d'une maison individuelle de 206 m² située à Trappes (Île-de-France) dans la zone climatique H1a qui respecte les exigences du label « maison passive ». Elle est équipée d'une PAC électrique pour le chauffage et l'eau chaude sanitaire (ECS), et de 33,3 m² panneaux PV poly-Si en toiture. L'unité fonctionnelle en ACV est 1 m² de surface habitable d'une maison zéro-énergie ou à énergie positive (définie dans la suite) durant la durée de vie de 80 ans, pour une famille de 4 occupants dont les comportements sont décrits par des scénarios moyens issus d'un modèle stochastique, pour un niveau de confort fixé. Les données d'inventaires de l'ACV proviennent d'ecoinvent v3.4, contextualisée voire actualisée pour certains procédés (production de modules PV par exemple). Des données horaires de mix électrique proviennent du modèle de mix de Roux (2016) en approche attributionnelle. On considère que l'export d'un kWh d'électricité sur le réseau apporte au bâtiment un bénéfice égal à l'impact d'un kWh dont la production du réseau est évitée. Les durées de vie sont de 25 ans pour les systèmes PV, de chauffage et d'ECS, 30 ans pour les menuiseries, 10 ans pour les peintures et 80 ans pour les autres composants. Les composants sont remplacés à l'identique en fin de vie. Les métaux dont ceux des panneaux PV sont recyclés ; les menuiseries, bois, et plastiques sont incinérés avec récupération de chaleur et les autres matériaux sont mis en décharge.

Quatre paramètres incertains (climat, usage de la climatisation, vieillissement du PV et mix électrique) sont retenus dans cette étude en raison de l'influence qu'ils ont sur les performances environnementales d'un bâtiment, en particulier les émissions de GES, le bilan zéro-énergie, et le confort des occupants. Le climat a une influence majeure sur les besoins de chauffage et de climatisation tandis que le phénomène de réchauffement global est reconnu. Une méthode de *morphing* est appliquée à un fichier météo de référence de période passée (Belcher et al., 2005) pour refléter les changements de température extérieure, de rayonnement global et d'humidité relative associés aux scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5 du GIEC. En conséquence du réchauffement climatique et de ses futurs vagues de chaleur, même si un BZE est construit aujourd'hui sans climatisation, il est possible que les occupants installent ce type de système dans le futur. Des scénarios d'usage de la climatisation sont donc évalués durant les différentes périodes climatiques futures explorées. Le vieillissement des matériaux et systèmes dégrade leurs performances. Dans cette étude seul le vieillissement des panneaux PV est évalué car leur production joue un rôle majeur dans le bilan zéro-énergie d'un BZE. Deux scénarios de dégradation de la productivité annuelle sont explorés, l'un lent de -0,4%/an et l'autre rapide de -0,8%/an (Jordan and Kurtz 2013), appliqués chaque année jusqu'à la fin de vie et le remplacement des panneaux. Le mix électrique est particulièrement influent en ACV de BZE et BEPOS (Pannier et al. 2018) et risque de modifier les impacts futurs de la consommation d'électricité dans le bâtiment (Roux et al. 2016). Quatre scénarios d'évolution du mix électrique produits par RTE (2017) sont évalués pour les années 2025, 2030 et 2035 : Ampère, Hertz, Volt et Watt. Les mix dynamiques prospectifs correspondants sont générés à partir du modèle de production électrique nationale développé par Roux (2016). Les scénarios prospectifs sont illustrés sur la Figure 1

et forment une combinatoire de 32 scénarios alternatifs de cycle de vie d'un bâtiment qui peuvent être explorés avec seulement 9 calculs de SED.

