



HAL
open science

Windy Smart Grid : Prévion de l'impact des tempêtes sur le réseau d'électricité

William Lair, Hélène Decroix, Grégory Michel, François Meyer, Marc Chapert

► **To cite this version:**

William Lair, Hélène Decroix, Grégory Michel, François Meyer, Marc Chapert. Windy Smart Grid : Prévion de l'impact des tempêtes sur le réseau d'électricité. Congrès Lambda Mu 23 " Innovations et maîtrise des risques pour un avenir durable " - 23e Congrès de Maîtrise des Risques et de Sûreté de Fonctionnement, Institut pour la Maîtrise des Risques, Oct 2022, Paris Saclay, France. hal-03877877

HAL Id: hal-03877877

<https://hal.science/hal-03877877>

Submitted on 29 Nov 2022

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.

Windy Smart Grid : Prédiction de l'impact des tempêtes sur le réseau d'électricité

Windy Smart Grid: Forecasting the impact of storms on the power grid

LAIR William

EDF Lab Paris-Saclay

7 Boulevard Gaspard Monge 91120
Palaiseau
william.lair@edf.fr

MICHEL Grégory

EDF Lab Paris-Saclay

7 Boulevard Gaspard Monge 91120
Palaiseau
gregory.michel@edf.fr

CHAPERT Marc

Enedis

34 place des Corolles, 92079, Paris la
Défense
marc.chapert@enedis.fr

DECROIX Hélène

Enedis

34 place des Corolles, 92079, Paris la
Défense
helene.decroix@enedis.fr

MEYER François

Enedis

34 place des Corolles, 92079, Paris la
Défense
francois.meyer@enedis.fr

Résumé — Pour Enedis, le réapprovisionnement des clients en cas de coupure est un enjeu majeur, notamment lors d'une crise climatique malgré les difficultés inhérentes à ces situations. Enedis s'engage à rétablir l'alimentation de 90% des clients dans les 48 heures en cas d'incident climatique majeur. Pour tenir cet engagement, Enedis a entrepris différents projets pour mieux comprendre l'impact des tempêtes sur le réseau de distribution. Un nouveau logiciel, appelé Windy Smart Grid, basé sur un modèle de Cox, est utilisé depuis 2020 pour prévoir l'impact des tempêtes sur le réseau électrique. Windy Smart Grid calcule des indicateurs de prise de décision tels que le nombre prévisionnel de pannes causées par une tempête. Cet outil a été utilisé avec succès pour anticiper l'impact de la tempête "Aurore" en octobre 2021 et a permis de prendre la décision de pré-mobiliser les équipes de réparation deux jours avant le début de la tempête.

Mots-clefs — *gestion de crise, tempête, réseau électrique, prévision, data science*

Abstract — For Enedis, resupplying customers in the event of outages is a major challenge, especially during a climatic crisis despite the difficulties inherent in these situations. Enedis is committed to restoring power to 90% of customers within 48 hours in the event of a major climatic incident. A new software called Windy Smart Grid, based on a Cox model, is used since 2020. Windy Smart Grid calculates decision making indicators such as the predicted number of outages caused by a storm. This tool has been successfully used to anticipate the impact of the storm "Aurore" in October 2021 and make the decision to pre-mobilize repair teams two days before the beginning of the storm.

Keywords — *crisis management, windstorm, power grid, prediction, data science*

I. INTRODUCTION

Le passage des tempêtes Lothar et Martin en 1999 a montré la vulnérabilité du réseau aérien de distribution

d'électricité français aux aléas climatiques (3,4 millions de clients coupés suite au passage de ces tempêtes). Depuis, Enedis et la R&D du groupe EDF ont entrepris différents projets pour mieux comprendre les phénomènes de tempête et réduire leur impact sur la continuité de fourniture. Une partie de ces travaux consiste à développer un modèle prédictif permettant d'anticiper l'impact des tempêtes de vent afin de pré-mobiliser les équipes d'intervention le plus tôt possible et ainsi réduire la durée des coupures clients. Windy Smart Grid est le résultat de ce travail. Il produit des indicateurs d'aide à la décision qui aident les décideurs à pré-mobiliser les ressources au bon moment et au bon endroit avant une tempête. Ce faisant, les pannes seront réparées plus rapidement et la durée des interruptions sera réduite. Windy Smart Grid contribue à l'engagement d'Enedis de rétablir le courant pour 90% des clients dans les 48 heures en cas d'incident climatique majeur.

Dans le paragraphe suivant, nous présentons rapidement le réseau de distribution d'électricité. Ensuite, nous présentons les données utilisées pour calibrer le modèle. Dans le paragraphe suivant, Windy Smart Grid est introduit et les principaux indicateurs de décision sont détaillés. Le 4ème paragraphe décrit l'utilisation de Windy Smart Grid sur la tempête "Aurore" qui s'est produite en octobre 2021 et a provoqué la déconnexion de 250 000 clients.

