

■ Problématique

■ Application

▶ Données ▶ Outils

■ Etapes 1 et 2: Construction de la prior

■ Etape 3: Application de la contrainte

■ Quantité d'intérêt

■ Prédictive

■ Premiers Résultats

■ Conclusion

■ Bibliographie

■ Slides supplémentaires

Sujet de thèse: Réaliser des **projections** en fin de siècle, de **températures extrêmes**, à l'échelle **locale**.

Objectifs:

- Choisir un indicateur adapté au contexte non stationnaire.
- L'estimer en utilisant une méthode qui intègre les modèles climatiques et les observations.
- L'adapter aux conditions locales .

■ Problématique

■ Application

▶ Données ▶ Outils

■ Etapes 1 et 2: Construction de la prior

■ Etape 3: Application de la contrainte

■ Quantité d'intérêt

■ Prédictive

■ Premiers Résultats

■ Conclusion

■ Bibliographie

■ Slides supplémentaires

Le site du Tricastin:

- Dans la Vallée du Rhône (Relief)
- En service depuis 1980
- Altitude: 54m (Google Earth)

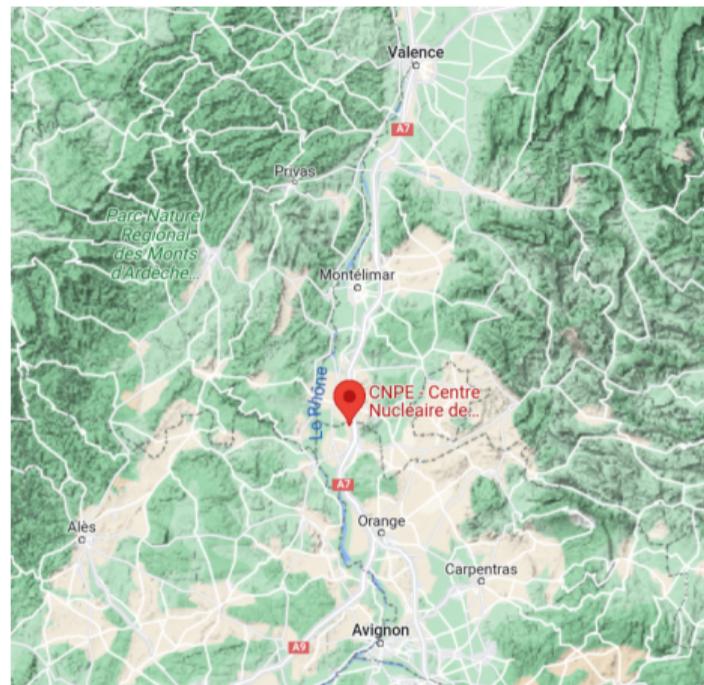


Figure: Situation du CNPE Tricastin

Données

- TX quotidienne locale et Valeurs moyennes annuelles sur l'Europe.
- 28 Modèles de climats **Globaux**, Génération CMIP6, runs **historiques et scénarios**, ici SSP 5-8.5.
- Quelques **explosions numériques** (Exclues)
- Observations à Pierrelatte (locale) et Crutem5 (Europe)

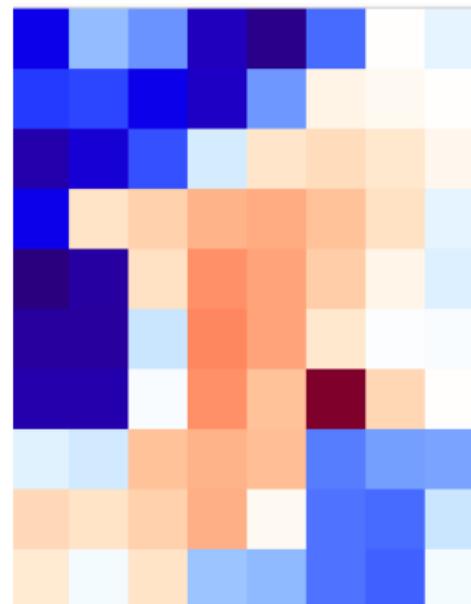


Figure: TX du 6 aout 2066 pour UKESM1-o-LL - France

Contraintes:

