

Introduction

Dans un réseau électrique insulaire, la production photovoltaïque doit être planifiée pour répondre aux exigences de l'opérateur du réseau. Ce dernier émet des conditions pour atténuer les effets de la variabilité temporelle, comme demander au producteur de prédire en avance l'énergie électrique horaire qui sera produite. Puis, il applique des pénalités en fonction des écarts entre la production réelle et la prévision. Il est donc primordial de prévoir la quantité d'électricité produisible et donc l'irradiance perçue par les panneaux.

Objectif

Ce projet UE14 se concentre sur la production d'une centrale photovoltaïque à l'île Maurice, explorant des prévisions probabilistes avec des données fournies par SOLAIS, un cabinet d'ingénierie et de conseil qui intervient sur le marché photovoltaïque. L'objectif est d'identifier, tester et évaluer ces prévisions en termes de performances financières et de stockage. Notre étude se fonde sur une programmation python de modèles de prévision.



Données

- Position de la centrale :
latitude = - 20,26 ° N
longitude = 57,77 ° E
élévation = 15 m
- Puissance produite par la centrale sur l'année 2022 et température du module (données simulées) ;
- Puissance de crête de la centrale : 10 200 kW ;
- Panneaux orientés Nord avec une inclinaison de 15 ;
- Fiche technique des modules utilisés pour la simulation.

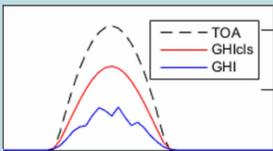
Éléments théoriques

TOA (Top of Atmosphere) : Irradiation au sommet de l'atmosphère

GHI (Global Horizontal Irradiance $G(\beta = 0)$) : composante horizontale de l'irradiance globale

GHI_{cls} : GHI par temps clair

On observe sur le schéma l'impact des éléments perturbateurs intermittents comme les nuages sur le GHI. En effet, la courbe du GHI est inférieure à celle du GHI par temps clair et admet plus de variations.



α l'angle d'incidence, β l'angle d'azimut

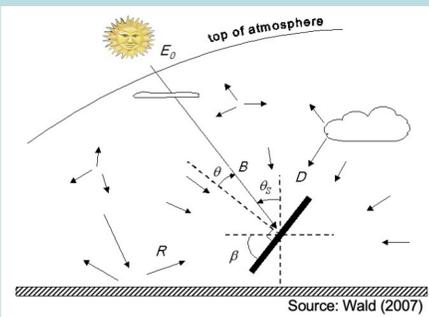
$B(\alpha, \beta)$: Composante directe
Radiation venant du soleil

$D(\alpha, \beta)$: Composante diffuse
Radiation venant du ciel venant de la diffusion

$R(\alpha, \beta)$: Composante réfléchie
Composants diffusés venant du sol
(ground albedo, $R=0$ if $\beta=0^\circ$)

$G(\alpha, \beta)$: Radiation globale
flux de puissance incidente par unité de surface (W/m^2)

$$G(\alpha, \beta) = B(\alpha, \beta) + D(\alpha, \beta) + R(\alpha, \beta)$$



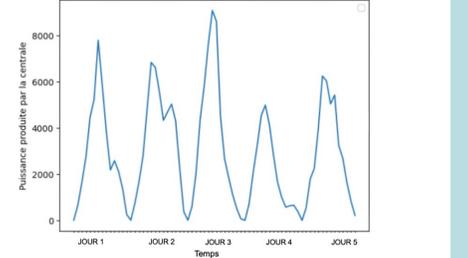
Enjeux de la production photovoltaïque

L'énergie solaire est à la fois une énergie :

- Des plus **prometteuse** car elle ;
- Utilise des surfaces souvent inexploitées
- Est très rapidement rentabilisée du à son faible coût et sa relativement bonne productivité.
- Dotée d'une forte **intermittence** due :
 - à la position du soleil dans la journée ;
 - au problème de la nuit : l'irradiation reçue est nulle pendant la nuit donc la centrale ne peut pas produire de l'énergie ;
 - à l'état optique de l'atmosphère clair (vapeur d'eau, ozone, aérosols...) ;
 - à la nébulosité.