II. LE RESEAU DE DISTRIBUTION D'ELECTRICITE

Le réseau de distribution d'électricité est constitué de deux types de lignes :

- Les lignes Moyenne Tension (MT) permettent le transport de l'électricité au niveau local vers les petites industries et les commerces. Elles assurent également

la liaison entre les clients et les postes de transformation. Ces lignes ont une tension comprise entre 15 kV et 30 kV.

- Les lignes Basse Tension (BT) sont les plus petites lignes du réseau. Leur tension est de 230V ou 400V. Ce sont celles que nous utilisons tous les jours pour alimenter nos appareils ménagers. Elles permettent la distribution de l'énergie électrique aux ménages et aux artisans.

Pour l'instant, Windy Smart Grid se concentre sur les lignes MT, mais des travaux sont en cours pour l'étendre aux lignes BT.

Lors d'une tempête, les rafales de vent peuvent provoquer la chute de pylônes ou de lignes électriques. Le risque est accru si la ligne est proche des arbres. Lorsque cela se produit, l'énergie électrique ne peut plus être distribuée par la ligne tombée, ce qui peut entraîner une panne de courant pour les clients qui dépendent de ces lignes. Quand cela se produit, le départ électrique MT situé au niveau du poste source est coupé. Un poste source fait la jonction entre le réseau de transport de RTE et le réseau de distribution d'Enedis. Cet événement est ce que l'on appelle un incident. Dans la suite du document, nous nous intéressons à prévoir l'occurrence d'un incident à la maille d'un départ MT, c'est-à-dire sur la ligne MT qui dépend du départ MT.

Lors d'une tempête, il est possible qu'une ligne MT subissent plusieurs défaillances à différents endroits. Dans le vocable utilisé ici, on parle de plusieurs défauts mais que d'un seul incident.

III. DESCRIPTION DES DONNÉES

A. Historique des incidents et défauts

Pour chaque incident et défaut, nous disposons de :

- La date et l'heure d'occurrence ;
- L'identification du départ MT dont dépend la ligne MT impactée ;
- Le type du composant qui a été cassé (aérien ou souterrain) ;
- La cause de la défaillance.

Ces données sont filtrées afin de ne conserver que les données d'incidents et défauts causées par le vent sur le réseau aérien.

B. Description du réseau

Pour chaque départ MT, nous disposons de :

- L'identification du départ MT ;
- La longueur de ligne aérienne MT qui dépend du départ MT ;
- La longueur de ligne aérienne MT qui dépend du départ MT proche d'arbres ;
- Les coordonnées GPS des postes MT/BT.

La partie des lignes proches des arbres a un risque plus important d'être impactée par une tempête de vent à cause des branches qui peuvent tomber dessus.

C. Données de prévision météo

Afin de comprendre l'impact des tempêtes sur le réseau électrique, nous avons besoin de données météorologiques lors des tempêtes passées. Météo-France nous a fourni les données ARPEGE [1] qui consistent en des prévisions météorologiques à intervalles horaires sur une grille de 10 km. Nous avons collecté des données lors de tempêtes survenues entre janvier 2014 et décembre 2020. Ce jeu de données est composé de rafales de vent, de température et d'humidité.

D. La base de données d'apprentissage

A partir de ces trois ensembles de données, nous fabriquons une base d'apprentissage pour le modèle de Windy Smart Grid. Tout d'abord, nous devons associer un point météo (de la grille ARPEGE) à un départ MT. Pour chaque départ MT, nous construisons le plus petit rectangle qui encadre tous ses postes MT/BT. Le "point météo" utilisé pour extraire les données de vent, température et humidité est choisi comme suit :

- Si au moins un "point météo" se trouve dans le rectangle, nous sélectionnons celui qui renvoie la valeur de rafale de vent la plus élevée.
- Si aucun point météo ne se trouve dans le rectangle, on choisit celui qui est le plus proche du centre du rectangle.

La base de données d'apprentissage est composée, pour chaque départ MT et chaque tempête, de :

- Le nom et la date de la tempête ;
- La description du départ MT pendant la tempête (longueur...) ;
- Les données décrivant la météo pendant la tempête (température minimale et humidité maximale) ;
- Si le départ MT a subi un incident pendant la tempête ou non ;
- Le nombre de défauts MT observés pendant la tempête ;
- Pour la rafale de vent, il y a deux possibilités :
 - Si le départ MT a subi un incident, nous conservons la rafale de vent maximale avant l'occurrence de l'incident;
 - Si le départ MT n'a pas subi d'incident, on garde la rafale maximale pendant la tempête. En termes de fiabilité, il s'agit d'une censure à droite.

IV. WINDY SMART GRID

A. Présentation générale

Windy Smart Grid est une application web RShiny à laquelle Enedis peut accéder via une URL. Elle calcule des indicateurs d'aide à la décision en utilisant un modèle de Cox [2] pour prévoir le nombre d'incidents et de défauts sur le réseau MT par région et par département. La procédure de calcul fait l'objet d'un brevet en instance [3].