L'optimisation multicritère doit répondre à plusieurs objectifs. Le premier est d'atteindre au moins un niveau BZE défini ici comme un bâtiment dont la production annuelle d'électricité à partir de source renouvelable compense la consommation annuelle d'énergie primaire du chauffage, de l'ECS, de l'électricité spécifique, des auxiliaires et de la climatisation si installée. Si le BZE ne sollicite qu'un seul vecteur énergétique comme de l'électricité, le bilan d'énergie final est équivalent au bilan d'énergie primaire. Le deuxième objectif est économique. Avec un bilan énergétique annuel nul ou positif, le principal frein au déploiement de ce type de bâtiment réside dans l'investissement initial plus élevé que pour des bâtiments standards. La minimisation des coûts de construction est donc un objectif. Pour simplifier l'aide à la décision le critère environnemental est approximé par le seul indicateur d'émission de GES. Il est évalué selon deux perspectives : une évaluation ACV usuelle basée sur l'évaluation d'une année type contemporaine, et une évaluation ACV-DS présentée ci-avant. Ces objectifs sont formalisés dans le problème d'optimisation par une contrainte sur le bilan annuel d'énergie final nul ou positif (niveau BEPOS), et la minimisation de trois fonctions objectif : le coût de construction, les émissions de GES usuelles (ACV statique) et le regret max des émissions de GES incertaines (ACV-DS) qui est équivalent à la maximisation de la robustesse. L'espace de décision des paramètres d'optimisation comprend l'épaisseur d'isolant, le type de vitrage, la surface de vitrage et la surface de panneaux PV. Il est détaillé en Tableau 1 avec le cas initial. L'algorithme génétique NSGA-II est utilisé avec 200 individus et 30 générations.

Scénarios		Construction															Démantelement				
		Phase d'utilisation																			
		2020	2025	2030	2035	2040	2045	2050	2055	2060	2065	2070	2075	2080	2085	2090	2095	2100			
Météo	RCP 4.5	Actuel	RCP 4.5 (2030-2065)									RCP 4.5 (2065-2100)									
	RCP 8.5		RCP 8.5 (2030-2065)									RCP 8.5 (2065-2100)									
Climatisation	Bas	Non																			
	Haut	Non	Oui																		
Vieillessement PV	Lent			-0,4%/an				-0,4%/an					-0,4%/an				-0,4%/an				
	Rapide			-0,8%/an				-0,8%/an					-0,8%/an				-0,8%/an				
Mix électrique	Ampère	Actuel	2025	2030	Mix 2035																
	Hertz	Actuel	2025	2030	Mix 2035																
	Volt	Actuel	2025	2030	Mix 2035																
	Watt	Actuel	2025	2030	Mix 2035																

Figure 1. Scénarios choisis pour la météo, l'installation de la climatisation en fonction de la période climatique, le vieillissement annuel des panneaux PV et l'évolution du mix électrique national

4. RÉSULTATS

La procédure d'optimisation dure 60,5 heures, parallélisée sur 7 threads avec un processeur Intel i7-6700HQ 2,60 GHz. La Figure 2 montre un niveau de convergence convenable de l'algorithme à travers l'évolution de l'hypervolume du front de Pareto au fil des générations. Le front de Pareto à trois dimensions rassemble 85 solutions « optimales » (Figure 3, en bleu). En comparaison du cas de base (point orange), leur coût d'investissement est réduit de 178 à 214 €/m², leurs émissions de GES usuelles sont réduites de 0,46 à 0,69 kg CO₂-eq/m²/an (-5 à -7,6 %). Le regret max des émissions de GES est calculé pour le cas de base à partir des meilleures solutions explorées par l'algorithme sur les

32 scénarios de cycle de vie et vaut 1,6 kg CO₂-eq/m²/an de risque d'écart maximal à l'optimalité. Le regret max du front de Pareto vaut de 0,11 kg CO₂-eq/m²/an à 0,66 kg CO₂-eq/m²/an, indiquant une meilleure robustesse des émissions de GES des solutions du front. À la Figure 4, un dégradé de couleur sur les valeurs de regret max des émissions de GES est appliqué au front de Pareto ; plus la couleur est jaune plus leur robustesse est élevée. À émissions de GES usuelle fixe des solutions plus robustes en GES peuvent être atteintes en augmentant l'investissement. Dans cet ensemble (Figure 5) on observe que l'augmentation de la robustesse est associée principalement à l'augmentation de la production PV, qui tend vers des bilans de BEPOS supérieurs. À coûts d'investissement proches la tendance est similaire avec un investissement orientée vers l'augmentation de la production PV plutôt que vers la diminution des besoins de chauffage. À l'inverse, pour un ensemble de solutions à bilans de BEPOS proches, la robustesse augmente avec une augmentation du coût d'investissement, et une diminution des besoins de chauffage et de la production PV.

5. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Une procédure d'optimisation robuste basée sur la propagation de 32 scénarios en ACV du bâtiment a été proposée intégrant un indicateur supplémentaire de robustesse des émissions futures de GES. Plusieurs observations sont faites. À bilans de BEPOS proches, la solution la plus robuste est atteinte à un coût plus élevé avec des besoins de chauffage et une production PV plus faibles. Néanmoins, pour un même investissement, une plus robuste dans le temps est possible : elle a une production PV et un bilan de BEPOS supérieurs. Ceci peut s'expliquer par l'importance de la production PV dans le maintien d'un niveau BEPOS malgré le vieillissement des panneaux, permettant ainsi un meilleur bilan des émissions de GES notamment dans les scénarios avec climatisation. Les perspectives comprennent de l'analyse de scénarios pour apporter une meilleure compréhension des risques et l'augmentation du nombre de scénarios prospectifs qui permettrait une utilisation plus pertinente d'indicateurs de robustesse basés sur la moyenne ou l'écart-type.

Tableau 1. Paramètres d'optimisation du problème

Paramètre	Éléments	Niveaux (<u>initial</u>)	Unité	Nb. éléments	Nb. niveaux
épaisseur EPS	Mur extérieur, mur intérieur, mur sur VS, plafond, toiture-terrasse, mur ext. combles perdus	6, 7, 8, 10, 12, 14, 16, 20, <u>25</u> , 32, 40	cm	6	11
épaisseur EPS	Mur ext. garage	0, 6, 7, 8, <u>10</u>	cm	1	5
épaisseur XPS	Plancher sur TP, plancher sur VS	3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 12, 14, 16, 20, <u>25</u> , 32, 40	cm	2	14
Type vitrage	Nord	Double vitrage, <u>Triple vitrage</u>	-	4	2
	Sud				
	Est				
	Ouest				
Surface vitrée (différence avec le cas original)	Nord	-30%, -20%, -10%, <u>+0%</u> , +10%, +20%, +30%	-	4	7
	Sud				
	Est				
	Ouest				
Surface de capteurs PV	Panneaux PV	de 29,9 à 66,5 avec un pas de 1,6 m ² , initial: <u>33,3 m²</u>	m ²	1	11

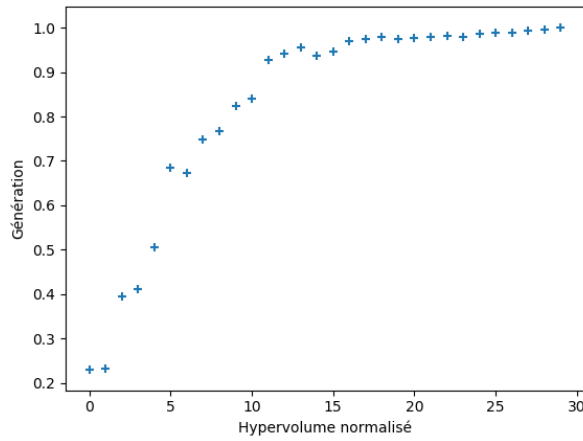


Figure 2. Évolution de l'hypervolume durant l'optimisation

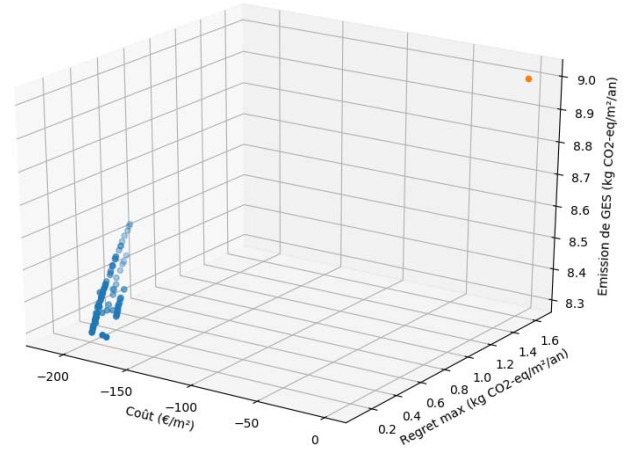


Figure 3. Front de Pareto à trois objectifs (bleu) et cas initial (orange) selon la différence de coût, l'émission de GES totale usuelle, regret de l'émission de GES totale sur 32 scénarios

