
Modeling and managing energy risks- Essai

ENSAE 2021/2022

MASTÈRE SPÉCIALISÉ - DATA SCIENCE

JEFFREY VERDIERE

Very short-term probabilistic forecasting of wind power with generalised logit-normal distributions

P.Pinson

TECHNICAL UNIVERSITY OF DENMARKN DPT OF INFORMATICS AND MATHEMATICAL
MODELLING

KEY WORDS: BOUNDED TIME-SERIES, DYNAMIC MODELS, PROBABILISTIC
FORECASTING, TRANSFORMATION, WIND POWER

Contents

1	Description de l'article	2
1.1	Introduction	2
1.2	Les modèles mis en place	2
1.2.1	Le modèle autoregressif	3
1.2.2	Le modèle autoregressif corrélé	4
1.3	Les résultats sur les données du parc éolien au Danemark	4
1.3.1	Les paramètres choisis	4
1.3.2	Les meilleurs modèles	4
2	Analyse critique du contenu	5
2.1	Analyse des modèles de prédictions mis en place	5
2.1.1	Critique du modèle autoregressif	5
2.1.2	Critique du modèle conditionnel autoregressif	5
2.2	Analyse des métriques de qualité de prédictions mises en places	5
3	Discussion vis à vis de la littérature	5
	References	6

1 Description de l'article

1.1 Introduction

Lorsque les fermes éoliennes produisent une large puissance jusqu'à atteindre un certain seuil, il est essentiel de connaître les prévisions de production dans des horizons de temps très courts (10 minutes). En effet, si la puissance générée par un parc éolien se concentre en un seul point du réseau électrique, il est indispensable pour le Système de Transmission Opérationnel (TSO) d'équilibrer le réseau et donc de connaître dans un futur très proche la production d'un parc éolien.

Cet article traite des prévisions à l'aide de séries temporelles dans des laps de temps très courts. Il s'intéresse plus particulièrement au cas de la puissance générée par le vent en prenant en compte sa nature non-linéaire et sa nature stochastique. Afin de résoudre cette problématique, les auteurs utilisent des modèles autoregressif et des modèles conditionnels autoregressifs. Pour les applications numériques, ces modèles sont mis en place lors de prévisions de 10 minutes dans le futur dans le parc éolien de Horns Rev au Danemark. L'objectif principal est de discuter dans quelles mesures la puissance du vent motive le choix de certaines distributions.

1.2 Les modèles mis en place

On se place dans un cadre probabiliste paramétrique que la littérature n'a que très peu exploré. La puissance du vent est une variable difficile à prédire à cause de sa nature stochastique et du "bornage" de sa puissance.

La puissance du vent prédite doit en effet prendre en compte les caractéristiques techniques des parcs éoliens. La courbe de puissance d'une éolienne comme l'illustre la figure 1 doit être comprise entre $[P_0, P_n]$ qui sont respectivement la puissance minimale du vent à partir de laquelle l'éolienne commence à produire et la puissance maximale à partir de laquelle la puissance du vent est trop forte.

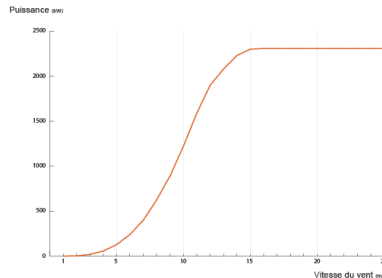


Figure 1: Courbe de puissance d'une éolienne

On constate donc que la puissance du vent, en plus de sa nature stochastique est une fonction non linéaire. La conséquence de ces deux caractéristiques de cette puissance, est que les densités de probabilités prédites ne peuvent être gaussiennes.

La densité prédictive du vent dans ce papier prend la forme d'un modèle logit centré entre $[0,1]$. On se concentre plus particulièrement sur le modèle AR et sur le AR conditionnel (CP-AR).

La puissance du vent est bornée, ainsi la transformation logistique est assez intéressante (x_t la série temporelle associée à la puissance du vent):

$$(1) \quad y_t = \ln\left(\frac{x_t}{1-x_t}\right)$$

La densité de probabilité associée est une distribution normal-logit déterminée à partir de la transformation logit.

$$(2) \quad f(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi} \left(\frac{\mu}{x(1-x)\mu} \right) \exp\left(-\frac{1}{2} \left[\frac{\gamma(x;\mu) - \mu}{\sigma} \right]^2\right)}$$