- Travail sur des **valeurs extrêmes**: Maxima Annuels, Distribution **GEV**.
- **Non-stationarité**: **Covariable** de température Globale (Européenne). Relation au temps et intégration des scénarios.

$$Y \sim \mathbb{P}_t = GEV(\mu_t, \sigma_t, \xi)$$

$$\mathbb{M}(t) = \begin{cases} \mu(t) & = \mu_0 + \mu_1 X_t \\ \sigma(t) & = \exp(\sigma_0 + \sigma_1 X_t) \\ \xi(t) & = \xi_0 \end{cases}$$

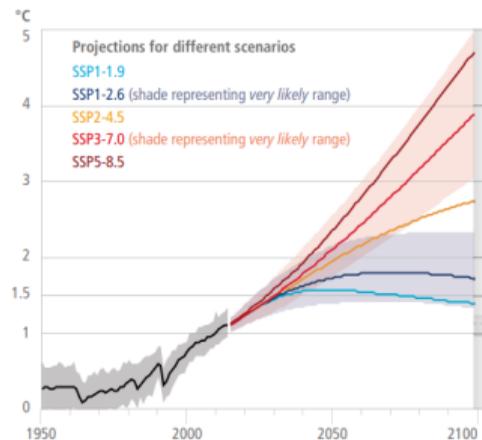


Figure: Différents scénarios d'évolution. (IPCC, 2022)

Méthode tirée de Robin et Ribes (2020):

1. Estimation des paramètres de la GEV pour chaque modèle climatique.
2. Multisynthèse: Création de la prior.
3. Contrainte par les observations.

Utilisée sur la **France entière** et pour l'attribution.

Utilisé aussi sur les **valeurs moyennes** de température.

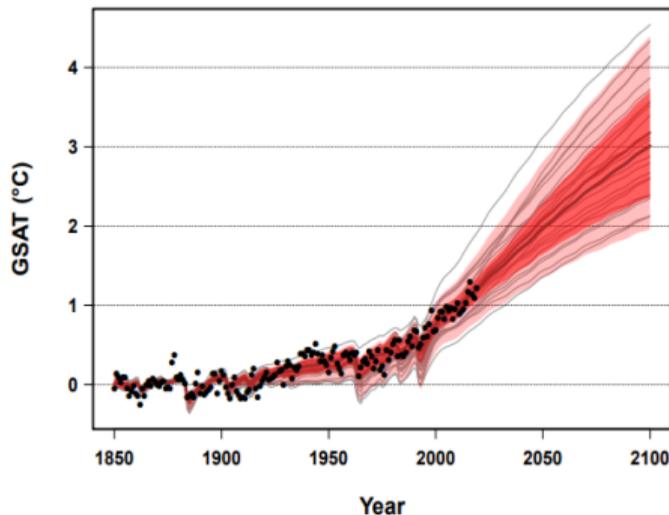


Figure: Illustration de la méthode par contrainte sur des températures moyennes.

- Problématique
- Application
 - ▶ Données
 - ▶ Outils
- **Etapes 1 et 2: Construction de la prior**
- Etape 3: Application de la contrainte
- Quantité d'intérêt
- Prédictive
- Premiers Résultats
- Conclusion
- Bibliographie
- Slides supplémentaires

Pour chaque modèle climatique:

- Estimation de $X_{1850} - X_{2100}$ avec un modèle EMB (Energy Balance Model, package NSSEA)
- Estimation des paramètres de la GEV θ_{GEV} par Maximum de Vraisemblance (Package SDFC).
- Choix: Travail en **anomalies** (Période de référence 1986- 2016)

⇒ On obtient **28 tirages** différents de θ_{GEV} et $X_{1850} - X_{2100}$

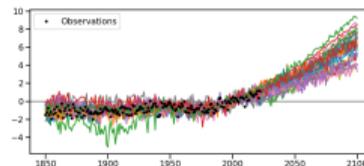


Figure: Anomalies de température Moyenne sur l'Europe (Covariable)