L'entrée du modèle est constituée des prévisions météorologiques ARPEGE de Météo-France. Comme les prévisions météorologiques peuvent aller jusqu'à 112h dans le futur, il en est de même pour Windy Smart Grid. L'interface

RShiny affiche des cartes et des graphiques qui permettent d'anticiper l'impact d'une tempête de vent sur le réseau de distribution électrique français MV.

Lorsque les prévisions de nombre d'incidents dépassent un seuil, un mail d'alerte est envoyé aux personnes concernées. Le mail synthétise les prévisions, fournit quelques graphiques et invite les utilisateurs à se connecter à l'application pour obtenir des prévisions plus détaillées.

B. Le modèle de Cox

Le modèle de Cox à risques proportionnels [2] est une classe de modèles de survie en statistique. Les modèles de survie étudient le temps écoulé avant qu'un événement ne survienne. Historiquement, cet événement est le décès de l'individu. Au cours des années, l'utilisation du modèle s'est étendue à d'autres situations, en particulier dans le milieu industriel, où les modèles de survie sont utilisés pour prévoir le temps avant une défaillance. Le modèle de Cox a l'avantage d'évaluer l'impact de covariables (caractéristiques techniques des matériels, conditions d'utilisation...) sur le risque de défaillance. Dans notre cadre, le modèle de Cox va nous permettre d'évaluer pour chaque départ MT le risque d'incident en fonction des rafales, de la longueur d'aérien...

Classiquement, le modèle de Cox exprime le taux de panne, noté λ , en fonction du temps t et des covariables X_1, \dots, X_n . Ces covariables peuvent être numériques et catégorielles. Le taux de défaillance s'exprime de la façon suivante :

$$\lambda(t, X_1, \dots, X_n) = \lambda_0(t) e^{\sum_{i=1}^n \beta_i X_i} \quad (1)$$

$\lambda_0(t)$ est appelé risque de base. Il correspond au risque instantané de défaillance lorsque toutes les covariables sont nulles. Le modèle de Cox a la particularité de ne pas avoir besoin de paramétrer cette fonction de risque. On dit que c'est un modèle à risque proportionnel car les risques sont évalués proportionnellement à une référence. La référence pour une variable catégorielle est l'une des possibilités et la référence pour une variable continue est, ici, 0. Les paramètres β_i , qui représentent l'impact des covariables sur le risque de défaillance. Ce modèle prend en compte les données censurées, en particulier celles qui sont censurées à droite, c'est-à-dire les matériels qui ne sont pas encore tombés en panne au temps t .

Théoriquement, le modèle peut prendre en compte l'évolution de variables en fonction du temps (comme le vent) mais cela nécessite de discrétiser les variables continues et cela complexifie le modèle. Nous avons fait le choix d'adapter le modèle à nos objectifs et nos données. Pour chaque départ MT, nous disposons d'une série temporelle de prévision de rafale de vent sur la durée de la tempête. Notre idée consiste à remplacer dans le modèle la variable aléatoire classique « le temps écoulé avant qu'un incident sur le départ ne survienne » par la variable aléatoire R « la rafale maximale prévue avant l'occurrence d'un incident ». Un départ « survit » à une tempête si la rafale maximale prévue pour ce départ, notée r , n'a pas été suffisante pour le couper, autrement dit la rafale maximale à laquelle ce départ se coupera R est supérieure à r . La probabilité de cet événement s'apparente à la fiabilité et se note $P(R > r)$. Une tempête avec des rafales plus puissantes aurait eu plus de chance de couper le départ. Ainsi, le taux de défaillance s'exprime comme suit :

$$\lambda(r_t, X_1, \dots, X_n) = \lambda_0(r_t) e^{\sum_{i=1}^n \beta_i X_i} \quad (2)$$

Avec r_t la valeur maximale des rafales de vent prévues entre le début de la tempête et le temps t (0 étant le début de la tempête). X représente les covariables telles que la longueur de la ligne, la longueur de la ligne près des arbres, les coordonnées GPS, le mois où la tempête se produit, l'humidité maximale et la température minimale. Les paramètres λ_0 et β sont estimés en maximisant la fonction de vraisemblance à l'aide du package R *Survival*. Le modèle de Cox a été appris sur les tempêtes passées (entre 2014 et 2020).

Afin d'évaluer le modèle, nous utilisons l'indice de concordance, voir [4]. L'indice de concordance, ou C-index, est une généralisation de l'aire sous la courbe ROC (AUC) qui peut prendre en compte les données censurées. Il représente l'évaluation globale du pouvoir de discrimination du modèle : il s'agit de la capacité du modèle à fournir correctement un classement fiable des temps de survie en fonction des scores de risque individuels. L'indice de notre modèle de Cox est de 0,72.

