



HAL
open science

Prévision de génération d'électricité à partir de sources renouvelables

Komi Nagbe, Jairo Cugliari, Adrien Thebault, Julien Jacques

► **To cite this version:**

Komi Nagbe, Jairo Cugliari, Adrien Thebault, Julien Jacques. Prévision de génération d'électricité à partir de sources renouvelables. 49èmes Journées de Statistique organisée par la Société Française de Statistique, May 2017, Avignon, France. hal-01705287

HAL Id: hal-01705287

<https://inria.hal.science/hal-01705287>

Submitted on 9 Feb 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

PRÉVISION DE GÉNÉRATION D'ÉLECTRICITÉ À PARTIR DE SOURCES RENOUVELABLES

Komi NAGBE ^{1,2} Jairo CUGLIARI ² Adrien THEBAULT ¹ Julien JACQUES ²

¹ *ENERCOOP 16/18 Quai de Loire 75019 Paris FRANCE :*

komi.nagbe@enercoop.org, adrien.thebault@enercoop.org

² *Laboratoire ERIC de l'Université de Lyon, Bât K 5 av. Pierre Mendès France 69676 BRON Cedex FRANCE :jairo.cugliari@univ-lyon2.fr, julien.jacques@univ-lyon2.fr*

Résumé. Depuis 2007, le marché de l'électricité en France a été libéralisé. Cette libéralisation a vu l'intégration massive des moyens de productions alternatives intermittentes dites énergies renouvelables. L'état intermittent de ces moyens de production ne permet pas aux acteurs du marché de l'électricité d'anticiper leur capacité de production afin de répondre à leurs obligations envers des partenaires et envers le marché. Pour anticiper ses capacités de production, chaque acteur doit se doter d'outils de prévision qui lui permettent de mener de façon optimale ses activités. En l'occurrence, dans le domaine électrique les données qui sont manipulées quotidiennement sont les courbes de charge, ou quantité d'électricité produite dans un intervalle de temps. Ce document porte sur la prévision mensuelle de ces courbes de charges pour une échéance de 12 mois. Nous considérons ces courbes de charges comme des séries temporelles ou processus stochastiques. Comme méthode de prévision, nous utilisons dans ce document, le lissage exponentiel multiplicatif saisonnier avec tendance amortie appliqué aux données de production d'électricité hydraulique d'ENERCOOP.

Mots-clés. Électricité, Énergies renouvelables, Séries temporelles, Lissage exponentiel multiplicatif avec tendance amortie

Abstract

Since 2007 the French electricity market has been liberalized. With this, a massive integration of intermittent production means, called renewables, has been witnessed. The intermittent nature of these facilities makes more difficult the anticipation of the production capacity needed to honour the contracted obligations towards partners and market's actors. To anticipate its productions' capabilities, each actor shall use production tools to allow him an optimal operation of his activities. For this, the available data are load curves or the electricity produced quantity over a time interval. This document deals with the monthly prediction of load curves up to 12 months ahead. We consider load curves as time series or stochastic processes. We use exponential smooth predictors with a multiplicative seasonal structure and damped trend applied to hydraulic electricity generation data from the company ENERCOOP.

Keywords. Renewable electricity, Time series, Damped multiplicative exponential smoothing

1 Problématique

Au cours de ces dernières années, le secteur de l'électricité a subi une grande transformation. Les problèmes de changements climatiques et de pollutions résultant des sources traditionnelles de production d'électricité ont induit le développement de nouveaux moyens de production d'électricité. Grâce à la recherche, des moyens alternatifs de production se développent et continuent d'être améliorés pour assurer l'indépendance énergétique des états envers les sources traditionnelles de production d'énergie.

En France, on note de jour en jour une constante augmentation de ces énergies dans le système énergétique. De même on note à partir de 2007 une libéralisation du marché français de l'électricité afin de permettre les initiatives privées dans le secteur.