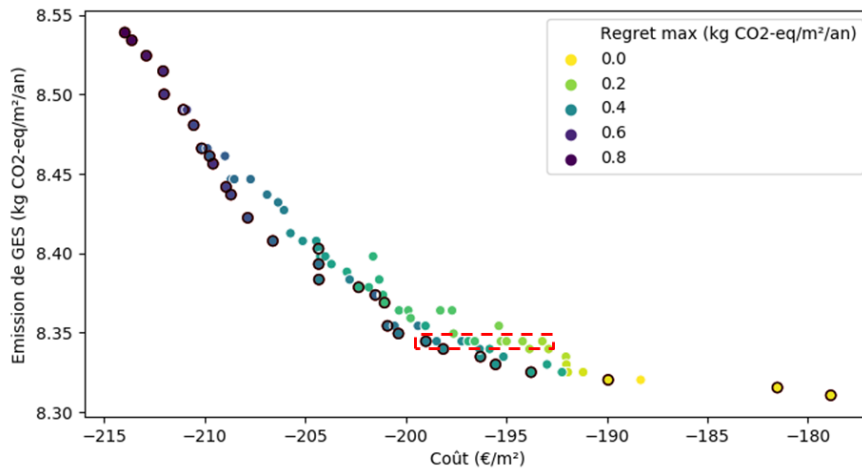


Figure 4. Solutions du front de Pareto 3D, solutions du front de Pareto 2D coût/émission de GES usuelle (entourés en noir) et sélection d'un sous-ensemble de solutions à émissions de GES usuelles proches (tirets rouges)

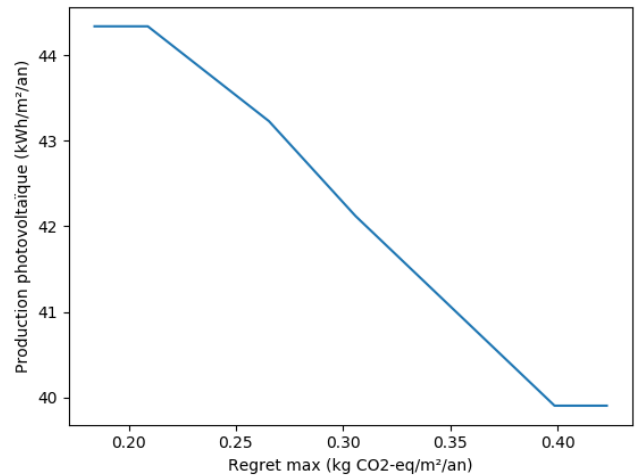
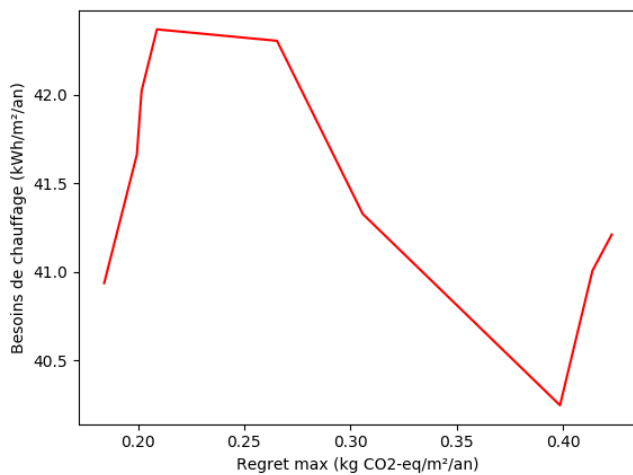


Figure 5. Besoins de chauffage (gauche) et production PV (droite) en fonction du regret max des émissions de GES pour des solutions à émission de GES usuelle fixe. La robustesse et le coût augmentent vers la gauche.