C. Estimation de la résistance des lignes MT au vent

La fiabilité, définie comme la probabilité pour un départ MT que ses lignes MT survivent à des rafales de vent, peut être quantifiée par un estimateur de Kaplan-Meier, voir Fig. 1. Le graphique montre que les rafales de vent inférieures à 20 m.s⁻¹ n'ont aucun effet. Il montre également que les lignes MT soumises à des rafales de vent de 40 m.s⁻¹ auront une probabilité de 0,66 de subir un incident. Cependant, la probabilité dépend des caractéristiques du départ MT et d'autres variables météorologiques, de sorte qu'un modèle de Cox semble approprié.

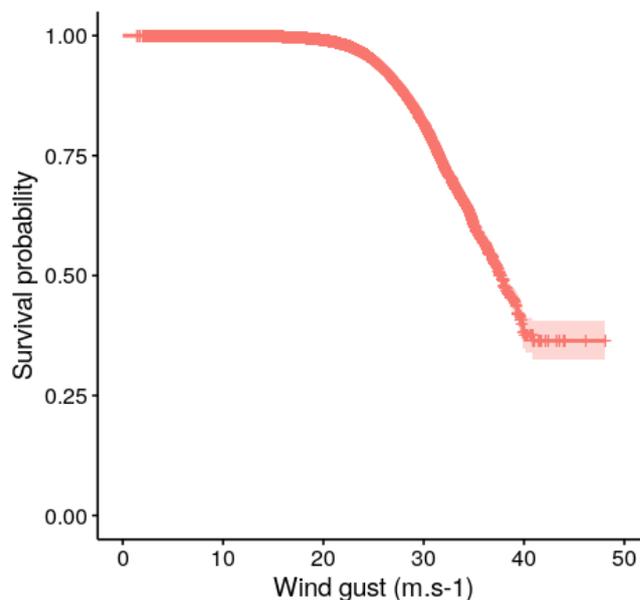


Fig. 1. Probabilité d'une ligne MT de survivre à des rafales de vent (estimateur de Kaplan-Meier)

D. Calcul du nombre d'incidents

En pratique, Météo-France fournit de nouvelles données de prévision météorologique issues du modèle ARPEGE toutes les 6 heures. Lorsque de nouvelles données sont disponibles, Windy Smart Grid calcule automatiquement la probabilité d'occurrence d'un incident avant le temps t , notée p_t^d , pour chaque départ MT d :

$$p_t^d = 1 - e^{-\lambda_0(r_t^d) e^{\sum_{i=1}^n \beta_i X_i^d}} \quad (3)$$

Ces probabilités sont calculées au pas horaire. A partir de ces probabilités, on calcule le nombre moyen d'incidents parmi un ensemble de départs MT (comme un département ou une région de France). S'il y a N_d départs dans le cluster, le nombre moyen cumulé d'incidents survenus avant le temps t est :

$$E[N_{incident}(t)] = \sum_{l=1}^{N_d} p_t^d \quad (4)$$

Le calcul explicite de la loi du nombre d'incidents parmi N_d départs MT est possible mais nécessite un travail important d'implémentation et un temps de calcul conséquent. En considérant que l'occurrence de l'incident sur un départ l avant le temps t est le résultat d'une expérience de Bernoulli de paramètre p_t^d , la loi du nombre de pannes parmi une population de N_d départs MT peut être obtenue en calculant le produit de convolution de N_d lois de Bernoulli. Pour éviter ce calcul coûteux, nous utilisons l'inégalité de Le Cam [5] qui nous permet d'approximer cette distribution par une distribution de Poisson de paramètre $\sum_{l=1}^{N_d} p_t^d$. Cette approximation est possible car :

- Connaissant les conditions météorologiques, les incidents sont indépendants les uns des autres ;
- Le grand nombre de départs MT suggère que nous sommes dans un cadre asymptotique ;
- Les probabilités d'incident sont globalement faibles.

On peut donc simplement calculer les quantiles de cette distribution de Poisson (par exemple 0,005 et 0,995) pour obtenir un intervalle de confiance de 99% pour le nombre de pannes parmi une population de N_d départs MT. Cet intervalle de confiance évalue l'incertitude du nombre d'incidents en supposant que les prévisions météo sont correctes mais il ne prend pas en compte l'incertitude des prévisions météorologiques. Cela signifie que si les prévisions météorologiques sont fausses, le nombre réel d'incidents ne sera pas nécessairement dans l'intervalle de confiance. C'est souvent le cas avec les premières prévisions de Windy Smart Grid qui ont lieu 3 ou 4 jours avant la tempête. Les prévisions météorologiques ont tendance à être plus précises à mesure que la tempête se rapproche.

