

Optimisation du système multi-énergétique d'un Bâtiment semi-autonome (BSA)

Bruno Happi

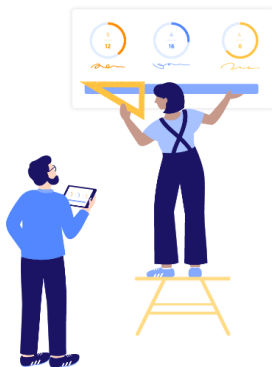
Encadreur : Nadia Brauner
ISI 2A Ensimag — Laboratoire GSCOP

20 mai 2023

Sommaire

- 1 Contexte
- 2 Étude de cas
 - Énoncé
 - Modélisation
 - Données
 - Variables de décisions
 - Fonction Objective
 - Contraintes
 - Résolution
 - Pistes de réflexion
 - Difficultés rencontrées
- 3 Conclusion
- 4 Bibliographie

Contexte



Contexte

De nos jours, l'humanité fait face à diverses problématiques environnementales et sociétales :

Hausse de l'intensité et durée des températures [Verdura [11]],
Migration impromptue de certaines espèces animales[11],
Élévations du niveau des mers[10].

Contexte

Réponse des gouvernements à ces enjeux environnementaux et de sécurité énergétique :

Adoption d'un plan de transition énergétique à l'échelle planétaire

La transition énergétique consiste à instaurer un mix énergétique composé de sources diversifiées et renouvelables pour remplacer les énergies fossiles [Michèle Champagne [2]].

Contexte

La rentabilité énergétique est un facteur important dans les choix d'investissement des gouvernements et des entreprises [Catherine Cooremans [3]].

L'efficacité énergétique correspond au ratio entre les efforts de production énergétique et les bénéfices en tirés [Mitsushima et Al [5]].

Il est dès lors important de s'assurer, avant l'implémentation d'un système multi-énergies, de son efficacité énergétique pour garantir sa rentabilité.

Contexte

Solutions d'optimisation proposées pour améliorer ce ratio :

- Usage des techniques de Deep Reinforcement Learning [Bousnina [1]],

- Usage des algorithmes d'optimisation par essaims particulaires (PSO) [Mohammed [9]],

- Usage des outils de recherche opérationnelle (LP) [Kusakana [8]].

Contexte

[Catherine Cooremans [3]] : Le secteur des bâtiments, qu'ils soient à usage d'habitation ou à usage professionnel (administratif ou commercial), présente un potentiel d'économies d'énergie très élevé.

La programmation linéaire (PL) offre une méthode rigoureuse et efficace pour répondre à cette problématique d'optimisation énergétique.

Étude de cas



Support

Les travaux de thèse d'Étienne Cuisinier [4] :

Méthodes de modélisation et d'optimisation
technico-économique pour la planification de systèmes
multi-énergies,

Étude de cas sur la production de la chaleur

Énoncé

BSA est un bâtiment abritant une vingtaine de ménages ainsi que les locaux d'une entreprise industrielle gourmande en énergie électrique.

La demande D_t en énergie électrique du BSA varie avec le temps et doit être satisfaite à tout instant t .

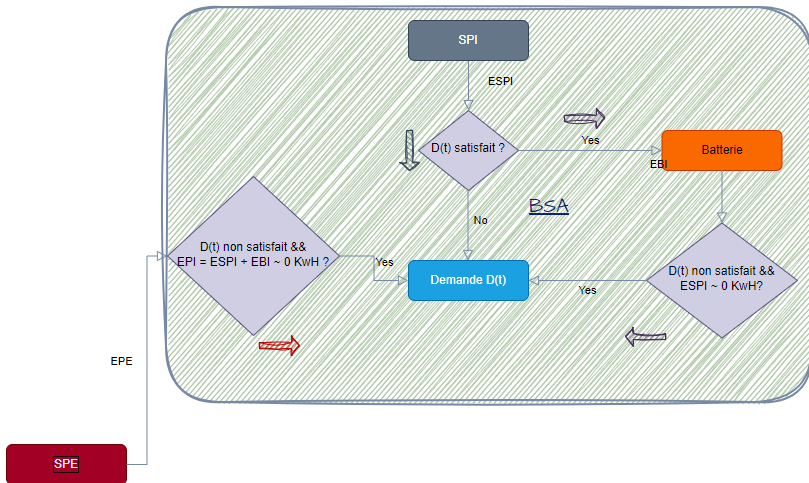
Solution satisfaction énergétique : . Le S_{PI} est caractérisé par :

Mise en place un système de production interne d'énergie renouvelable S_{PI} ,

Une unité de stockage (batterie) : conserver le surplus de production du S_{PI} ,

Connexion à un système de production externe (S_{PE}) (ligne électrique externe) : palier aux insuffisances éventuelles du S_{PI} .

Schématisation



Caractérisation du système énergétique du BSA

Nous décrivons notre modèle sur un horizon discret :

$$H = \{1, 2, \dots, \theta\} \text{ avec } \theta \in \mathbf{N}$$

$$\forall t \in H$$

D_t , la demande sur t du BSA (unités d'énergie électrique par heure),

Caractérisation du système énergétique du BSA

Le S_{PI} est caractérisé par :

X_{min}^I , sa capacité minimale de production d'unité d'énergie électrique par heure,

X_{max}^I , sa capacité maximale de production d'unité d'énergie électrique par heure ,

X_r^I , son taux maximum de changement de production par heure,

C_v^I , son coût variable de production d'énergie unitaire,

C_f^I , son coût fixe de production d'énergie par heure si il est allumé,

Caractérisation du système énergétique du BSA

L'unité de stockage S^B est caractérisée par :

S_{max}^B , sa capacité maximale de stockage,

SD_{maxh}^B , sa capacité maximale de stockage/déstockage par heure (supposées égales),

Ef^B , son pourcentage d'énergie réellement stockée pendant l'opération de stockage (en prenant en compte les pertes),

P^B , son pourcentage de pertes d'énergie qui arrive sur l'énergie stockée dans la batterie par heure.

