Statistiques Appliquées
Note de synthèse

Risque en température - ENGIE

BERNARD Foucauld
LEWINSKI Grégory
STIZI Nina

Encadrant : DORAY Franck

15 mai 2023

Table des matières

Introduction

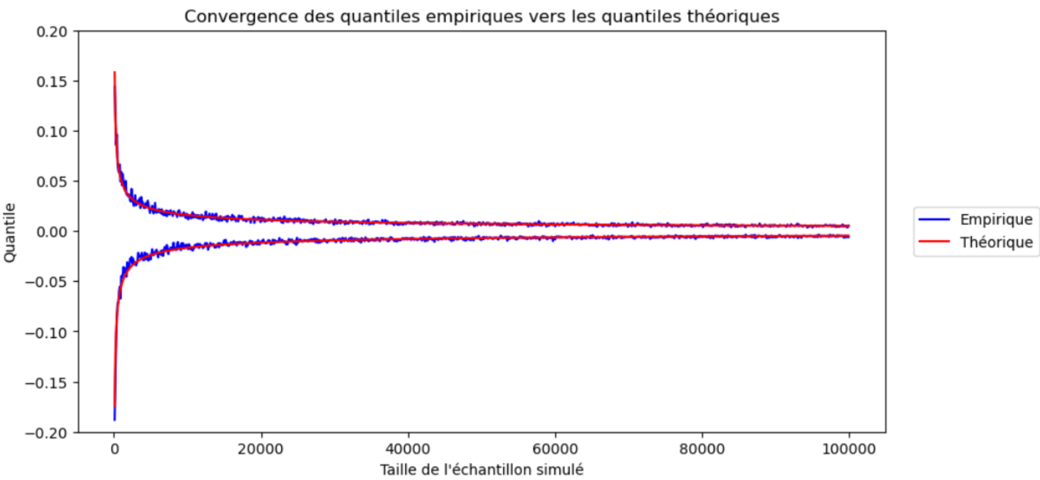
Dans le **secteur du gaz**, **ENGIE se positionne comme leader européen**. Comme fournisseur de gaz européen, et a fortiori français, **ENGIE** doit remplir les obligations du service public (OSP) et de la Commission de Régulation de l'Énergie (CRE). Ces problématiques, entre autres, obligent **ENGIE** à réaliser des **simulations de températures afin de déterminer les risques en température, et y répondre (anticiper l'approvisionnement, le stockage, etc.)**.
L'objet de ce projet de statistiques appliquées est donc de calculer des quantiles de températures pour répondre au problème suivant :

À quelle température doit-on s'attendre avec un risque de 2% ?

I Rappels sur les convergences

Avant de réaliser le simulateur de températures, nous vérifions les principes de convergence des quantiles empiriques vers les quantiles théoriques par méthode de Monte-Carlo. Cette méthode de calcul de quantiles, par Monte-Carlo, est utilisée à la fin du projet pour obtenir les risques en température.

Nous pouvons dessiner plusieurs trajectoires de convergence, notamment sur les quantiles. C'est la méthode de Monte-Carlo. Les résultats ci-dessous nous permettent de confirmer la convergence des quantiles empiriques vers les quantiles théoriques.



II Simulateur de températures

Si nous disposons, en effet, d'**un simulateur de températures**, nous bénéficierons d'un **nombre quasi illimité de scénari de températures, et ainsi pourrons-nous avoir suffisament de *samples* pour calculer un quantile par la méthode de Monte-Carlo**.

II.1 Modèle de la série temporelle des températures

Si nous notons X_t la temperature à la date t, nous pouvons la réécrire $X_{a,j}$, ou j désigne le jour entre $\{1, \ldots, 365\}$ et a l'année.
Notons $S_j = \mathbf{E}_a[X_{a,j}]$, la moyenne journalière de températures, que l'on appelle **normale de saison** ou moyenne saisonnière.
Nous définissons alors définir $A_{a,j}$, l'anomalie de températures comme l'écart entre $X_{a,j}$, la température relevée au jour j de l'année a, et S_j, la normale saisonnière. Nous sommes alors dotés du modèle :