E. Calcul du nombre de défauts

A partir de la probabilité d'occurrence d'un incident p_d , il est possible de calculer le nombre de défauts MT. En effet, l'événement « occurrence d'un incident » est équivalent à « occurrence d'au moins 1 défaut ». Soit N_{def}^d le nombre de défauts pour un départ d , nous avons :

$$p_d = 1 - P(N_{def}^d = 0) \quad (5)$$

En considérant les défauts successifs d'un départ MT d comme indépendants, le nombre de défauts MT, suit une loi de Poisson de paramètre λ_d^{def} ce qui induit que :

$$p_d = 1 - e^{-\lambda_d^{def}} \quad (6)$$

Par suite,

$$\lambda_d^{def} = -\log(1 - p_d) \quad (7)$$

Comme pour le nombre d'incidents, il est possible d'évaluer le nombre de défauts N_{def} sur une zone composée de N_d départs MT. En utilisant le même raisonnement, N_{def} suit une loi de poisson de paramètre $\sum_{d=1}^{N_{dep}} \lambda_d$. Nous en déduisons que le nombre moyen de défauts sur une zone comprenant N_d départs MT s'obtient de la façon suivante :

$$E[N_{def}] = \sum_{d=1}^{N_{dep}} \lambda_d \quad (8)$$

Les quantiles à 0.05% et 99,5% de cette loi sont utilisés pour obtenir un intervalle à 99% de cette estimation moyenne.

V. EXEMPLE SUR LA TEMPETE AURORE

A. Synthèse des prévisions avant la tempête

La tempête Aurore s'est produite entre le 20 et 21 octobre 2021 en France. La première alerte Windy Smart Grid a été envoyée le 17 octobre. Après cela, une alerte a été envoyée toutes les 6 heures jusqu'à la tempête avec des prévisions mises à jour.

La Fig. 2 montre l'erreur des prévisions Windy Smart Grid utilisant tous les run ARPEGE de la 1ère alerte au début de la tempête. On observe que l'erreur a tendance à se réduire au fur et à mesure que la tempête se rapproche. De plus, la prévision du nombre de défauts semble légèrement moins précise que la prévision du nombre d'incidents. L'erreur est calculée comme suit :

$$Erreur = \frac{N_{reel} - N_{WSG}}{N_{reel}} * 100 \quad (9)$$

Avec N_{WSG} le nombre moyen d'incidents ou de défauts prévus en France par Windy Smart Grid et N_{reel} le nombre d'incidents ou de défauts observés en France après la tempête.

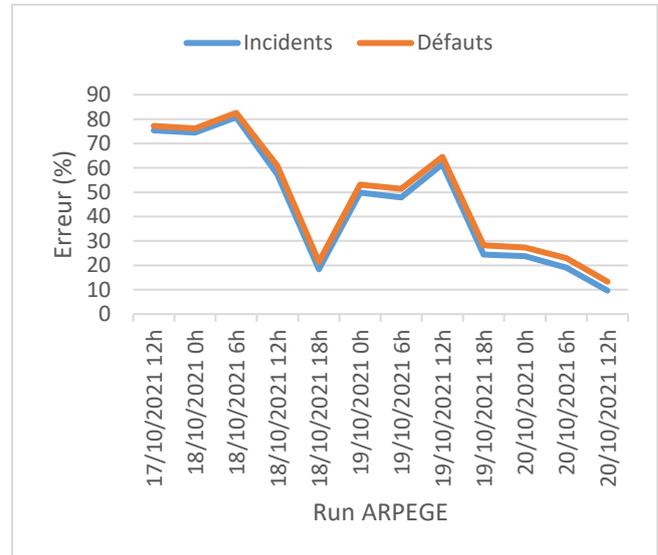


Fig. 2. Erreur relative des prévisions d'incident et de défauts à la maille France en fonction du run ARPEGE

B. Détails de la prévision basée sur le run ARPEGE du 20/10/2021 à 12h UTC

Les figures suivantes montrent les prévisions du Windy Smart Grid utilisant le run ARPEGE du 20/10/2021 à 12h UTC, quelques heures avant le début de la tempête. Étant

donné que le nombre d'incidents est confidentiel, ils ne sont pas montrés dans cet exemple.

L'interface permet également d'afficher les prévisions du nombre de défauts cependant, sans l'axe montrant les quantités, il est impossible de distinguer les graphiques des incidents de ceux représentant les défauts, raison pour laquelle ils ne sont pas montrés dans cet article.

