

# TEMPÉRATURES MAXIMALES EN FRANCE AU 21ÈME SIÈCLE

Occitane Barboux<sup>1</sup>, Philippe Naveau<sup>2</sup>, Nathalie Bertrand<sup>3</sup> & Aurélien Ribes<sup>4</sup>

<sup>1</sup> *Institut de Radioprotection et de Sûreté Nucléaire, Centre National de Recherches  
Météorologiques, France, occitane.barboux@umr-cnrm.fr*

<sup>2</sup> *Laboratoire des Sciences du Climat et de l'Environnement, Centre national de la recherche  
scientifique, France, philippe.naveau@lsce.ipsl.fr*

<sup>3</sup> *Institut de Radioprotection et de Sûreté Nucléaire, France, nathalie.bertrand@irsn.fr*

<sup>4</sup> *Centre National de Recherches Météorologiques, Université de Toulouse, Météo France,  
Centre national de la recherche scientifique, France, aurelien.ribes@meteo.fr*

**Résumé.** : Extrêmes de Température en France au 21ème siècle

Dans un contexte de changement climatique, il est nécessaire d'adapter les normes de protections contre divers aléas naturels. Ce travail vise à quantifier le risque de dépassement de niveaux élevés de température, à l'échelle d'un site d'intérêt et à l'horizon 2100.

Le niveau de retour est l'indicateur de niveau de risque usuel. Étant défini par sa probabilité de dépassement annuel, il n'est pas adapté pour l'étude du risque sur une période en l'absence de stationnarité. Un autre indicateur, capable de caractériser le risque sur l'ensemble d'une période d'intérêt, est nécessaire. La Fiabilité Équivalente, qui caractérise le maximum sur une période, a donc été sélectionnée car sa probabilité de dépassement sur une période est identique à la probabilité totale de dépassement sur la même période pour le niveau de retour (Liang 2016 et Hu 2018).

La Fiabilité équivalente est estimée en adaptant la méthode statistique de Ribes (2020) et Robin (2020).

La méthode des Maxima Annuels a été utilisée avec une distribution d'extremum généralisée (GEV) non stationnaire, appliquée à des maxima quotidien de température. La non-stationnarité sur les paramètres est ici donnée par une covariable, la température moyenne annuelle européenne, qui agit comme un proxy du réchauffement effectif.

L'utilisation d'un cadre bayésien nous permet d'intégrer diverses sources d'informations. Ainsi l'incertitude sur l'évolution future du climat et des divers scénarios est intégrée en formant une distribution a-priori à partir des trajectoires des Modèles de Climat Globaux. L'information sur les conditions locales du point d'intérêt est fournie lors de la contrainte par les données de mesures météorologiques sur site.

Après avoir comparé divers algorithmes de Monte-Carlo par chaînes de Markov, nous avons utilisé l'algorithme No-U-Turn Sampler (Holman 2014) implémenté par STAN pour estimer les distributions a-posteriori de nos paramètres.

L'estimateur prédictif intègre l'incertitude sur l'ensemble de la distribution pour chacun des paramètres. Il permet de prendre en compte une gamme plus large de valeurs possibles que l'estimateur médian. De plus, il permet d'obtenir une valeur unique, plus adaptée aux normes de sûreté que la notion d'intervalle de confiance. Nous l'avons ici adapté à la Fiabilité Équivalente.

Une application de notre méthode est faite pour la Vallée du Rhône, en France, sur la période 2050-2100 pour divers scénarios d'émissions.

**Mots-clés.** Environnement et statistique, Extrêmes et risques, Statistique bayésienne

**Abstract.** Extreme Temperature in France by 2100

In a context of climate change, design levels for environmental extremes have to be redefined. This work aims to estimate the risk of extreme temperature levels excess by 2100 at a local scale.

The usual risk indicator, the annual return level, is only defined in a stationary context. Since it's defined as a level corresponding to an annual probability of excess, its value can't be defined for a period of interest. It is necessary to select another risk indicator able to cover a full time period. The Equivalent Reliability, which defines the distribution of the maximum event during the period, was chosen for because its probability of excess over a period is the same as the total probability of excess over a period for a stationary return level (Liang 2016 et Hu 2018).

The method used to estimate the Equivalent Reliability is adapted from the statistical method by Ribes (2020) and Robin (2020).

An Annual Maxima framework and a non-stationary Generalized extreme value distribution, applied to daily maximum temperatures, are used to estimate extreme temperatures. The non stationarity in the parameters is given by a covariate, the European annual mean temperature, as a proxy of climate warming.

The method's Bayesian framework uses a prior probability distribution based on Global Climate Models to account for uncertainty on the future of climate change, which is then constrained by local meteorological measurements. After comparing several Markov chain Monte Carlo algorithm (MCMC), an estimation of the posterior parameters' distributions was produced using the No-U-Turn Sampler MCMC algorithm implemented in Stan (Holman 2014).

The predictive estimate, including uncertainty over the parameters' full distribution, was adapted to Equivalent Reliability. It accounts for a larger range of possible extreme values than the median estimate, while providing a unique value fit for design calculation.