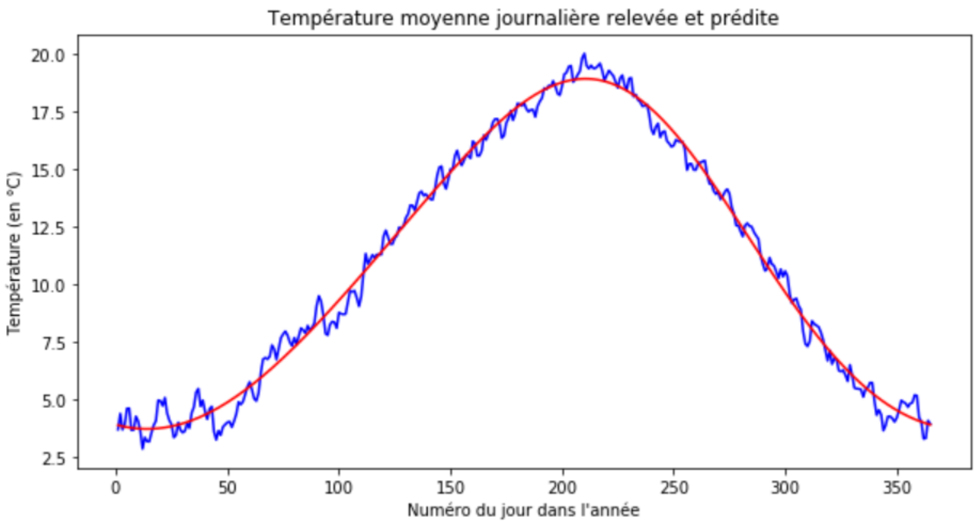
$$X_{a,j} = S_j + A_{a,j}.$$

où, par construction, A est un processus centré.

II.2 Normales de saison

Nous souhaitons rendre déterministe le terme de normale saisonnière. Ainsi, nous déterminons une fonction $f : j \mapsto f(j)$ qui approxime les températures moyennes journalières S_j pour tout jour $j \in \{1, \ldots, 365\}$. Une telle approximation donne une **fonction déterministe et plus lisse** qui nous permettra, ensuite, de **simuler les températures en ayant uniquement l'anomalie de températures comme terme stochastique**.

La normale saisonnière peut être approximée par les séries de Fourier, **comme une somme de polynômes trigonométriques**.
Par régression linéaire, nous obtenons la fonction f recherchée. Le graphique ci-dessous montre que f est une **excellente approximation des normales saisonnières**.



II.3 Anomalies de températures

L'analyse de l'anomalie de températures $(A_t)_t$ est indispensable à la bonne modélisation de la température $(X_t)_t$. En effet, même si f est une excellente approximation de la

normale saisonnière, f **approxime très mal la température**.
Cette analyse nous permet de dire que :

- **l'anomalie de températures est fonction du temps et n'est pas stationnaire sur l'année**.
- **l'anomalie de températures semble stationnaire par mois**.

La stationnarité des anomalies de températures est vérifée par le test de Dickey-Fuller augmenté et par la méthode des autocorrélations partielles. Les graphiques d'autocorrélations partielles nous indiquent que **pour tout mois m, le processus $(A_{m,j})_j$ peut être simulé selon un modèle autorégressif d'ordre 1 AR(1)** de la sorte :

$$A_t = \alpha_m + \beta_m A_{t-1} + \epsilon_t,$$

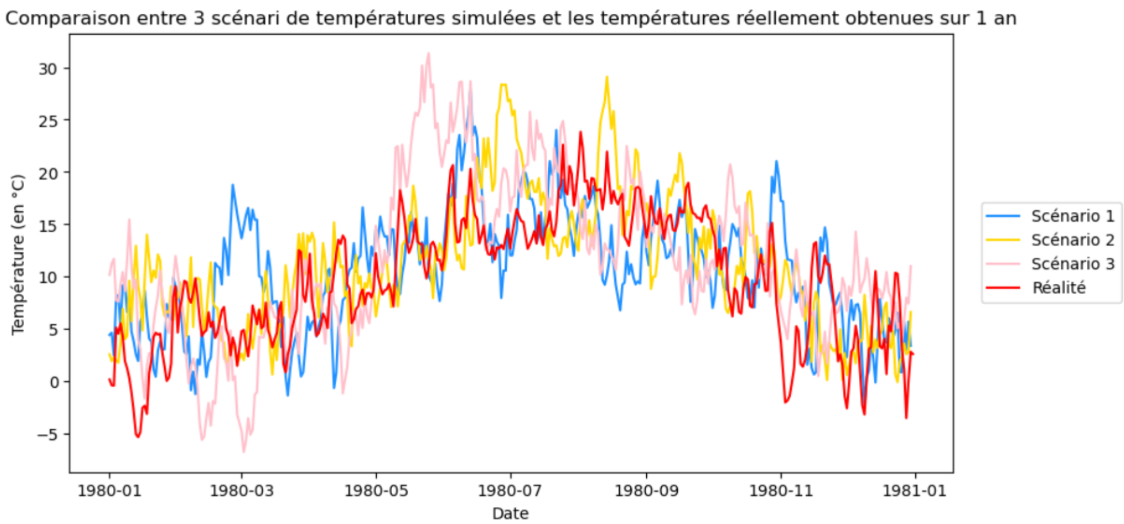
où :

- $t = (j, m, a)$ est la date t décomposée au format jour j, mois m, année a.
- ϵ_t est le résidu de la régression et est stochastique.
- α_m et β_m sont les coefficients de régression pour chaque mois $m \in \{1, ..., 12\}$ et sont déterministes.