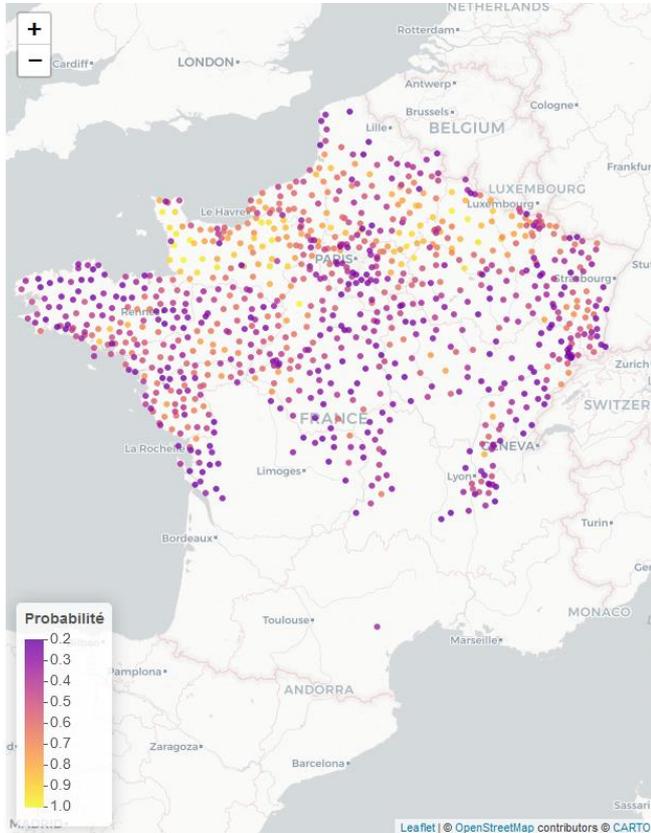


Fig. 3. Probabilité d'occurrence d'un incident à la maille des postes sources

La carte de la Fig. 3 illustre la probabilité que, pour un poste source, au moins un de ses départs MT subisse un incident. Cette probabilité notée p_{PS} se calcule de la façon suivante :

$$p_{PS} = 1 - \prod_{i=1}^{N_{dep}^{PS}} (1 - p_{d_i}) \quad (10)$$

Avec N_{dep}^{PS} le nombre de départ MT sur le poste source PS.

Seule les postes sources avec une probabilité d'incident supérieure à 0,2 sont affichés. Cette carte peut être utilisée pour détecter les postes sources qui présentent un risque élevé d'incident afin d'envoyer des équipes de réparation à proximité des lignes électriques MT connectées à ces postes sources.

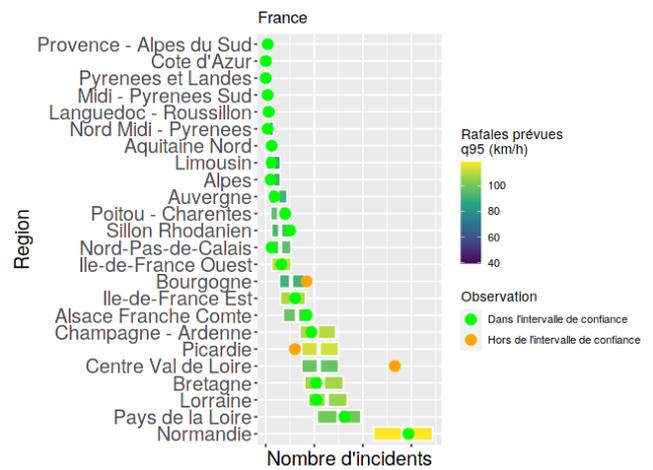


Fig. 4. Nombre d'incidents prévus et réalisés par région

La Fig. 4 montre l'impact prévu et réel de la tempête Aurore sur le réseau de distribution d'électricité Français. Windy Smart Grid prévoyait que la Normandie serait la région la plus touchée, et cela a été vraiment le cas. Le nombre prévu d'incidents est représenté par un intervalle de confiance et le nombre observé d'incidents est affiché par un point. Le point est vert s'il est dans l'intervalle de confiance et orange sinon. La couleur de l'intervalle de confiance représente le quantile de 0,95 de rafale de vent prévue sur les départs MT de la région.

Presque tous les nombres observés de pannes se situent dans l'intervalle de confiance, ce qui montre les bonnes performances du modèle. Cependant, il y a une erreur importante dans la région Centre Val de Loire. Après une courte enquête, il semble que la prévision des rafales de vent était en deçà de la réalité.

Il est possible de zoomer dans une région afin d'afficher les mêmes quantités par département. Par exemple, le graphique de la Fig. 5 montre les résultats pour les départements de Normandie. Les prévisions étaient assez bonnes puisque tous les nombres observés de pannes se situent dans l'intervalle de confiance.