Caractérisation du système énergétique du BSA

Le S_{PE} est caractérisé par :

C^E , son coût fixe de production d'unité d'énergie

Variables de décisions

$$\forall t \in H$$

$X_t^I \in 0 \cup [X_{min}^I, X_{max}^I]$ la production d'énergie sur t du S_{PI} (unités/heure).

$Y_t^I \in 0,1$ désignant l'état du S_{PI} sur t (allumé ou éteint).

E_t^B , le nombre d'unités d'énergie électrique stocké dans la batterie à t ,

$Xout_t^B$, la quantité d'énergie déstockée par la batterie sur t ,

Xin_t^B , la quantité d'énergie stockée par la batterie sur t ,

X_t^E la production d'énergie sur t du S_{PE} (unités/heure).

Fonction objective

Minimisation des coûts dans le cadre de la politique d'alimentation électrique du BSA.

$$\text{Min} \sum_{t=0}^{\theta} (C_v^I \times X_t^I + C_f^I \times Y_t^I + C^E \times X_t^E). \quad (1)$$

Satisfaction demande D_t

Elle se traduit par :

$$X_t^I + X_t^E + Xout_t^B - Xin_t^B = D_t \quad (2)$$

Nous soustrayons la quantité Xin_t^B car Xin_t^B est la quantité stockée après la satisfaction de la demande D_t sur t, ie

$$Xin_t^B = X_t^I + X_t^E + Xout_t^B - D_t$$

Les bornes de la production du S_{PI}

Elle se traduit par :

$$X_t^I \leq X_{max}^I \quad (3)$$

$$X_{min}^I \leq X_t^I \quad (4)$$

$$X_t^I - X_{t-1}^I \leq X_r^I \quad (5)$$

$$X_{t+1}^I - X_t^I \leq X_r^I \quad (6)$$

(5) et (6) traduisent la prise en considération du taux maximum X_r^I de changement de production par heure du S_{PI} .

Stockage/déstockage de la batterie

L'énergie stockée dans la batterie à l'instant t correspond à l'énergie réellement stockée à l'instant $t-1$, plus l'énergie réellement stockée à l'instant t , auquel on retranche les pertes d'énergies arrivées pendant le stockage sur $t-1$ et l'énergie déstockée sur t .

$$E_t^B = E_{t-1}^B \times (1 - P^B \times dt) + (Xin_t^B \times Ef^B - Xout_t^B) \times dt \quad (7)$$

$$E_t^B \leq S_{max}^B \quad (8)$$

$$Xout_t^B \leq SD_{max}^B \quad (9)$$

$$Ef^B \times Xin_t^B \leq SD_{max}^B \quad (10)$$

$$E_0^B \leq E_{\theta}^B \quad (11)$$

Résolution

Méthode :

Récolter ou générer des données artificielles concernant la demande énergétique du bâtiment BSA sur un horizon H ,
Passer les données en entrée d'un solveur numérique avec le modèle,
Analyse des résultats de la simulation

Exemples de solveurs numériques :

GLPK (GNU Linear Programming Kit),
NEOS Server [6].

Pistes de réflexion



Aller plus loin

Prise en compte des limites environnementales et budgétaires :

Un modèle qui permet de réduire l'empreinte carbone de notre BSA tout en supportant la demande D_t à chaque instant t ,

Un modèle prenant en contrainte un Budget financier énergétique préétablis et d'un coût de stockage horaire (cas location stockage),

Un modèle global, prenant en compte l'ensemble des contraintes énumérées jusqu'ici,

Aborder le problème sous l'angle du dimensionnement du système énergétique [8].

Difficultés rencontrées



Difficultés

L'indisponibilité en open source de données réelles sur la consommation énergétique d'un bâtiment,
Temporelle (Concurrence temporelle avec d'autres projets cursus),
Découverte du domaine de recherche et compréhension progressive à l'aide de MOOC[7], articles, thèses et Livres.

Conclusion



Conclusion

La programmation linéaire offre une approche mathématique rigoureuse pour modéliser les interactions complexes entre les différentes sources d'énergie et les besoins de consommation d'un système,

Le cas d'étude que nous avons présenté dans ce rapport illustre l'application pratique de cette méthodologie et les avantages potentiels de la mise en œuvre d'un système multi-énergétique,

Conclusion

Les résultats qui seront obtenus par la simulation de ce modèle montreront que la programmation linéaire peut aider à prendre des décisions éclairées en matière d'investissement et de planification de la production et de la consommation d'énergie,

Ce qui peut conduire à une utilisation plus efficace et durable des ressources énergétiques, enjeu de la soutenabilité de notre système énergétique global à l'échelle planétaire.

Fin



Bibliographie



Dhekra Bousnina and Gilles Guerassimoff.

Deep reinforcement learning for optimal energy management of multi-energy smart grids.

In Machine Learning, Optimization, and Data Science : 7th International Conference, LOD 2021, Grasmere, UK, October 4–8, 2021, Revised Selected Papers, Part II, pages 15–30. Springer, 2022.



M. Champagne and D. Bourg.

Résilience climatique et biodiversité : innovation, analyse et retours d'expérience.

Afnor éditions, 2019.



Catherine Cooremans.

Les déterminants des investissements en efficacité énergétique des entreprises : dimensions stratégique et culturelle de la décision d'investir.