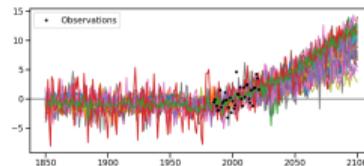


Figure: Anomalies de température Maximale Annuelle sur Tricastin

Création d'une **prior**:

- Incluant les 5 paramètres GEV θ_{GEV} et les 250 ans de la covariable $X_{1850} - X_{2100}$.
- **Gaussienne Multivariée** (Moyenne et covariance des jeux de paramètres)

Raisonnement:

- Chaque ajustement sur un modèle climatique est une réalisation possible.
- **Hypothèse:** Les modèles sont statistiquement indistinguables de la vérité. (\neq modèles centrées sur la vérité.)
- **Attention:** la vérité peut être en dehors de la distribution **si les modèles ne sont pas assez dispersés.**

⇒ **Comment évaluer la qualité de la prior ?**

- Problématique
- Application
 - ▶ Données
 - ▶ Outils
- Etapes 1 et 2: Construction de la prior
- **Etape 3: Application de la contrainte**
- Quantité d'intérêt
- Prédictive
- Premiers Résultats
- Conclusion
- Bibliographie
- Slides supplémentaires

Grâce au théorème de Bayes:

Avec $\theta = \{X_{1850} - X_{2100}, \theta_{GEV}\}$, Y^0 les observations locales et X^0 celles de la covariable.

$$\mathbb{P}(\theta|Y^0 \cap X^0) = \frac{\mathbb{P}[Y^0|(\theta|X^0)]\mathbb{P}(\theta|X^0)}{\mathbb{P}(Y^0)}$$

L'estimation se fait donc en **deux étapes**:

- **La contrainte par la covariable** $\mathbb{P}(\theta|X^0)$. Posterior obtenue par **loi conjuguée** grâce au Gaussian conditioning theorem (Eaton 1983).
- **La contrainte par les observations locales**. Pas de posterior explicite, donc estimation par **MCMC**.

On suppose X_t **connu** (Tirage), on estime les paramètres de la GEV

$$\theta_{GEV} = \{\mu_0, \mu_1, \sigma_0, \sigma_1, \xi\}.$$

Estimation par **Metropolis Hasting**.

Concept:

- A chaque étape, **bruite** les paramètres.
- **Probabilité d'accepter** la version bruitée suivant la vraisemblance de Y^0 et de la prior $\pi(\theta)$

Des **paramètres à choisir** (Forme de la fonction de transition).

⇒ Comparaison de divers variantes de l'algorithme MCMC et diverses implémentations (NSSEA, STAN)

⇒ Choix d'utiliser l'agorithme No-U-Turn Sampler implémenté par STAN (Rapidité: 40000 samples en 3 minutes).

- Problématique
- Application
 - ▶ Données
 - ▶ Outils
- Etapes 1 et 2: Construction de la prior
- Etape 3: Application de la contrainte
- **Quantité d'intérêt**
- Prédictive
- Premiers Résultats
- Conclusion
- Bibliographie
- Slides supplémentaires

Problème:

- Niveau de retour stationnaire: Non utilisable.
- Probabilité Annuelle de dépassement **non fixe dans le temps.**
- Besoin: Définir une quantité suivant sa **probabilité annuelle de dépassement** et **la période** à couvrir.
- Nécessité: **Logique similaire** au Niveau de retour.