Avec cette libéralisation, le marché de l'électricité s'est ouvert à d'autres acteurs comme ENERCOOP¹. ENERCOOP est un acheteur et un fournisseur d'électricité d'origines renouvelables. Elle achète chez les producteurs locaux l'énergie hydraulique, éolienne et solaire pour les fournir à ses clients. L'état aléatoire de ces énergies les rend difficiles à prévoir. C'est dans ce cadre que s'inscrit ces travaux en vue de développer des outils de prévision. L'intérêt industriel consiste à faire une prévision de production pour un horizon d'une année et ce à pas mensuel. Ceci permettra l'achat et la vente des couvertures d'énergie destinée à la consommation des clients.

Dans ce document, nous travaillons sur les données de la production d'électricité hydraulique qui sont identifiées comme des séries chronologiques. Pour notre objectif de prévision, nous utilisons des variantes modernes de la méthode du lissage exponentiel (voir [1, 2]). Cette approche nous a permis d'avoir un meilleur résultat de prévision comparativement à la méthode utilisée jusqu'à maintenant au sein d'ENERCOOP.

2 Données

ENERCOOP dispose dans son périmètre énergétique de plus d'une centaine de producteurs d'électricité hydraulique. Chaque producteur a un historique de production. Nous considérons dans ce document 38 producteurs hydrauliques ayant un historique de production de 2004 à 2015. La puissance totale installée de ces producteurs est environ 25MW représentant ainsi 32% de la production totale d'électricité hydraulique du périmètre d'ENERCOOP.

A titre comparatif, en 2015, la puissance installée des centrales hydrauliques en France est de 10324,5MW soit 26,87% de la production totale d'énergies renouvelables (voir [5]).

Pour chacun des 38 producteurs, nous disposons d'une courbe de charge avec une granularité de 30 minutes. La courbe de charge est une quantité d'électricité générée pendant un intervalle de temps donné. Son unité est le kW. Pour avoir l'énergie produite, la courbe de charge est convertie en kWh qui est égale à la multiplication du kW par

1. www.enercoop.fr

le temps. Dans le but d'une prévision à pas mensuel, nous avons agrégé ces courbes de charges par une granularité mensuelle. Ce qui donne une courbe de charges observée sur 144 mois pour chaque producteur. La Figure 1 montre les 38 courbes de charges des 38 producteurs.

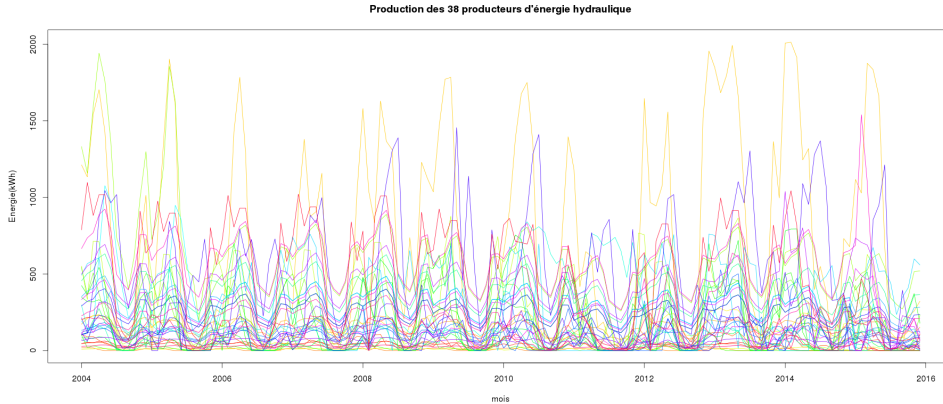


FIGURE 1 – Courbes de charges des 38 producteurs

L'intérêt de nos travaux est de prévoir sur un horizon de 12 mois la production hydraulique totale du périmètre d'ENERCOOP. Pour faire cette prévision, nous fusionnons l'ensemble des productions hydrauliques en une seule courbe de production totale (Figure 2).