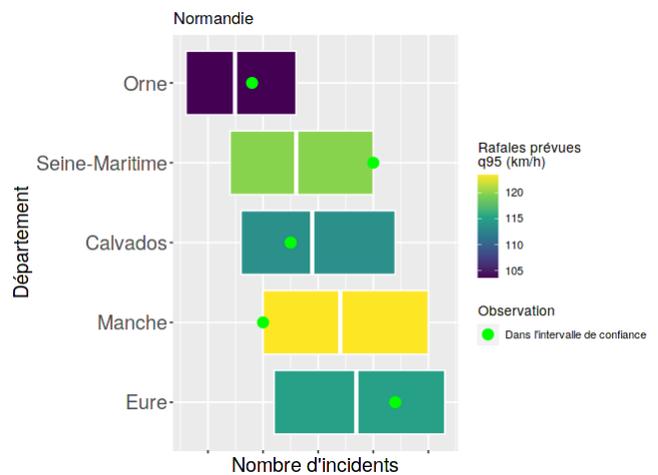


Fig. 5. Nombre d'incidents prévus et réalisés par département en Normandie

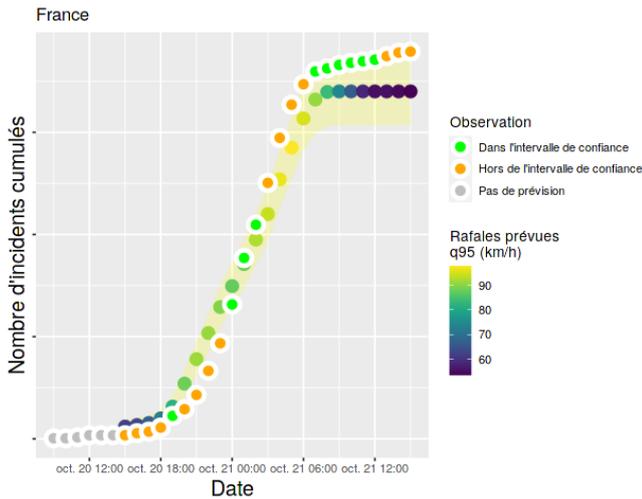


Fig. 6. Evolution horaire du nombre cumulé d'incidents prévus et réalisés en France

Le graphique de la Fig. 6 illustre l'évolution horaire du nombre cumulé d'incidents prévus et observés en France. Les incidents prévus sont affichés par des points colorés allant du jaune au bleu. La couleur représente le quantile de 0,95 de rafale de vent. La bande jaune représente l'intervalle de confiance. Comme précédemment, les points représentant les nombres réels d'incidents sont verts s'ils sont dans l'intervalle de confiance et orange sinon. Le modèle a bien prédit la dynamique de l'évolution du nombre cumulé d'incidents.

Le même graphique peut être affiché par région. Par exemple, le graphique de la Fig. 7 compare le nombre prévu et réel cumulé d'incidents en Normandie. Nous observons que Windy Smart Grid a prédit trop d'incidents au début de la tempête entre 21h le 20 octobre et 1h le 21 octobre. Cependant, après cela, le nombre de pannes observées rattrape la prévision.

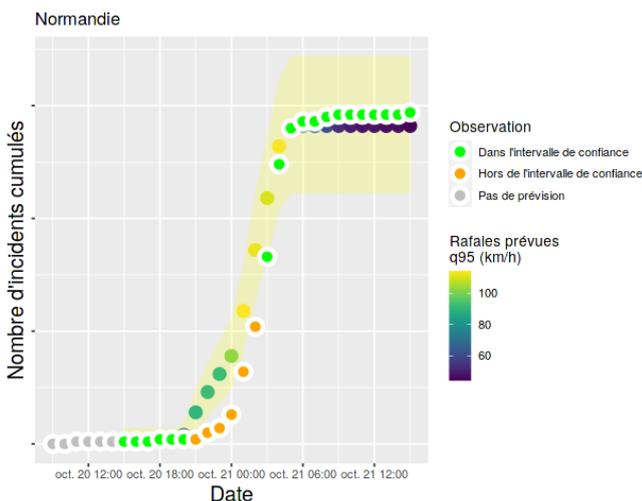


Fig. 7. Evolution horaire du nombre cumulé d'incidents prévus et observés en Normandie

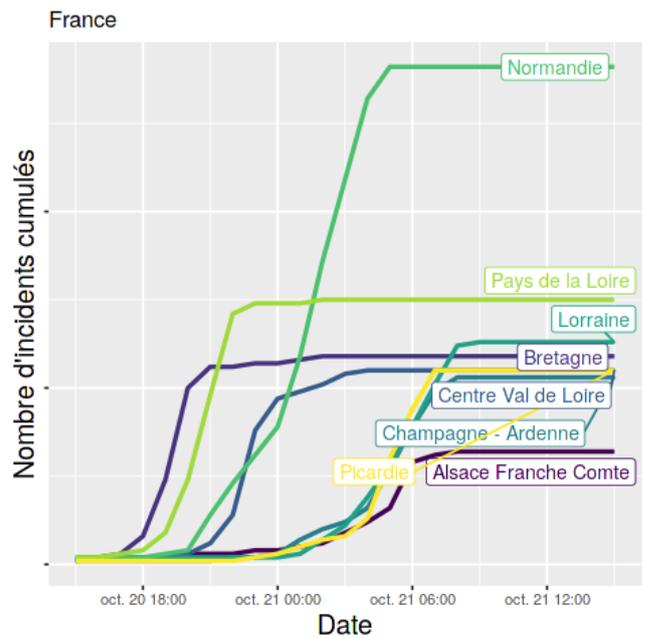


Fig. 8. Prévision horaire du nombre d'incidents sur les principales régions impactées

Le graphique de la Fig. 8 montre l'impact de la tempête sur les régions françaises les plus impactées. Il montre dans quel ordre les régions seront touchées et cela peut être utile pour organiser les équipes de réparation et planifier leurs déplacements. Windy Smart Grid a prédit que la tempête Aurore toucherait d'abord la Bretagne, puis les Pays de la Loire, le Centre Val de Loire et la Normandie. Compte tenu de l'incertitude des prévisions météo, ces prévisions horaires sont très bonnes et ont permis de bien anticiper l'événement quelques heures avant le début de la tempête.