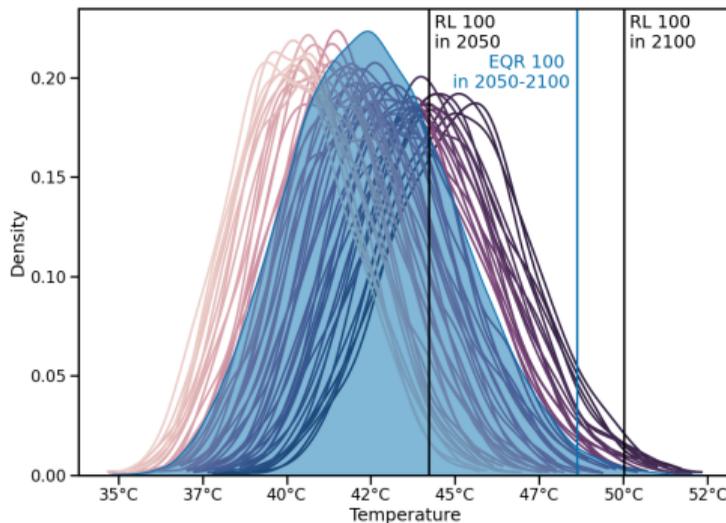
Niveau de Retour	Probabilité annuelle	Probabilité de dépassement sur 50 ans
50	0.02	0.64
100	0.01	0.40
1000	0.001	0.05
10000	0.0001	0.005

Equivalent Reliability:

Pour $p = 1/T$ probabilité annuelle et T_1, T_2 la période d'intérêt:

$$P\left[\bigcap_{t=T_1}^{T_2} (Y_t < z_{T_2-T_1}^{ER})\right] = \left(1 - \frac{1}{T}\right)^{T_2-T_1+1}$$

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



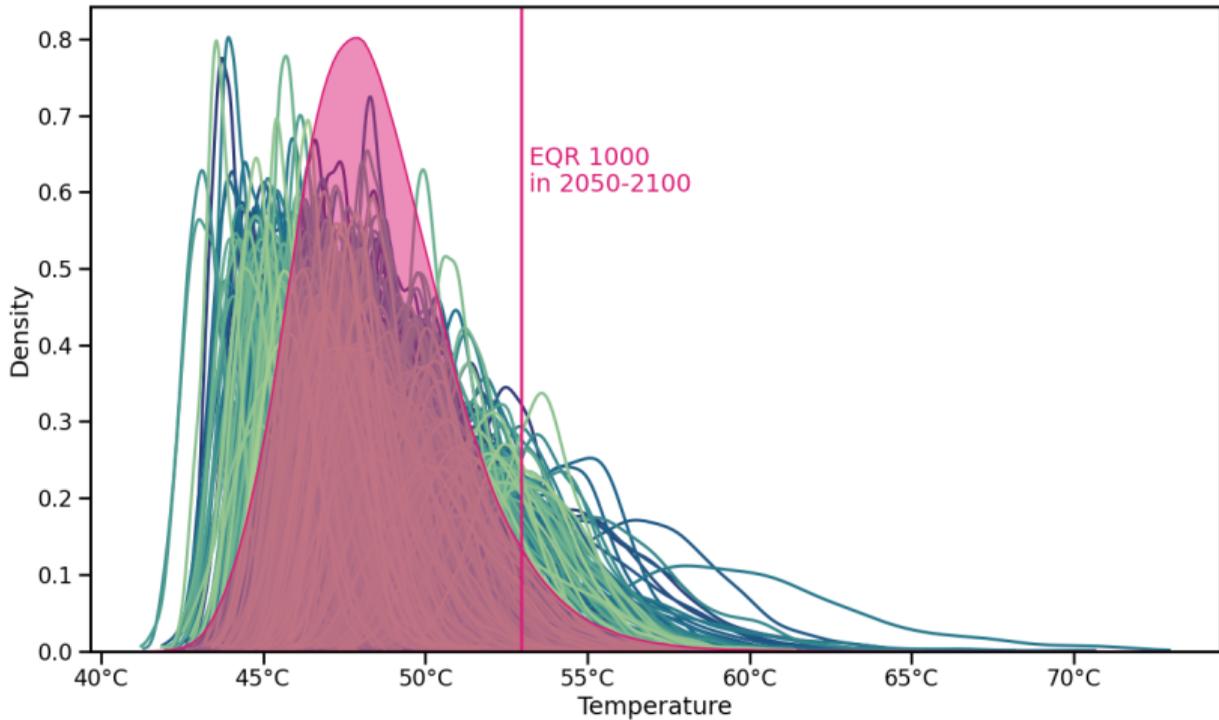
- Problématique
- Application
 - ▶ Données
 - ▶ Outils
- Etapes 1 et 2: Construction de la prior
- Etape 3: Application de la contrainte
- Quantité d'intérêt
- **Prédictive**
- Premiers Résultats
- Conclusion
- Bibliographie
- Slides supplémentaires