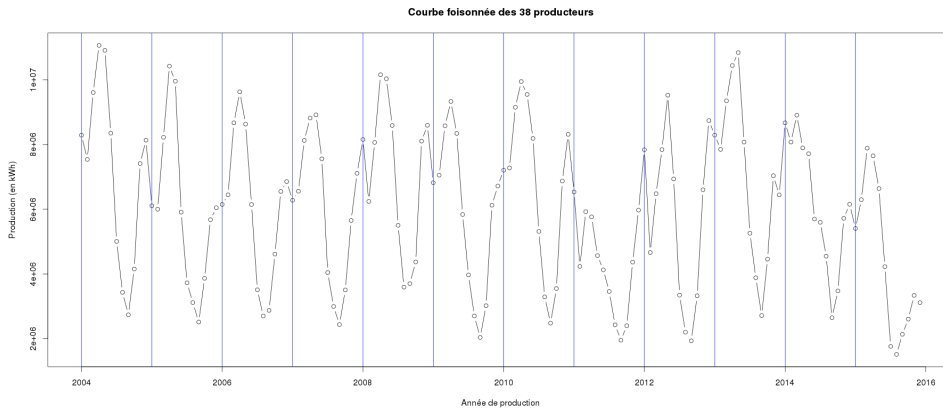


FIGURE 2 – Les données de productions fusionnées de 38 producteurs

Remarque : des variables exogènes comme la pluviométrie ou l'enneigement pourraient avoir une influence significative sur la production hydraulique, et il pourrait être intéressant de les prendre en compte dans notre modèle de prédiction. Or, la prévision de ces variables n'étant pas disponible de façon fiable sur un horizon si long, nous ne pourrions

pas les utiliser. Ainsi, notre modèle de prédiction ne sera basé que su l'historique de production.

3 Application

3.1 Procédure de prévision

Pour mesurer la qualité des modèles de prévision, nous utilisons comme échantillon test les trois dernières années disponibles (2013 à 2015). Les critères de qualité de prédiction habituellement utilisé dans le domaine sont les suivants : RMSE (Root Mean Square Error), RAPE (Relative Absolute Percentage Error) et MAPE (Mean Absolute Percentage Error) (voir [4]).

Pour la prédiction de notre production électrique, nous avons utilisé principalement le package `forecast` (voir [3]) du logiciel R, qui dispose de fonctions permettant de prédire des séries temporelles à l'aide de modèles tels que les lissages exponentiels et les modèles autorégressifs. La fonction `ETS`, dédiée au lissage exponentiel, utilise les composantes suivantes d'une série temporelle : la Tendence (Trend), la Saisonnalité (Seasonality) et l'Erreur (Error). Les types de modèles utilisés pour décomposer ces composantes sont additifs, multiplicatifs ou mixtes. Le tableau ci-dessous résume les possibilités de modélisation disponibles dans la fonction `ETS`.

TABLE 1 – Les acronymes de ETS et leurs composantes correspondantes

Acronymes	Signification de l'acronyme	Composantes pouvant prendre cet acronyme
N	None	Error, Trend, Seasonal
A	Additive	Error, Trend, Seasonal
Ad	Additive damped	Trend
M	multiplicative	Error, Trend, Seasonal
Md	multiplicative damped	Trend

Par exemple, la modélisation `models="AAN"` signifie que l'on va estimer les paramètres d'un modèle de lissage exponentiel avec erreur (Error) additive, tendance additive (Additive Trend) et sans saisonnalité.

Pour nos données, nous choisissons le modèle de lissage exponentiel multiplicatif avec tendance amortie (`models="MMdM"`). Ce choix a été fait empiriquement, tant d'un point de vue qualitatif (analyse des composantes de la série) que quantitatif (utilisation des données de 2011 et 2012 comme échantillon de validation).