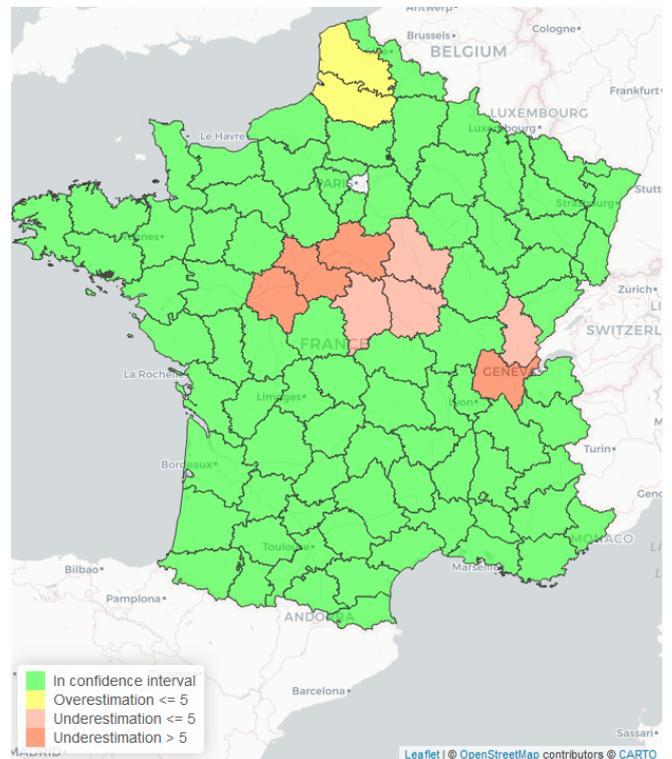


Fig. 9. Carte de comparaison des prévisions et observations à l'échelle des départements

La carte de la Fig. 9 est une comparaison entre l'impact prévu et réel de la tempête Aurore à l'échelle des départements. Un département est coloré en vert lorsque la valeur réelle se situe dans l'intervalle de confiance. On constate que le nombre d'incidents a été bien prévu pour la plupart des départements, à l'exception de ceux de la région Centre Val de Loire.

VI. CONCLUSIONS

Windy Smart Grid est un outil puissant utilisé par Enedis pour prévoir l'impact des tempêtes de vent sur le réseau de distribution MT. Il a déjà été testé sur plusieurs tempêtes comme Alex et Barbara en octobre 2020, Bella en décembre 2020 et plus récemment Aurore en octobre 2021. A chaque fois, les prévisions étaient proches de ce qui se passe réellement sur le terrain.

Windy Smart Grid contribue à la réduction de la durée des coupures électriques en aidant à pré-mobiliser les équipes de réparation au bon moment et à les envoyer au bon endroit avant une tempête.

Un processus d'industrialisation est en cours afin d'intégrer Windy Smart Grid durablement dans le panel d'outils utilisés par Enedis pour la gestion de crise.

VII. PERSPECTIVES

Pour l'instant, Windy Smart Grid ne prévoit que l'impact des tempêtes de vent sur le réseau MT, mais nous travaillons actuellement sur un modèle qui prévoit l'impact sur le réseau BT.

Les tempêtes de vent ne sont pas les seuls phénomènes météorologiques problématiques. Les tempêtes de neige peuvent également entraîner des conséquences catastrophiques sur le réseau électrique. Un projet est en cours pour développer Snowy Smart Grid !

Le réseau électrique n'est pas le seul réseau à souffrir lorsqu'une tempête de vent se produit. Nous supposons que Windy Smart Grid pourrait potentiellement aider les réseaux ferroviaires et de télécommunications.

REFERENCES

- [1] J. Pailleux, J. F. Geleyn, and E. Legrand, "La prévision numérique du temps avec les modèles ARPÈGE et ALADIN-Bilan et perspectives", La Météorologie, 2000.
- [2] DR. Cox, "Regression models and life tables (with discussion)". J R Statist Soc B 34, 1972, pp.187–220.
- [3] W. Lair, C. Dondé and P. Carer, "Method for Predicting Meteorological Risks on an Overhead Electrical Network Infrastructure". European Patent Office, 2022, EP3975082.
- [4] H. Uno, T. Cai, M. J. Pencina, R. B. D'Agostino and L. J. Wei, "On the C-statistics for evaluating overall adequacy of risk prediction procedures with censored survival data". Statistics in medicine, 30(10), 2011, pp. 1105–1117. <https://doi.org/10.1002/sim.4154>.
- [5] L. Le Cam, "An Approximation Theorem for the Poisson Binomial Distribution", Pacific Journal of Mathematics, vol. 10, no 4, 1960, pp. 1181–1197.