

Prédictions de la production photovoltaïque

L'EMS et les modèles de prédiction de la **production** et de la **consommation** pour l'**optimisation** sont en amélioration continue : les résultats de cette étude sont partiels et doivent être validés sur base régulière.

Introduction

La prévision du SOC (State Of Charge) de la batterie est un élément essentiel afin de prévoir l'achat ou la vente de l'électricité et donc améliorer les rendements. En effet, le prix de vente et d'achat de l'électricité au réseau n'est pas constant au fil des heures. Avec cette prévision du SOC de la batterie, il sera possible de mettre en place une stratégie en fonction des objectifs technico-économiques visés qui pourra gérer l'utilisation de la batterie et optimiser les rendements.



Figure 1 : Recommandation de l'optimiseur

Enfin, la prévision du SOC passe par la prévision de la production et la consommation électrique du site. Il faut donc que ces derniers soient le plus précis possible. En effet, plus les prévisions vont se rapprocher de la réalité, plus la prévision du SOC de la batterie sera précise et ainsi l'optimiseur permettra de réaliser des gains financiers plus élevés.

Objectif

Notre objectif est d'améliorer les **prévisions de production** de l'énergie électrique basé sur les prévisions de météo, et les **prévisions de consommation** du site. Ceci nous permettra d'optimiser la stratégie de stockage/consommation d'énergie électrique en accord avec les objectifs (coût, durabilité, etc.) du projet Metis

Métriques pour évaluer les prévisions

Pour calculer de façon quantitative l'écart entre les courbes de prévisions et les données réelles, nous utilisons le RMSE (Root Mean Square Error) et la valeur du R2 score.

Le **R2 score** permet d'appréhender la corrélation qu'il y a entre les deux courbes. Il peut aller de moins l'infini à 1. S'il est égal à 0, alors la prévision est aussi précise que la moyenne des observations. S'il est inférieur à 0, la prévision est moins précise que la moyenne des observations. S'il est égal à 1, la prévision est égale aux observations donc la prévision est parfaite.

Le **RMSE** permet d'appréhender plus intuitivement l'erreur moyenne entre deux courbes. Le RMSE exerce de plus une plus grande influence sur les grandes erreurs que sur les petites erreurs, ce qui peut être un bon indicateur si les grandes erreurs sont particulièrement indésirables.

Etude du modèle utilisé pour la production photovoltaïque:

SOLCAST :

Pour la production électrique avec panneaux solaires, le modèle utilisé récupère les données d'un site spécialisé : « Solcast ». En effet, la prévision solaire est complexe car il y a de nombreux

paramètres difficiles à configurer comme le passage de nuage ou l'inclinaison et la durée de vie des panneaux solaires. C'est pourquoi les données de prévisions sont récupérées via l'API (*Application Programming Interface*) du site « Solcast ».

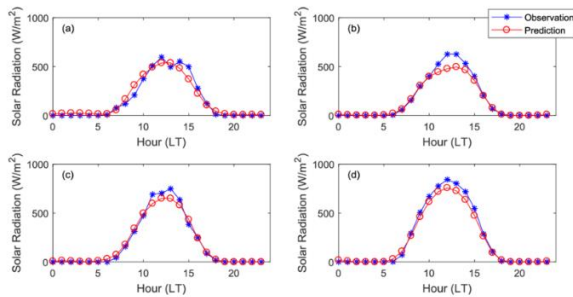


Figure 2 : Données de prévisions via API

Le R2 score des données de Solcast est de 0.58. Il est donc assez faible. Cependant, l'étude réalisée a démontré qu'il y avait un fort taux de corrélation entre les données de Solcast et les observations réelles. Ce R2 score peut donc être expliqué par une valeur de biais élevé.

Or, si des données ont une forte corrélation mais un grand biais, cela veut dire que la courbe des données a la même forme que la courbe des observations mais qu'elle est translatée par exemple vers le haut ou vers le bas. Il est donc facile de réduire ce biais et améliorer le R2 score, et finalement, la précision des prévisions.

Ces valeurs récupérées via l'API étaient ensuite traitées en interne afin d'améliorer la précision. En effet, les maximums journaliers de ces prévisions étaient beaucoup trop hauts en hiver comparé aux données réelles. C'est pourquoi les données venant de Solcast étaient recalibrées en utilisant la moyenne des maximums des 7 derniers jours observés.