3.2 Résultats

La Table 2 présente les erreurs de prévision obtenues sur la courbe fusionnée. Les Figures 3, 4 et 5 montrent la comparaison des productions réelles et les prévisions. MOYENNE est la moyenne périodique obtenue en moyennant, pour la prévision du mois de janvier par exemple, toutes les productions antérieures des mois de janvier. Cette méthode de référence est celle utilisée historiquement par ENERCOOP. Dans le tableau, nous mentionnons en gras les erreurs qui sont compétitives par rapport à cette méthode de référence. ETS1 est un modèle `models="MMdM"` avec paramètres de lissage $\alpha = 0.987$, $\beta = -0.009$, $\gamma = 0.02$ et $\phi = 0.98$. Ces paramètres ont été estimés par optimisation alternée (deux itérations) du RMSE avec une validation sur les années 2011 et 2012. L'optimisation est réalisée à l'aide d'un algorithme de descente de gradient avec contraintes sur les bornes inférieures et supérieures (`method="L-BFGS-B"` dans la fonction `optim` du logiciel R). ETS2 est un modèle "MMdM" (`models="MMdM"`) avec $\gamma = 0.02$ et $\phi = 0.98$, fixés à l'aide de la procédure précédente, et où α et β sont estimés par maximum de vraisemblance. On remarque que les méthode ETS1 et ETS2 donnent des erreurs plus faibles que MOYENNE en 2013 et 2015. Enfin, nous mentionnons également les résultats obtenus à l'aide d'un modèle ARIMA(2,1,1). Le choix des ordres de ce modèle a été fait empiriquement en observant les fonctions d'auto-corrélations et auto-corrélations partielles.

TABLE 2 – Mesures RMSE, MAPE et RAPE calculées sur 12 mois

	RMSE(KWh)			MAPE(%)			RAPE(%)		
	2013	2014	2015	2013	2014	2015	2013	2014	2015
ETS1 (M,Md,M)	622 056	1 575 448	996 041	9	20	26	8	20	19
ETS2(M,Md,M)	623 348	1 623 997	1 057 202	8	21	28	8	21	20
MOYENNE	1 171 064	1 195 355	2 157 571	16	17	59	15	17	42
ARIMA	873 412	1312164	1 757 466	11	18	45	11	18	32

On constate que l'erreur de prévision obtenue par exemple pour ETS1 et ETS2 en 2014 est très élevée que celle de la moyenne périodique (voir Table 2). Cela est du au fait qu'en 2014, pendant les mois de Janvier, Février, on a obtenu un profil de production qui est très différent de ce qu'on observait avant (voir Figure 4). Il y eut une production pendant ces mois qui dépasse toutes les productions des autres mois dans cette année, ce que les algorithmes n'ont pas pu anticiper.

4 Perspectives

Comme nous l'avons mentionné dans la section 2, la pluviométrie et la neige sont des variables essentielles à la production de l'hydro-électricité. Malheureusement, du fait du manque de prévisions mensuelles sur un horizon d'une année pour ces quantités, nous

ne pouvons pas les intégrer directement à notre modèle de prévision. Néanmoins, il devrait être possible d'intégrer des informations qualitatives de prévision saisonnière de la pluviométrie.

Bibliographie

- [1] Hyndman, R. J. et Athanasopoulo, G. (2014), *Forecasting : Principles and Practice*, OTexts.
- [2] Taylor, J. W. (2003), Exponential smoothing with a damped multiplicative trend, *International journal of Forecasting*, Elsevier, 19 :4, 715–725.
- [3] Hyndman, R. J. et Khandakar, Y. (2007), Automatic time series forecasting : the forecast package for R, *Journal of Statistical Software*, 27 :3, 1–22.
- [4] Nau, R. (2015), *Statistical forecasting : notes on regression and time series analysis*, Durham : Fuqua School of Business, Duke University.
- [5] RTE (2016), *Parc national annuel de production par filière*, https://opendata.rte-france.com/explore/dataset/parc_prod_par_filiere/table/?sort=-annee.

