

Optimisation de la production d'hydrogène vert renouvelable sous incertitudes

Victor Spitzer¹, François Sanson¹, Paul Feliot¹, Evgeny Gurevsky², André Rossi³

¹ Lhyfe R&D, Nantes, France

² LS2N, Université de Nantes, France

³ LAMSADE, Université Paris-Dauphine, PSL, France

Mots-clés : *Optimisation stochastique, énergies renouvelables, planification de la production*

1 Introduction

La production d'hydrogène vert nécessite un apport en énergie de nature renouvelable et en partie intermittente. Nous proposons ici une approche de résolution au problème d'optimisation du planning de la production mentionnée pour un site industriel dont l'approvisionnement en énergie est sujet à des aléas. La difficulté de ce problème réside en deux points : proposer une méthode stochastique en temps quasi-réel et prendre en compte la forte corrélation dans le temps des aléas étudiés.

Nous étudions le cas d'un site industriel (tiré d'un contexte réel) qui exploite à chaque pas de temps t une puissance électrique x_t pour produire de l'hydrogène par électrolyse de l'eau. Le site est connecté simultanément à des éoliennes et au réseau national de distribution d'électricité, pour des coûts d'exploitation différents c_t^E et c_t^R respectivement.

L'hydrogène est produit pour respecter une demande représentée par des quantités à livrer à date fixe. La production est fonction d'une courbe d'efficacité non linéaire, avec une capacité maximale par pas de temps. Le planning de production doit être établi en un temps court pour permettre une ré-optimisation fréquente prenant en compte de nouvelles observations.

Le problème d'optimisation consiste donc à proposer un planning de production qui minimise le coût total d'exploitation de puissance électrique tout en satisfaisant la demande. Afin d'estimer les coûts, nous bénéficions de prévisions de la puissance éolienne disponible et d'un historique de réalisation de la puissance éolienne par rapport à celle prévue.

Nous exploitons à chaque pas de temps $t \in \{1, \dots, T\}$ une puissance électrique totale x_t dont une part éolienne x_t^E . Le modèle en variables mixtes a pour objectif :

$$\min_{x_t, x_t^E} \sum_{t=1}^T \left(c_t^E \cdot x_t^E + c_t^R \cdot (x_t - x_t^E) \right).$$

Les incertitudes sur les prévisions de disponibilité éolienne sont fortement corrélées en temps. De plus, ces erreurs induisent une pénalisation mais ne contraignent pas la production : elles affectent seulement la part d'éolien dans la puissance totale exploitée.

2 État de l'art

Il est souvent proposé dans la littérature une modélisation des aléas éoliens par des scénarios auxquels une probabilité de réalisation est attribuée [1]. Une autre voie est l'utilisation de modèles de programmation stochastique à plusieurs niveaux de décision [2].

Des modèles d'optimisation robuste ne reposant pas sur une description probabiliste de l'incertitude existent également, par exemple en procédant par décomposition en composantes principales pour le traitement des incertitudes corrélées en temps [3].

Enfin, des travaux ont été menés en optimisation distributionnellement robuste dont l'objectif est d'optimiser la prise de décision dans le pire cas pour des aléas dont c'est la distribution qui appartient à un ensemble d'incertitudes [4].

3 Contributions

Si nous ignorons la corrélation en temps de l'erreur, nous pouvons appliquer une minimisation de l'espérance des coûts sur chaque pas de temps. Sinon, il est nécessaire de représenter les aléas comme des séquences d'erreur sur l'ensemble du planning. Cette approche exige de considérer un grand nombre de scénarios de réalisation des erreurs, et le temps de calcul n'est plus maîtrisé.

En revanche, une approche robuste permet de traiter cette combinatoire de manière plus efficace : on cherche la combinaison d'erreurs la plus défavorable plutôt que de considérer chacune des possibilités de réalisation. Cependant, il s'agit d'une approche du pire des cas, alors que les incertitudes ne contraignent jamais la capacité à produire : cette méthode peut donc mener à des solutions sous-optimales.

Nous proposons donc une approche hybride où plusieurs possibilités d'erreur moyenne sur de larges périodes sont considérées. Nous recherchons ensuite la pire variation de l'erreur autour de chaque moyenne considérée sur chaque période. De cette manière, la forte combinatoire associée à la corrélation en temps de l'erreur est traitée de manière efficace par une approche robuste, tandis que la quantification du risque est prise en compte par l'approche stochastique.

Nous portons un intérêt particulier à la formulation du problème robuste afin de proposer une résolution dont le temps de calcul est maîtrisé. La prise en compte des incertitudes conduit à une augmentation du temps de calcul de $O(T)$ unités de temps. Pour aboutir à ce résultat, nous exploitons l'information sur les composantes principales de la corrélation en temps de l'erreur.

Les performances de cette méthode ont été comparées à une méthode naïve ignorant la présence d'incertitudes, sur un modèle paramétré à partir de données réelles et pour une simulation sur l'année 2021. Une réduction de 20% des coûts associés aux incertitudes a été observée.

Références

- [1] E. Handschin, F. Neise, H. Neumann, and R. Schultz. Optimal operation of dispersed generation under uncertainty using mathematical programming. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 28(9) :618–626, 2006.
- [2] A. Gjelsvik, B. Mo, and A. Haugstad. Long- and medium-term operations planning and stochastic modelling in hydro-dominated power systems based on stochastic dual dynamic programming. In P. M. Pardalos, S. Rebennack, M. V. F. Pereira, and N. A. Iliadis, editors, *Handbook of Power Systems I*, Energy Systems, pages 33–55. Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [3] N. Chao and Y. Fengqi. Data-driven decision making under uncertainty integrating robust optimization with principal component analysis and kernel smoothing methods. *Computers & Chemical Engineering*, 112 :190–210, 2018.
- [4] Y. Zhang, Y. Liu, S. Shu, F. Zheng, and Z. Huang. A data-driven distributionally robust optimization model for multi-energy coupled system considering the temporal-spatial correlation and distribution uncertainty of renewable energy sources. *Energy*, 216 :119171, 2020.