Our method was applied to the Rhone Valley on France over the period 2050-2100 given several emissions scenarios.

**Keywords.** Environment and statistics, Extremes and risk, Bayesian statistics

## 1 Introduction

Le changement climatique entraîne une augmentation de l'intensité et de la fréquence des évènements de température extrêmes. Il est donc nécessaire d'adapter les normes de protections contre cet aléa naturel. Ce travail vise à quantifier le risque de dépassement de niveaux élevés de température, à l'échelle d'un site d'intérêt et à l'horizon 2100.

Pour cela, il est tout d'abord nécessaire de définir un indicateur de niveau de risque adapté

au contexte non-stationnaire: La fiabilité Équivalente. Cet indicateur est ensuite estimé à partir d’une méthode bayésienne qui permet l’intégration de deux sources d’informations: Les modèles Climatiques Globaux et les observations météorologiques locales. Enfin, l’incertitude sur les paramètres est intégrée dans une adaptation prédictive de l’indicateur.

## 2 La Fiabilité équivalente

Le niveau de retour est l’indicateur de niveau de risque usuel, notamment pour les normes de construction. Étant défini par sa probabilité de dépassement annuel, il n’est pas adapté pour l’étude du risque sur une période en l’absence de stationnarité, puisque la probabilité annuelle d’un niveau de température fixe évolue chaque année. Il n’est donc plus possible de l’utiliser pour fixer une norme unique.

Plusieurs indicateurs tels que l’Expected Waiting Time ou l’Average Design Life Level ont été développés pour adapter la notion de niveau de retour au contexte non-stationnaire.

Notre problème nécessite un indicateur capable de caractériser le risque sur l’ensemble d’une période d’intérêt, tout en conservant une logique commune avec le niveau de retour, basé sur la probabilité annuelle de dépassement. La Fiabilité Équivalente, qui caractérise le maximum sur une période, a été sélectionnée car sa probabilité de dépassement sur une période est identique à la probabilité totale de dépassement sur la même période pour le niveau de retour (Liang 2016 et Hu 2018).

On l’obtient en résolvant l’équation suivante :

$$P[\text{Max}_{t \in [T_1, T_2]}(Y_t) \leq z_{T_2 - T_1}^{\text{ER}}] = \left(1 - \frac{1}{T}\right)^{T_2 - T_1 + 1}$$

Avec  $T_1 - T_2$  la période d’intérêt,  $Y_t$  le maximum annuel pour l’année  $t$ , et  $T$  la période de retour équivalente.

Il est donc nécessaire d’estimer la distribution des maxima sur une période.

## 3 Méthode d’estimation

Notre travail vise à estimer des températures rares et extrêmes. Nous avons donc utilisé la méthode des Maxima Annuels avec une distribution d’extremum généralisée (GEV) non stationnaire. Le paramètre de forme est le seul paramètre conservé stationnaire.

La non-stationnarité sur les paramètres est donnée par une covariable, la température moyenne annuelle européenne, qui agit comme un proxy du réchauffement effectif. Contrairement à une dépendance linéaire directe au temps, elle permet d’intégrer les possibles évolutions suivant les différents scénarios.

### 3.1 Intégration de l'information globale

Les distributions des paramètres de la GEV sont estimées en adaptant la méthode statistique de Ribes (2020) et Robin (2020).

L'utilisation d'un cadre bayésien nous permet d'intégrer diverses sources d'informations.

Ainsi, l'incertitude sur l'évolution future du climat et des divers scénarios est intégrée en formant une distribution gaussienne multivariée a-priori à partir des trajectoires des Modèles de Climat Globaux. Dans notre application, nous disposons de 28 modèles de Climat Globaux disposant de 250 ans de données, de 1850 à 2100. Cette plage de temps correspond à la période historique puis à la période future pour les Modèles de Climat Globaux.

### 3.2 Estimation des paramètres contraints

L'information sur les conditions locales du point d'intérêt est fournie lors de l'étape de contrainte par les données de mesures météorologiques d'une station Météo France locale. Dans notre application, les données de maxima quotidiens sont fournies par la station Météorologique de Pierrelatte. Elle est située à proximité du point d'intérêt, et sa chronique dure depuis 37 ans avec peu de ruptures.

Après avoir comparé divers algorithmes de Monte-Carlo par chaînes de Markov, nous avons choisi d'utiliser l'algorithme No-U-Turn Sampler (Holman 2014) implémenté par STAN pour estimer les distributions a-posteriori de nos paramètres.

## 4 Estimateur prédictif

L'estimateur prédictif intègre l'incertitude sur l'ensemble de la distribution pour chacun des paramètres. Il permet de prendre en compte une gamme plus large de valeurs possibles que l'estimateur médian. De plus, il permet d'obtenir une valeur unique, plus adaptée aux normes de sûreté que la notion d'intervalle de confiance.