Prédictive: On adapte la définition de l'EQR en intégrant suivant les paramètres:

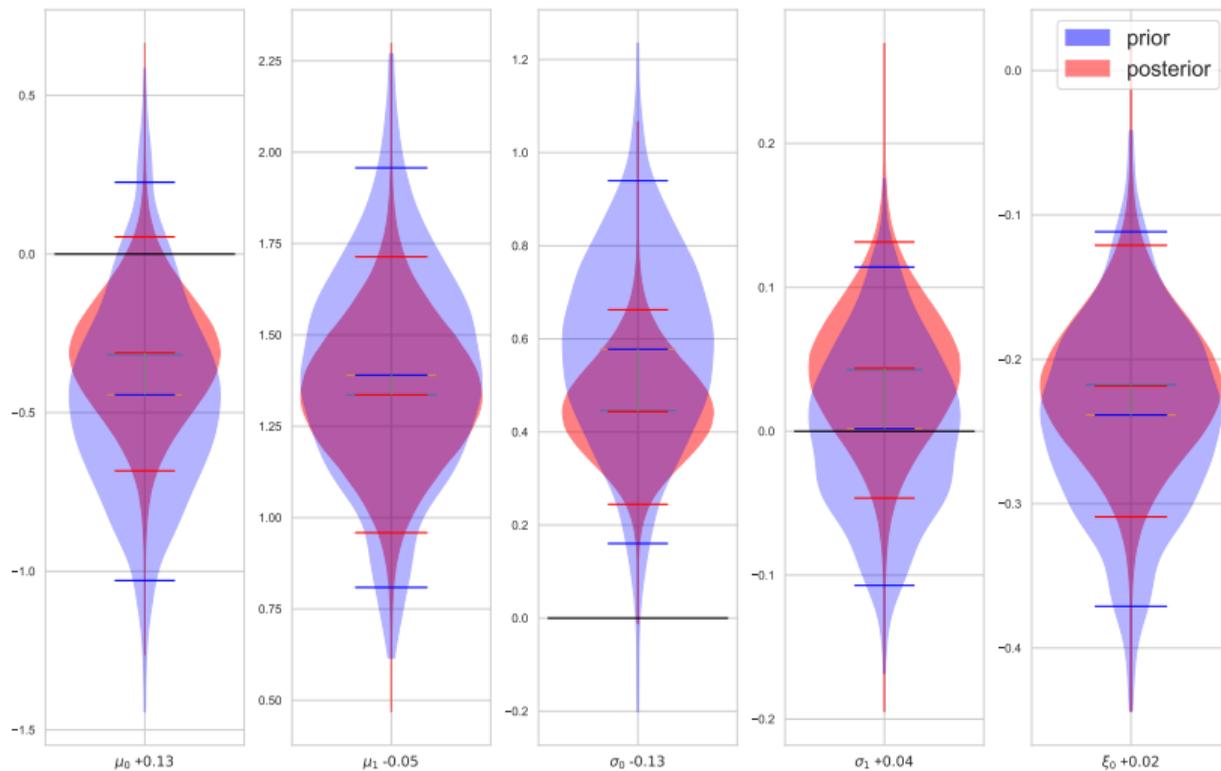
$$P[\text{Max}_{t \in [T_1, T_2]}(Y_t) \leq \mathbf{z}_{T_2 - T_1}^{\text{ER}} | Y^0, X^0] = \left(1 - \frac{1}{\mathbf{T}}\right)^{T_2 - T_1 + 1}$$