Résultat : Le modèle de prévisions de la production déjà en place permet d'obtenir un R2 score de 0.81.

Recherche d'un meilleur modèle

Le réseau de neurones :

Le réseau de neurones proposé est un « MLPRegressor » (Multi-layer Perceptron Regressor) qui est un réseau neuronal artificiel organisé en plusieurs couches et dont les neurones d'une couche sont reliés à la totalité des neurones des couches adjacentes.

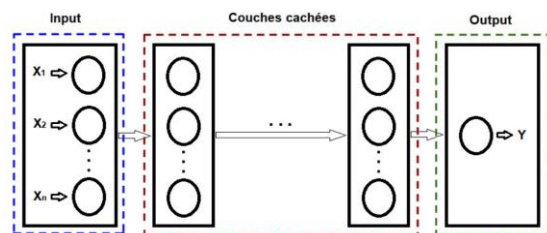


Figure 3 : Réseau de neurones « MLP »

Il y a ainsi des poids sur chaque neurone qui permettent de déterminer les meilleures valeurs en sortie. Pour qu'un réseau de neurones s'entraîne, ces données historisées ont été fournies :

- La moyenne des prévisions et des observations sur une fenêtre de 7 jours passés / 1 jour passé / 1 à 24 heures passées
- Le maximum des prévisions et des observations sur une fenêtre de 7 jours passés / 1 jour passé / 1 à 24 heures passées

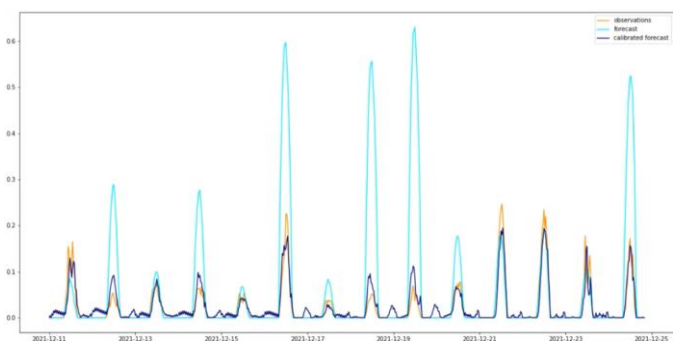


Figure 4 : Résultats sur données historisées



Problème rencontré : Nous obtenons un R2 score de 0.93 car il y a une introduction d'erreur avec des valeurs non nulles de production solaire la nuit.

Solution appliquée : La solution est de calculer l'heure du coucher et du lever de soleil de chaque jour afin de pouvoir mettre à 0 les valeurs de prévisions de production entre ces 2 heures d'une journée. Grâce à cette mise à plat des données de production solaire la nuit, le R2 score augmente à 0.94.

Résultats & Conclusion

	R2 score
Solcast	0.581
Solcast après traitement	0.813
Réseau de neurones	0.930
Réseau de neurones avec mise à plat la nuit	0.946

Le réseau de neurones étant beaucoup plus précis et rapide que les modèles précédents, il est implémenté dans le code de l'EMS et mis en production.

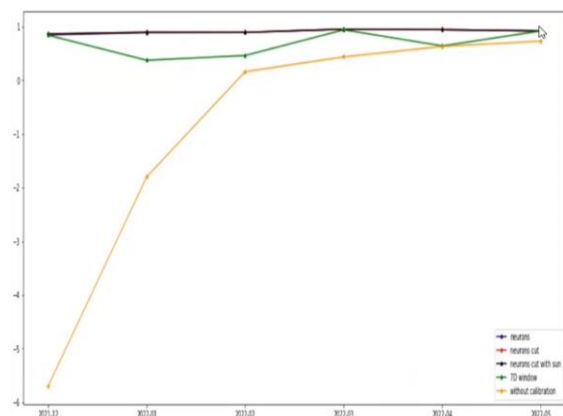


Figure 5 : Comparaison des modèles en R2 score

Les prévisions de production électrique du site sont donc passées d'un R2 score de 0.813 à 0.946. Les objectifs d'amélioration de précisions des modèles de production photovoltaïques sont donc atteints,

mais devront être réévalués sur des données réelles de plus longue durée.



Figure 6 : Prédiction de l'optimiseur pour une semaine de janvier (production PV basse voire nulle)

Grâce à l'augmentation de la précision du modèle de prévisions des données de **production PV** du site, l'optimisation de l'utilisation des batteries est plus précise et permettra un rendement plus important.