Nous l'avons ici adapté à la Fiabilité Équivalente. L'indicateur est obtenu en résolvant :

$$P[\text{Max}_{t \in [\mathbf{T}_1, \mathbf{T}_2]}(Y_t) \leq \mathbf{z}_{\mathbf{T}_2 - \mathbf{T}_1}^{\mathbf{ER}} | Y^0, X^0] = (1 - \frac{1}{\mathbf{T}})^{\mathbf{T}_2 - \mathbf{T}_1 + 1}$$

Avec  $Y^0, X^0$  les observations locales et de la covariable.

La valeur visée est obtenue en tirant un grand nombre de maxima sur la période pour un grand nombre de tirages de jeux de paramètres GEV, puis en prenant le quantile de la distribution mélange ainsi obtenue.

Les distributions obtenues sont illustrées dans la figure ci-dessous:

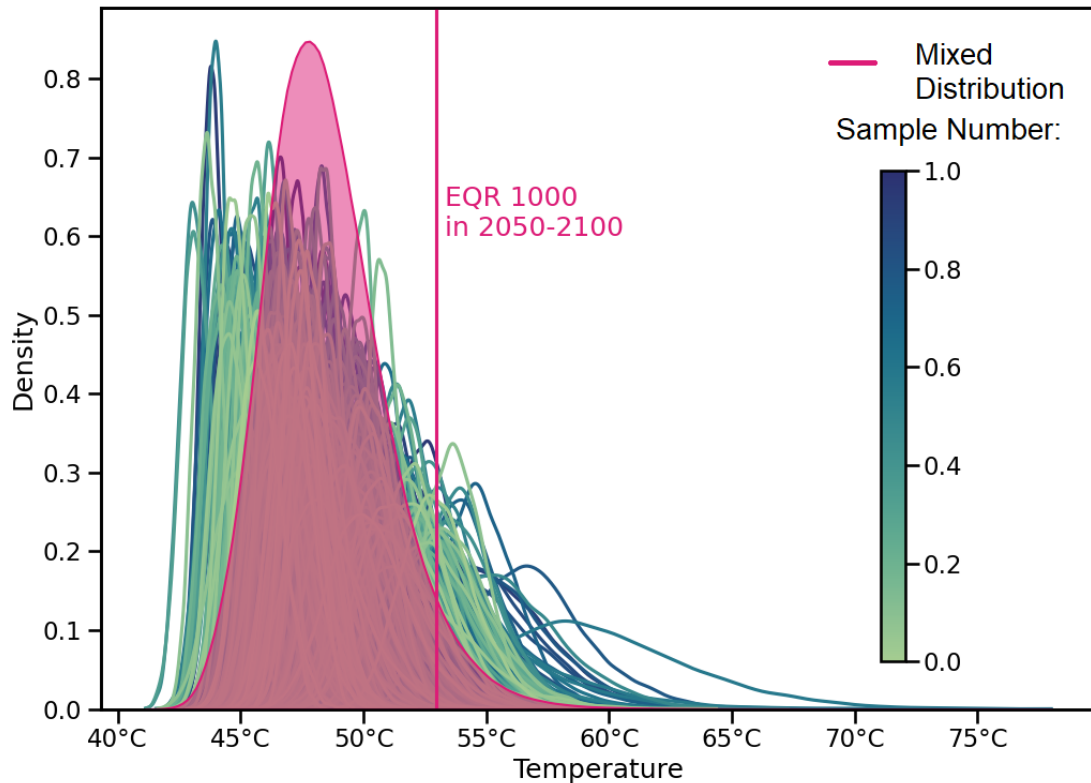


Figure 1: Distribution des maxima sur la période 2050-2100. Les distributions de bleu à vert correspondent à la distribution pour chaque unique jeu de paramètres. La distribution rouge est la distribution mélange pour l'ensemble des jeux de paramètres tirés.

Ainsi, dans l'exemple ci-dessus, avec une projection future de type scénario SSP 5-8.5 , on peut estimer que sur la période 2050-2100, la température qui a une probabilité annuelle de 0.001 et totale de 0.05 d'être atteinte ou dépassée est 53°C.

## Bibliographie

Homan, M.D. and Gelman, A. (2014) 'The No-U-turn sampler: adaptively setting path lengths in Hamiltonian Monte Carlo', *The Journal of Machine Learning Research*, 15(1), pp. 1593-1623.

Hu, Y. et al. (2018) 'Concept of Equivalent Reliability for Estimating the Design Flood under Non-stationary Conditions', *Water Resources Management*, 32(3), pp. 997-1011.

Liang, Z. et al. (2016) 'Study on the estimation of design value under non-stationary environment', *South-to-North Water Transfers Water Sci Tech*, 14, pp. 50-53.

Ribes, A., Thao, S. and Cattiaux, J. (2020) 'Describing the Relationship between a Weather Event and Climate Change: A New Statistical Approach', *Journal of Climate*, 33(15), pp. 6297-6314.

Robin, Y. and Ribes, A. (2020) 'Nonstationary extreme value analysis for event attribution combining climate models and observations', *Advances in Statistical Climatology, Meteorology and Oceanography*, 6(2), pp. 205-221.