On note X_t et Y_t les réalisations stochastiques de séries temporelles x_t et y_t . La génération de puissance est nulle pour des puissances inférieures à la puissance minimale de la courbe de puissance et égale à la valeur nominale lorsque la vitesse du vent est au-dessus du seuil maximal de la courbe de puissance. Il est alors proposé de prédire X_{t+k} la puissance du vent au temps $t+k$ par:

$$(3) \quad X_{t+k} \approx \omega_{t+k}^0 \delta_0 + (1 - \omega_t + k^0 - \omega_t + k^1) L_v(\mu_{t+k}, \sigma_{t+k}^2) + \omega_{t+k}^1 \delta_1$$

Avec δ_0 et δ_1 représentant respectivement des fonctions dirac du potentiel de concentration des masses de probabilité dans le cercle unité. L'introduction de ces masses de probabilités a été mis en place car la transformation GL doit prendre des valeurs entre $[0,1]$. On considère également Y_{t+k} la transformation GL de X_{t+k} prenant la forme suivante:

$$(4) \quad Y_{t+k} \approx \omega_{t+k}^0 \delta_{-\infty} + (1 - \omega_t + k^0 - \omega_t + k^1) N(\mu_{t+k}, \sigma_{t+k}^2) + \omega_{t+k}^1 \delta_{+\infty}$$

Les poids ω_{t+k}^0 et ω_{t+k}^1 sont donnés par:

$$(5) \quad \omega_{t+k}^0 = \Phi\left(\frac{\gamma - \mu_{t+k}}{\sigma_{t+k}}\right); \omega_{t+k}^1 = 1 - \Phi\left(\frac{\gamma - \mu_{t+k}}{\sigma_{t+k}}\right)$$

où Φ est une distribution cumulative d'une loi normale standard. Les densités prédictives sont alors totalement caractérisées par la moyenne μ_{t+k} et l'écart-type σ_{t+k} . Il faut donc prédire cette moyenne et cet écart-type. Pour prédire cet écart-type et cette moyenne, l'article propose un modèle autoregressif et un modèle autoregressif corrélé.

1.2.1 Le modèle autoregressif

Dans le cas d'une dynamique autoregressive, la moyenne peut s'écrire:

$$(6) \quad \mu_{t+k} = \theta^T$$

où $\theta = [\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_l]$ et $= [1, y_t, \dots, y_{t+l+1}]^T$. On considère dans le même temps que le paramètre σ_{t+k}^2 est constant. Le fonction retard dont dépend le paramètre l peut être déterminé en examinant la corrélation et la PACF en minimisant la AIC, la BIC ou grâce à une validation croisée.

Le paramètre θ peut être estimé grâce à une méthode récursive des moindres au carré introduite par [6]. Ces méthodes récursives ont l'avantage que uniquement la dernière mesure disponible sera utilisée à chaque étape pour optimiser les paramètres du modèle. Ainsi, θ est déterminé de la manière suivante:

$$\theta_t = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} (y_i - \theta^T y_{i-k})^2 \quad (7)$$

où λ est le facteur d'oubli qui permet "l'effacement exponentiel" des précédentes observations. Généralement, ce facteur d'oubli est souvent inférieur à 1. Dans un cadre récursif, θ_t peut être déterminé en utilisant un filtre de Kalman comme l'expliquent [7] et en initialisant le vecteur θ au vecteur nul.

1.2.2 Le modèle autoregressif corrélé

Contrairement au modèle précédent, dans la dynamique CP-AR, les constantes sont remplacées par des fonctions de formes inconnues.

$$\mu_{t+k} = \theta(\omega)^T \quad (8)$$

où $\theta(\omega) = [\theta_0(\omega), \theta_1(\omega), \dots, \theta_l(\omega)]$. Le retard l peut être choisi comme dans le modèle AR. Contrairement, au modèle précédent, l'écart-type évolue également dans le temps avec $\sigma_{t+k}^2 = \beta(\omega)$.

Il faut maintenant choisir ω . Le choix qui paraît le plus évident d'après [10] est la direction du vent que l'on note $\omega_t \in [0, 2\pi]$. Ainsi, dans la perspective de prédire dans des laps de temps très courts la puissance développée par le vent, conditionné la dynamique de notre modèle autoregressif par rapport à la direction du vent semble très cohérent.

Le choix des fonctions $\theta(\omega)$ et $\beta(\omega)$ est effectué dans un cadre non paramétrique sans maximiser la vraisemblance vis à vis d'une distribution donnée. Ainsi pour pouvoir les estimer, cet article combine une régression kernel locale (RLS) et un "oubli" exponentiel. Cette procédure d'estimation est décrite par [8].