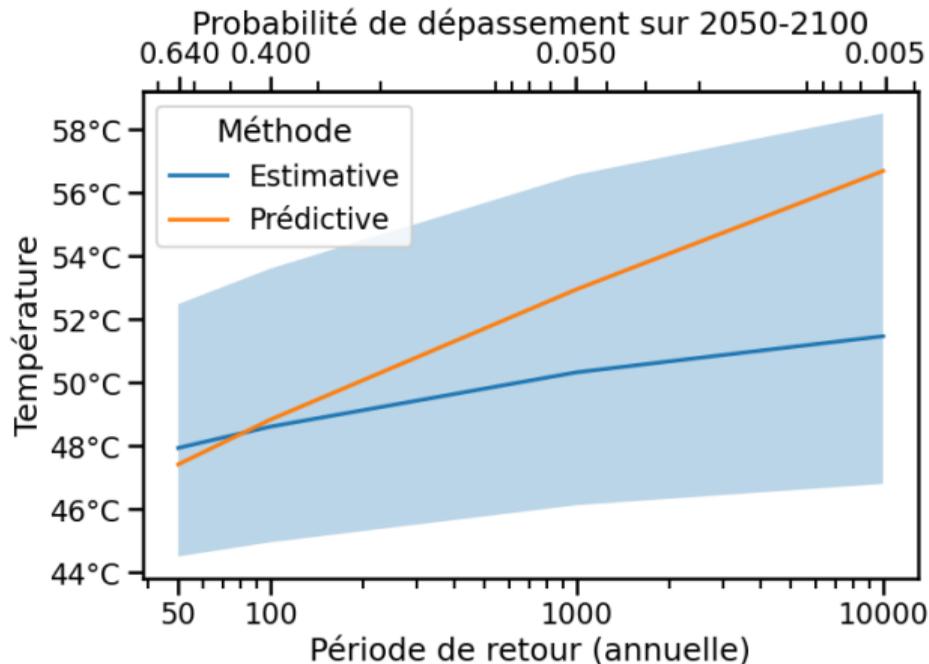
- **Une seule valeur**, intégrant l'incertitude sur les paramètres
- Pas besoin de fixer **un niveau de confiance**.

⇒ Adaptation et implémentation en cours.



- Problématique
- Application
 - ▶ Données
 - ▶ Outils
- Etapes 1 et 2: Construction de la prior
- Etape 3: Application de la contrainte
- Quantité d'intérêt
- Prédictive
- **Premiers Résultats**
- Conclusion
- Bibliographie
- Slides supplémentaires





Période d'étude: 50 ans.

La prédictive est systématiquement au dessus de la médiane.

53°C pour du 1000 ans (Probabilité totale de dépassement 5%)

Sur une période de 50 ans, un évènement dont la probabilité annuelle est de 1/100 **n'est plus rare.** (41 % au total)

- Problématique
- Application
 - ▶ Données
 - ▶ Outils
- Etapes 1 et 2: Construction de la prior
- Etape 3: Application de la contrainte
- Quantité d'intérêt
- Prédictive
- Premiers Résultats
- **Conclusion**
- Bibliographie
- Slides supplémentaires

- **Choix** d'un indicateur: Equivalent Reliability
- **Adaptation** de la méthode de Robin et Ribes 2020.
- Amélioration de l'algorithme MCMC et comparaison aux alternatives.
- Implémentation d'une version **prédictive** de l'indicateur.
- **Première Application** sur le site de Tricastin.
- Ouverture de **nombreuses pistes** (Données, évaluation de la prior, information locale, etc)

- Problématique
- Application
 - ▶ Données
 - ▶ Outils
- Etapes 1 et 2: Construction de la prior
- Etape 3: Application de la contrainte
- Quantité d'intérêt
- Prédictive
- Premiers Résultats
- Conclusion
- **Bibliographie**
- Slides supplémentaires

Utilisés pour cette présentation:

- Yiming Hu et al. “Concept of Equivalent Reliability for Estimating the Design Flood under Non-stationary Conditions”. en. In : Water Resources Management 32.3 (fév. 2018), p. 997- 1011. issn : 1573-1650. doi :[10.1007/s11269-017-1851-y](https://doi.org/10.1007/s11269-017-1851-y) .
- Robin, Y. and Ribes, A.: Nonstationary extreme value analysis for event attribution combining climate models and observations, Adv. Stat. Clim. Meteorol. Oceanogr., 6, 205–221,<https://doi.org/10.5194/ascmo-6-205-2020> , 2020.
- Packages python [SDFC](#) , [NSSEA](#) et [CmdStanPy \(STAN\)](#)
- Lee Fawcett et Amy C. Green. “Bayesian posterior predictive return levels for environmental extremes”. en. In : Stochastic Environmental Research and Risk Assessment 32.8 (août 2018), p. 2233-2252. issn : 1436-3259. doi : [10.1007/s00477-018-1561-x](https://doi.org/10.1007/s00477-018-1561-x)

Températures maximales en France au 21ème siècle

*Merci d'avoir suivi cette présentation
Des questions?*

- Problématique
- Application
 - ▶ Données
 - ▶ Outils
- Etapes 1 et 2: Construction de la prior
- Etape 3: Application de la contrainte
- Quantité d'intérêt
- Prédictive
- Premiers Résultats
- Conclusion
- Bibliographie
- Slides supplémentaires

Only need to be able to simulate from conditionnal distributions. (Maybe possible use of X_T)

Multivariate : $\psi = (\psi_1, \dots, \psi_d)'$, full conditionals are $\pi(\psi_i | \psi_{-i}) = \pi_i(\psi_i)$

Description of algorithm:

- Initialisation: $k=1$, initial state of chain $\psi^{(0)}$
- Boucle: For new value $\psi^{(k)}$:
 - $\psi_1^{(k)} \sim \pi(\psi_1 | \psi_{-1}^{(k-1)})$
 - $\psi_2^{(k)} \sim \pi(\psi_2 | \psi_{-1,2}^{(k-1)}, \psi_1^{(k)})$
 - ...
 - $\psi_d^{(k)} \sim \pi(\psi_d | \psi_{-d}^{(k)})$

$\pi(\psi)$ is still the density of interest. We now have a transition kernel $p(\psi_{i+1}, \psi_i)$, easy to simulate from, to get successive values.

- Initialisation : $k=1$, initial state of chain $\psi^{(0)}$
- Boucle: For new value $\psi^{(k)}$:
 - Generate new proposed value ψ' using the kernel transition function.
 - Calculate Acceptance Probability (ratio) $A(\psi^{(k-1)}, \psi')$ of the proposed change of value:

$$A(\psi^{(k)}, \psi') = \min\left\{1, \frac{\pi(\psi')L(\psi'|\mathbf{x})p(\psi', \psi^{(k-1)})}{\pi(\psi^{(k-1)})L(\psi^{(k-1)}|\mathbf{x})p(\psi^{(k-1)}, \psi')}\right\}$$

- Accept $\psi^{(k)} = \psi'$ with probability $A(\psi^{(k)}, \psi')$ and keep $\psi^{(k)} = \psi^{(k-1)}$ otherwise.

Based on Bayesian Modelling of Extreme Rainfall Data from Elizabeth Smith
Gibbs concept (each parameter is updated in turn) and conditionals are MH (do we accept the new value produced by the transition function?)

Avantage: Each parameter has his own trajectory (One may not move much and another a lot) + varying transition kernel (proportionnal) (not hard to do for simple MH too)

→ Less dependance than normal MH?.

Description of algorithm:

- Initialisation : $k=1$, initial state of chain $\theta^{(0)}$
- Boucle: For new value $\theta^{(k)}$:
 - In turn, for each parameter $\theta_j^{(k)}$
 - $\theta_j' = \theta_j^{(k-1)} + \varepsilon_j$
 - Accept or refuse using $A(\theta_j^{(k-1)}, \theta_j')$ with $\theta_{-j}^{(k)}$ seen as known.