



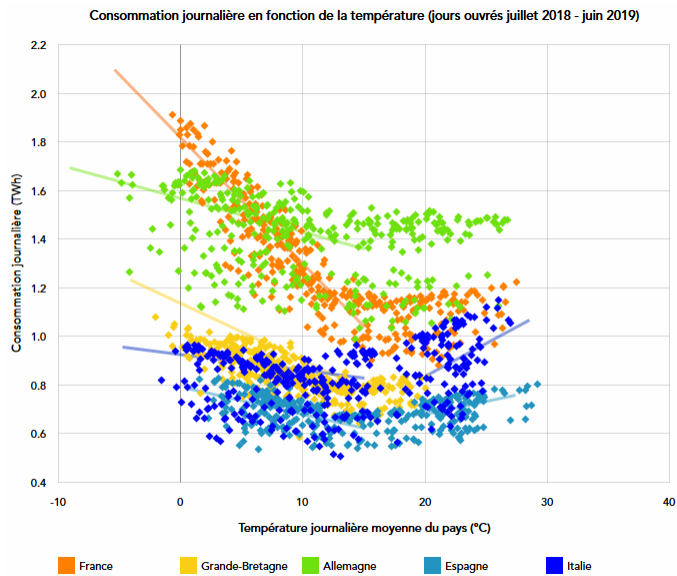
RECOURS À LA MODÉLISATION STOCHASTIQUE POUR L'ÉTUDE DES EXTRÊMES ET DE LEUR ÉVOLUTION EN LIEN AVEC LE CHANGEMENT CLIMATIQUE



EDF ET LE CLIMAT

La production, la demande et la distribution d'électricité sont liées aux conditions météorologiques

Demande journalière en Europe

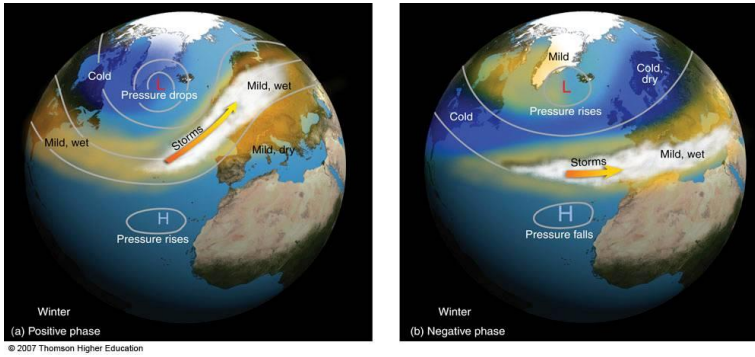


Production d'électricité

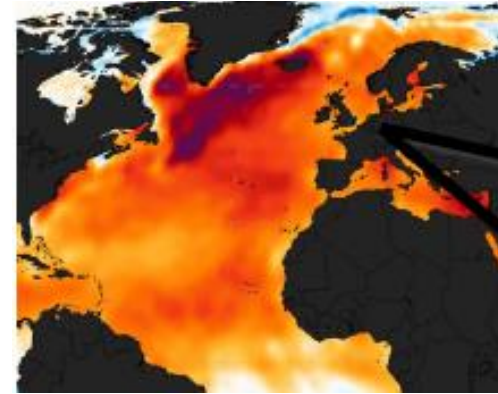


EDF EST ADAPTÉ À LA VARIABILITÉ HISTORIQUE

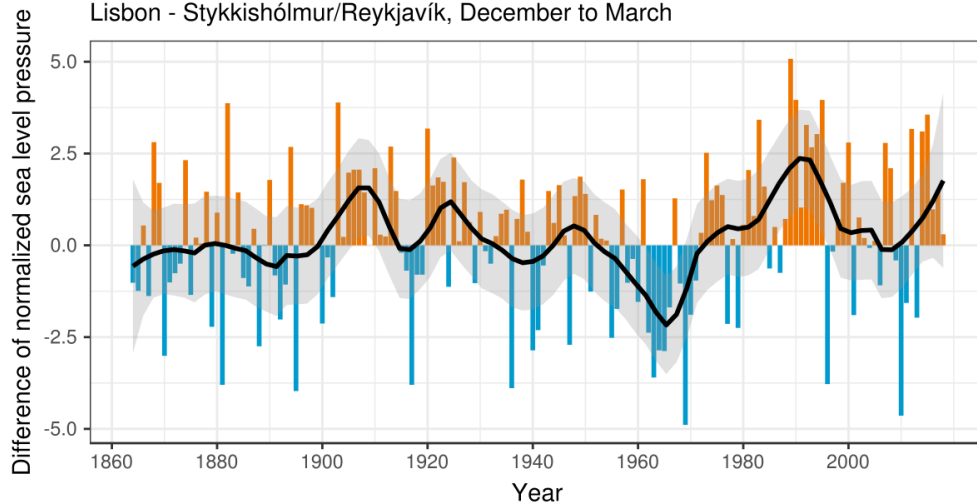
NAO



AMV

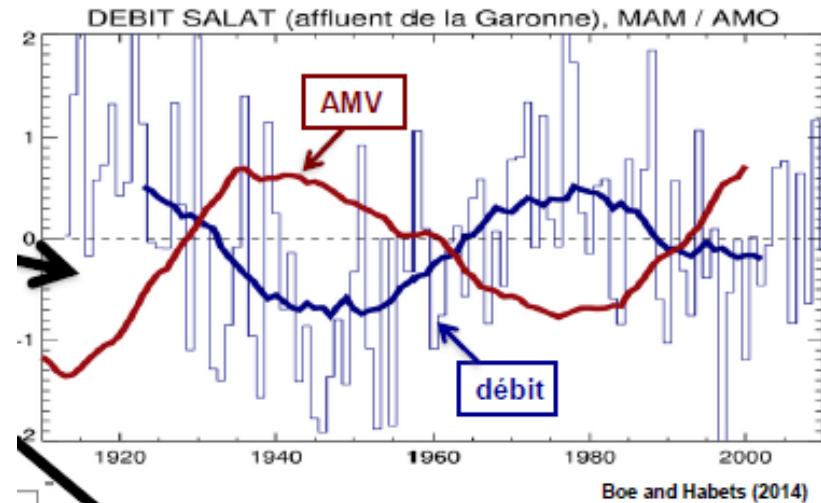


North Atlantic Oscillation (NAO) winter index
Lisbon - Stykkishólmur/Reykjavík, December to March