6. BIBLIOGRAPHIE

- Belcher, Se, Jn Hacker, and Ds Powell. 2005. ‘Constructing Design Weather Data for Future Climates’. *Building Services Engineering Research and Technology* 26 (1): 49–61. <https://doi.org/10.1191/0143624405bt112oa>.
- Björklund, Anna E. 2002. ‘Survey of Approaches to Improve Reliability in Lca’. *The International Journal of Life Cycle Assessment* 7 (2): 64. <https://doi.org/10.1007/BF02978849>.
- Cluzel, François, Bernard Yannou, Dominique Millet, and Yann Leroy. 2014. ‘Exploitation Scenarios in Industrial System LCA’. *The International Journal of Life Cycle Assessment* 19 (1): 231–45. <https://doi.org/10.1007/s11367-013-0631-z>.
- EN CSN - European Standards. 2011. ‘EN 15978 : Sustainability of Construction Works— Assessment of Environmental Performance of Buildings—Calculation Method’. Brussels, Belgium.
- Evins, Ralph. 2013. ‘A Review of Computational Optimisation Methods Applied to Sustainable Building Design’. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 22 (June): 230–45. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.02.004>.
- Guivarch, Céline, Robert Lempert, and Evelina Trutnevyte. 2017. ‘Scenario Techniques for Energy and Environmental Research: An Overview of Recent Developments to Broaden the Capacity to Deal with Complexity and Uncertainty’. *Environmental Modelling & Software* 97 (November): 201–10. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.07.017>.
- Hamarat, Caner, Jan H. Kwakkel, and Erik Pruyt. 2013. ‘Adaptive Robust Design under Deep Uncertainty’. *Technological Forecasting and Social Change, Future-Oriented Technology Analysis*, 80 (3): 408–18. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2012.10.004>.
- Huang, P., G. Huang, and Y. Sun. 2018. ‘A Robust Design of Nearly Zero Energy Building Systems Considering Performance Degradation and Maintenance’. *Energy* 163: 905–19. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.08.183>.
- Jordan, D. C., and S. R. Kurtz. 2013. ‘Photovoltaic Degradation Rates—an Analytical Review’. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications* 21 (1): 12–29. <https://doi.org/10.1002/pip.1182>.
- Kotireddy, Rajesh, Roel Loonen, Pieter-Jan Hoes, and Jan L. M. Hensen. 2019. ‘Building Performance Robustness Assessment: Comparative Study and Demonstration Using Scenario Analysis’. *Energy and Buildings* 202 (November): 109362. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109362>.
- Recht, Thomas, Patrick Schalbart, and Bruno Peuportier. 2016. ‘Ecodesign of a “plus-Energy” House Using Stochastic Occupancy Model, Life-Cycle Assessment and Multi-Objective Optimisation’. In *Building Simulation & Optimisation*, 8. Great North Museum, Newcastle.
- Roux, C., P. Schalbart, E. Assoumou, and B. Peuportier. 2016. ‘Integrating Climate Change and Energy Mix Scenarios in LCA of Buildings and Districts’. *Applied Energy* 184: 619–29. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.10.043>.
- Roux, Charlotte. 2016. ‘Analyse de Cycle de Vie Conséquentielle Appliquée Aux Ensembles Bâti’. Thèse de doctorat, MINES ParisTech.
- Roux, Charlotte, Patrick Schalbart, and Bruno Peuportier. 2017. ‘Development of an Electricity System Model Allowing Dynamic and Marginal Approaches in LCA—Tested in the French Context of Space Heating in Buildings’. *The International Journal of Life Cycle Assessment* 22 (8): 1177–90. <https://doi.org/10.1007/s11367-016-1229-z>.
- RTE. 2017. ‘Bilan prévisionnel de l’équilibre offre-demande d’électricité en France - édition 2017’. France: RTE. https://www.rte-france.com/sites/default/files/bp2017_complet_vf.pdf.
- Tian, Wei, Yeonsook Heo, Pieter de Wilde, Zhanyong Li, Da Yan, Cheol Soo Park, Xiaohang Feng, and Godfried Augenbroe. 2018. ‘A Review of Uncertainty Analysis in Building Energy Assessment’. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 93 (October): 285–301. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.05.029>.