Ainsi, il est impossible de prévoir une production parfaitement prévisible et fiable, et cela entraîne d'importants surcoûts. Le graphique ci-joint montre bien la variabilité et la périodicité de la production photovoltaïque à l'île Maurice.

Graphique montrant l'évolution de la puissance produite (en kW) en fonction du temps



Persistence

Les méthodes de persistence temporelle permettent de déduire facilement l'irradiance perçue au sol en temps réel. En fonction de l'irradiance à l'heure précédente (connue). Elles ne nécessitent pas d'entraînement sur un jeu de données.

Prévision persistence :

On suppose que l'irradiance prédite au temps $t+dt$ est la valeur réelle de l'irradiance au temps t . On obtient donc une prévision qui est une translation de la radiation réelle.

Nous n'avons pas implémenté cette méthode.

$$G(t + dt|t) = G(t)$$

Smart persistence :

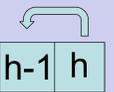
L'irradiance à un temps $t+dt$ est prédite en fonction :

- de celle au temps t
- de l'irradiance par ciel clair (Gcls) donnée

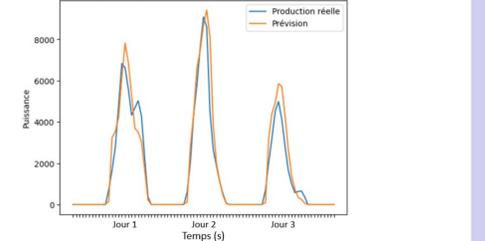
Selon la formule :

$$G(t + dt|t) = k_c(t) \cdot G_{cls}(t + dt)$$

Nous avons rencontré un problème avec la prédiction la première heure du matin car pendant la nuit, le gain k_c est infini. En effet ce dernier est le rapport entre la puissance produite et la puissance par ciel clair à t , qui est nulle pendant la nuit. La solution que nous avons choisie est d'exprimer la prévision de la première heure du matin, non pas en fonction de l'heure précédente, mais en fonction de la première heure du jour précédent



Comparaison entre la puissance prévue par la méthode de la Smart Persistence et celle réellement produite



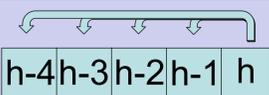
Amélioration du modèle : Prise en compte de la position du soleil

On a jusqu'ici effectué nos calculs en considérant seulement GHI. On cherche maintenant à prendre en compte les trois composantes qui entrent dans l'irradiance :

- l'inclinaison du panneau solaire ;
- la position du soleil qui évolue au cours de la journée.

Pour cela, on utilise la bibliothèque python sg2, crée par Philippe Blanc et Benoît Geschwind de l'école des Mines qui permet de calculer l'inclinaison du soleil pour une position donnée et à un instant donné.

Méthode Autorégressive



La prévision par conservation du gain de l'heure précédente n'étant pas complètement satisfaisante, il semble pertinent d'imaginer que l'irradiance à un instant t dépende des n heures précédentes. C'est alors que la méthode de prévision par autorégression entre en jeu. L'objectif est de définir des coefficients a_n , tels que :

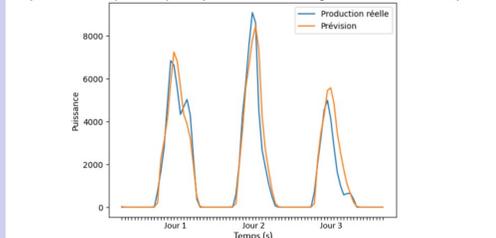
$$G(t) = a_1 \cdot G(t-1) + a_2 \cdot G(t-2) + a_3 \cdot G(t-3) + \dots + a_n \cdot G(t-n)$$

Dans cette équation, les coefficients constants $a_1, a_2, a_3, \dots, a_n$ sont utilisés pour pondérer les valeurs précédentes de G aux instants $t-1, t-2, t-3, \dots, t-n$ respectivement.