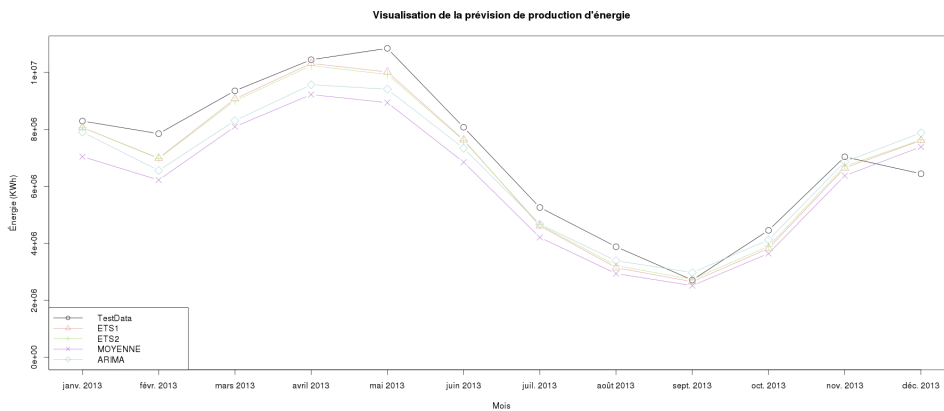


FIGURE 3 – Prévision de la production d'électricité hydraulique sur l'année 2013 : la production réelle est en couleur noire et les autres couleurs représentent les prévisions

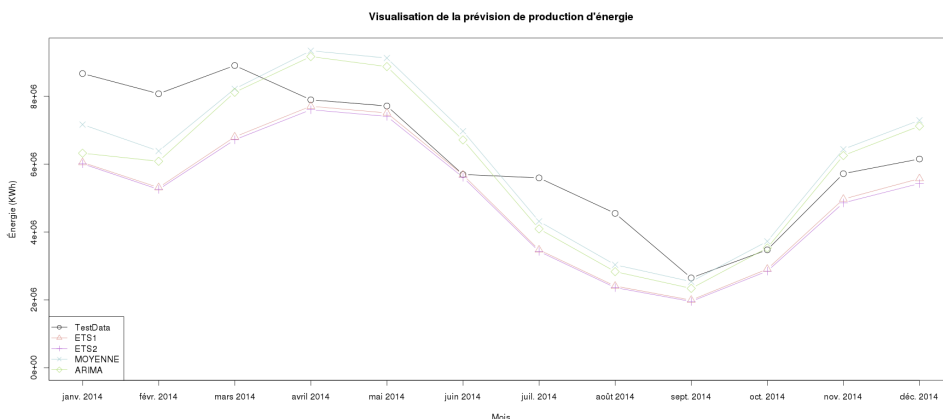


FIGURE 4 – Prédiction de la production d'électricité hydraulique sur l'année 2014 : la production réelle est en couleur noire et les autres couleurs représentent les prévisions

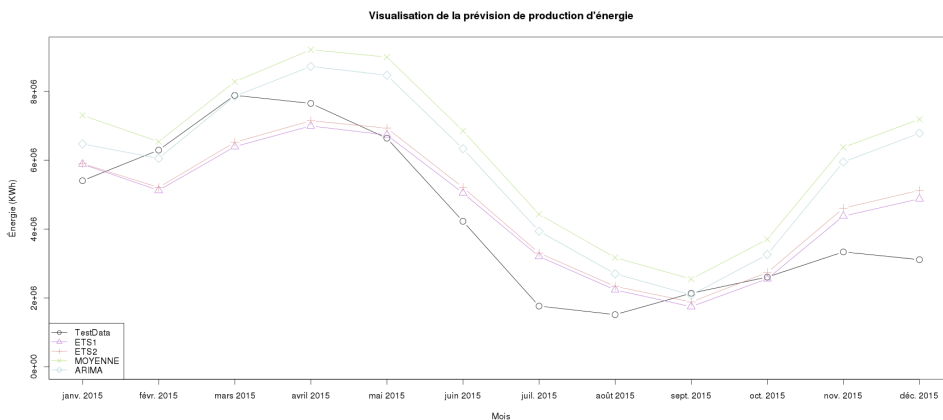


FIGURE 5 – Prédiction de la production d'électricité hydraulique sur l'année 2015 : la production réelle est en couleur noire et les autres couleurs représentent les prévisions