A l'aide de Python, nous réalisons un **simulateur des anomalies de températures stochastiques donnant différents scénari possibles à une même date donnée**.

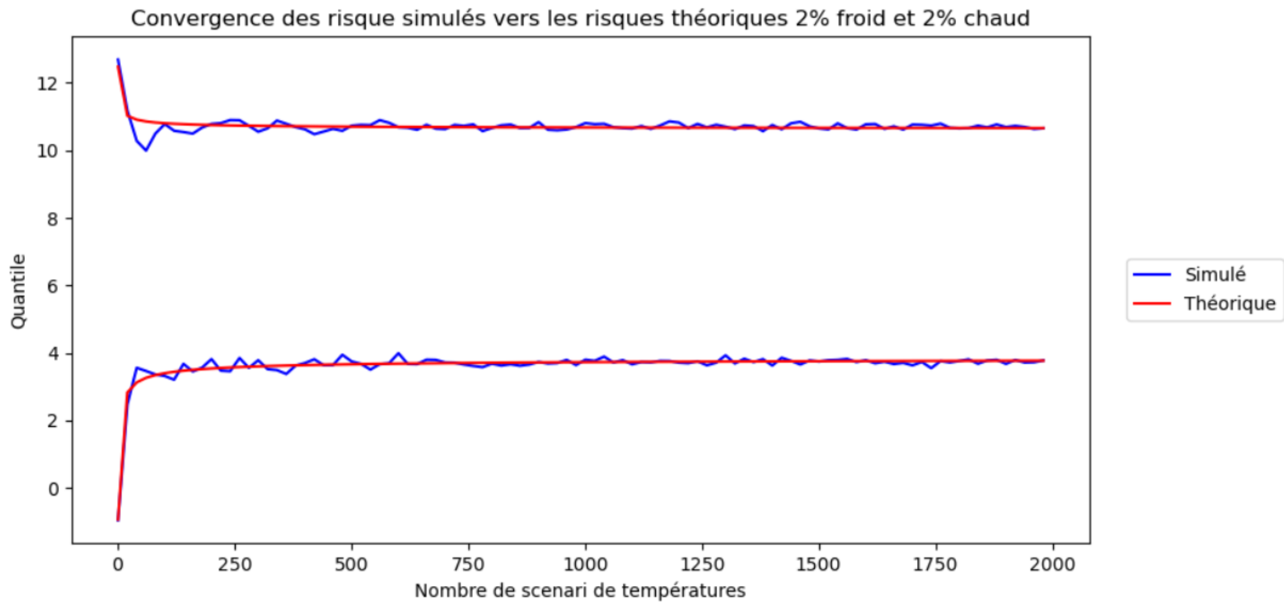
II.4 Simulateur de températures

Les étapes précédentes nous rendent capables de créer un simulateur de températures. **Les températures simulées par notre simulateur miment très bien la réalité, au point où on ne sait plus distinguer la température prélevée dans la réalité de la température simulée par notre simulateur**.



III Risque 2% en température

À partir du simulateur de températures, nous calculons des risques de températures. Nous commençons par le risque 20% froid mois par mois pour comprendre quels mois sont le plus de porteur de risque d'un froid extrême (froid 2%). Après avoir remarqué que ce risque est décuplé en hiver, nous calculons le quantile 2% froid sur les mois d'hiver. C'est ce que montre le graphique suivant.



En hiver, il y a un risque 2% que la température soit en-deçà de +3.771°C pendant trois jous consécutifs..

Conclusion

L'objet de ce projet de statistiques appliquées était de calculer des quantiles de températures pour répondre au problème suivant :

À quelle température doit-on s'attendre avec un risque de 2% ?

Pour ce faire, nous avons créé un simulateur de températures permettant de simuler N scenaris de températures pour une même date à partir d'un historique de températures relevées quotidiennement du 1er janvier 1980 au 31 décembre 2009. Par méthode de Monte-Carlo, nous avons ensuite calculé les quantiles 2% froids. Les résultats de ce calcul des quantiles 2% nous permettent de répondre à la question posée.

En hiver, avec un risque 2%, nous pouvons nous attendre à ce que les températures soient sous +3.771°C pendant trois jours consécutifs.