Pour obtenir les coefficients de la régression linéaire, il faut "entraîner" notre modèle sur une période suffisamment importante pour avoir des résultats cohérents, ainsi, nous avons opté pour une séparation de l'année 2022 en deux moitiés. La première servant à entraîner notre modèle, et la deuxième servant à effectuer la prévision. Il reste alors de nombreux problèmes: la journée est à durée variable, il ne faut pas effectuer de prévision pendant la nuit, on ne peut pas prédire la première heure et le nombre de coefficients va varier en fonction de l'heure de la journée.

Notre programme effectue une régression linéaire glissante, pour la première heure: on fait la moyenne glissante des premières heures des journées précédentes, pour la deuxième, on utilise la smart persistence vue plus avant puis pour toutes les heures suivantes, on fait varier le nombre de coefficients en fonction de la position dans la journée.

Comparaison entre la puissance prévue par la méthode d'autorégression et celle réellement produite



Calcul des pénalités

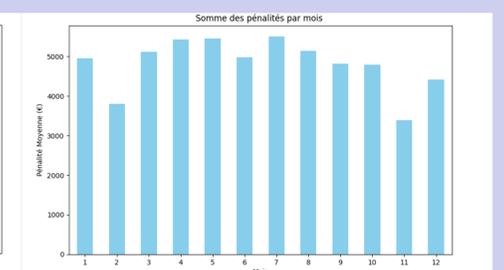
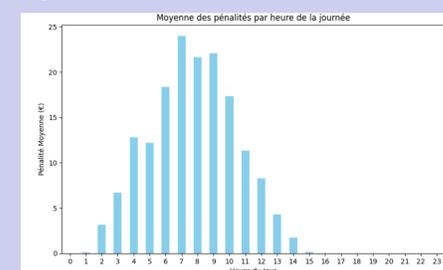
L'électricité est payée par le client de 70 € par MWh. Il a été également été convenu avec lui que le producteur doit annoncer une heure en avance sa production d'où l'importance de nos modèles de prédiction. La production réelle doit se situer dans une bande comprise entre plus ou moins 10 pourcents de cette valeur sous peine de payer des pénalités à hauteur de 30% de la différence avec la prévision. Cette règle nous a permis au fur et à mesure de nos modélisations de quantifier les pénalités engendrées par les erreurs de prévision et de questionner la pertinence de ces modèles.

On obtient avec nos prévisions les pénalités suivantes :

- Avec la Smart Persistence : 60245 €
- Avec l'AutoRégression : 57807 €

La deuxième méthode permet donc une légère amélioration.

Exploitation des résultats



Nous observons sur la première courbe que les pénalités sont clairement plus importantes en milieu de journée, ce qui est logique, puisque l'ensoleillement y est beaucoup plus important (il y a donc une plus grande variabilité météorologique). On pourrait par le même raisonnement penser que les pénalités suivraient le même schéma entre l'hiver et l'été. Mais ça n'est pas ce que l'on observe sur le graphique suivant. Nous pouvons donc envisager que durant l'hiver, le temps fluctue bien plus rapidement que l'été, provoquant d'importantes pénalités qui compenseraient les écarts d'ensoleillement.

Conclusion

En somme, nous avons pu par notre étude nous rendre compte des nombreuses difficultés rencontrées par les stations photovoltaïques quant à la variabilité de l'ensoleillement, cette incertitude importante sur la prévision est lourdement pénalisée par les réseaux électriques et sont donc un axe d'étude clé pour les entreprises de ce domaine telles que SOLAIS. Nous avons ici vu des modèles déterministes nous donnant une prévision en fonction des heures précédentes, néanmoins, avec ces méthodes, on obtient des pénalités de l'ordre de 10% des bénéfices de la station. Cela semble encore trop peu satisfaisant. Une solution peut être d'effectuer une prédiction à l'aide de modèles météorologiques et des propriétés d'absorption, diffusion et réflexion de l'atmosphère. Ou encore de réaliser un foisonnement (augmenter la surface de panneaux solaires) pour rendre négligeable l'effet d'un petit nuage.