1.3 Les résultats sur les données du parc éolien au Danemark

1.3.1 Les paramètres choisis

Cet article se focalise sur l'application de ces méthodologies et aux modèles dans le cas d'un parc éolien off-shore pour des prédictions de puissance générée dans des laps de temps de 10 minutes. La procédure mise en place rend les fluctuations très rapides au vu de la nature très turbulente du vent et illustre des fluctuations plus faibles lorsque l'on se place à l'échelle de la minute. En effet, les données mesurées peuvent être biaisées ou mauvaises. Pour cela qu'il a fallu mettre en place un taux de mesure τ_v qui correspond au pourcentage de données nécessaires. Dans l'article $\tau_v = 75\%$ et les données disponibles sont situées entre le 16 janvier 2005 et le 25 janvier 2006. D'autre part, dans le cas de l'article, les résultats de [7] expliquent que $l=3$ suffit pour des prédictions de 10 minutes dans le futur.

1.3.2 Les meilleurs modèles

On se focalise d'abord sur la qualité des prédictions relativement à la médiane et à l'espérance des densités prédites car les scores NRMSE ou NMAE sont les plus utilisés dans la littérature [2]. Les résultats des modèles Normal AR et CP-AR sont assez satisfaisants. En effet, l'écart de prédiction est en moyenne de 5%. L'erreur est due à l'inertie des processus atmosphériques à des échelles si faibles. Pour les différents modèles de séries temporelles présentés dans l'article, le modèle Autoregressif est de loin le plus efficace de tous les modèles en considérant l'erreur NMAE.

On se focalise ensuite sur la qualité des densités de probabilités prédites en se focalisant sur le critère CRPS. On constate parmi tous les modèles classiques de séries temporelles que le modèle autoregressif conditionné est le plus efficace. En effet, les modèles autoregressif simple introduisent systématiquement un biais.

2 Analyse critique du contenu

2.1 Analyse des modèles de prédictions mis en place

2.1.1 Critique du modèle autoregressif

Le modèle récuratif mis en place pour déterminer le paramètre θ utilise seulement la dernière variable disponible. Il aurait pu être utilisé des modèles plus couteux en temps de calcul mais utilisant plus de variables comme le modèle proposé par [4]. D'autre part, les filtres de Karman utilisés pour prédire θ sont très intéressants pour des prédictions à l'ordre 1. Cependant, cela peut être bien plus problématique lors de prédictions à l'ordre h puisque la stationnarité du modèle n'est plus assuré.

2.1.2 Critique du modèle conditionnel autoregressif

Dans le cas de l'article, on conditionne notre modèle autoregressif par rapport à la variable "direction du vent". Ici, nous sommes dans des laps de temps très courts donc cela ne pose pas réels problèmes. Néanmoins, si nous avons choisi des laps de prédictions plus long, il aurait fallu prédire également la direction du vent. Ce conditionnement n'aurait donc pas été possible.

2.2 Analyse des métriques de qualité de prédictions mises en places

Dans le cadre de cet article, uniquement l'approche probabiliste est envisagé. Ainsi, le papier se concentre sur la qualité des densités de probabilité prédites. Cependant, [3] affirme qu'il faudrait se focaliser sur l'extraction des points optimaux de la prédiction. En effet, la médiane de la densité de probabilité prédite devrait être sélectionnée si le score cible est la moyenne des écarts-types (MAE). De la même manière, si le score attendu de la prédiction est de nature quadratique, le point optimum de prédiction devrait être extrait de la moyenne des densités prédites.

3 Discussion vis à vis de la littérature

Beaucoup d'articles ont déjà traité de l'incertitude dans les prédictions de la puissance du vent comme [1], [5], [9]. Cependant, peu de travaux dans la littérature ont pris en compte la nature probabiliste et pas seulement statistique dans la prédictions de la puissance du vent.

References

- [1] Bludszuweit. “Statistical analysis of wind power forecast errors”. In: (2008).
- [2] Costa. “A review on the young history of the wind power short-term prediction”. In: (2008).
- [3] Gneiting. “Quantiles as optimal point predictors”. In: (2011).
- [4] Hering. “Powering up with space-time wind forecasting”. In: (2009).
- [5] Lange. “On the uncertainty of wind power predictions-Analysis of the forecast accuracy and stastical distribution of erros”. In: (2005).
- [6] Ljung. “Theory and Practice of Recursive Estimation”. In: (1983).
- [7] Mandsen. “Time Series Analysis”. In: (2007).
- [8] Nielsen. “Tracking time-varying coefficient functions”. In: (2000).
- [9] Pinson. “Estimation of the uncertainty in wind power forecasting”. In: (2006).
- [10] Vincent. “Resolving non-stationary spectral signals in wind speed time-series using the Hilbert-Huang transform”. In: (2010).

List of Tables

List of Figures

1	Courbe de puissance d'une éolienne	2
---	--	---