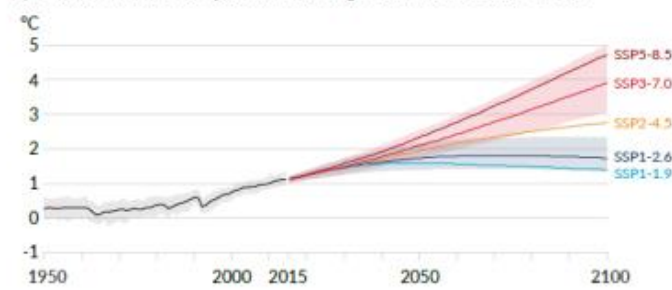
NAO Index Data provided by the Climate Analysis Section, NCAR, Boulder, USA, Hurrell (2003)
Updated regularly. Accessed 2018-10-21

Atlantic Multidecadal Variability (AMV)

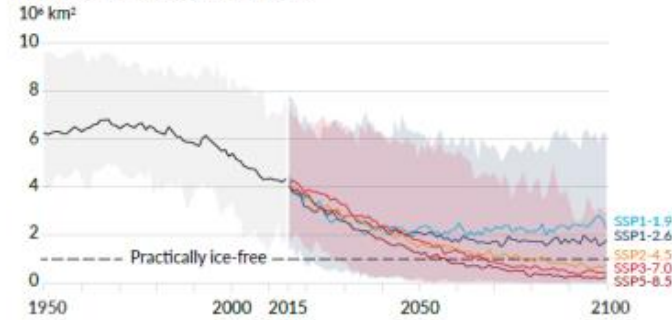


ET S'ADAPTE AU CHANGEMENT CLIMATIQUE

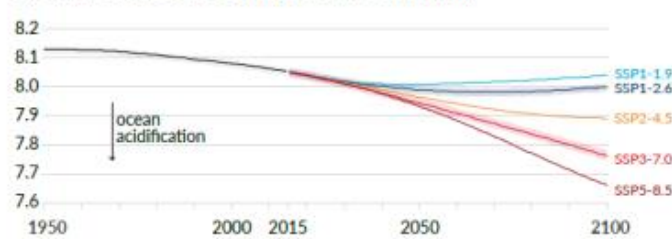
a) Global surface temperature change relative to 1850-1900



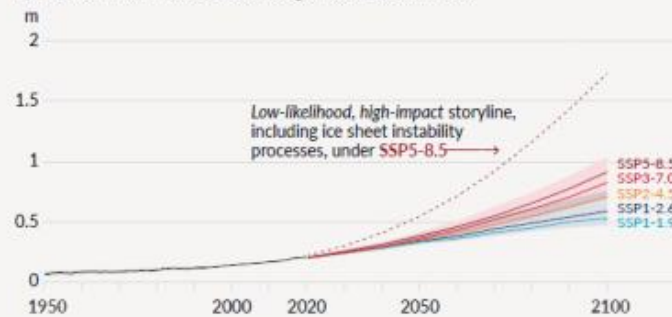
b) September Arctic sea ice area



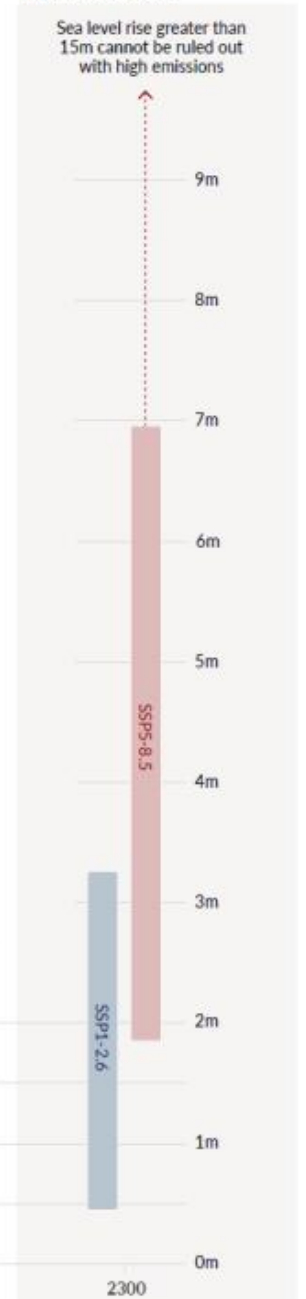
c) Global ocean surface pH (a measure of acidity)



d) Global mean sea level change relative to 1900



e) Global mean sea level change in 2300 relative to 1900



LES BESOINS POUR L'ADAPTATION EN TERMES D'EXTRÊMES

▪ Des situations différentes

- Tenue des installations aux extrêmes de différents paramètres hydro-climatiques
 - Estimations d'extrêmes locaux variable par variable
 - Complétées éventuellement par des probabilités de conjonctions
- Robustesse du système électrique dans son ensemble
 - Identification de situations génératrices de tensions
 - Situations multivariées, mettant en jeu la dimension spatiale et la cohérence entre variables
 - Difficulté d'estimation des fréquences, tant en climat actuel que dans le futur

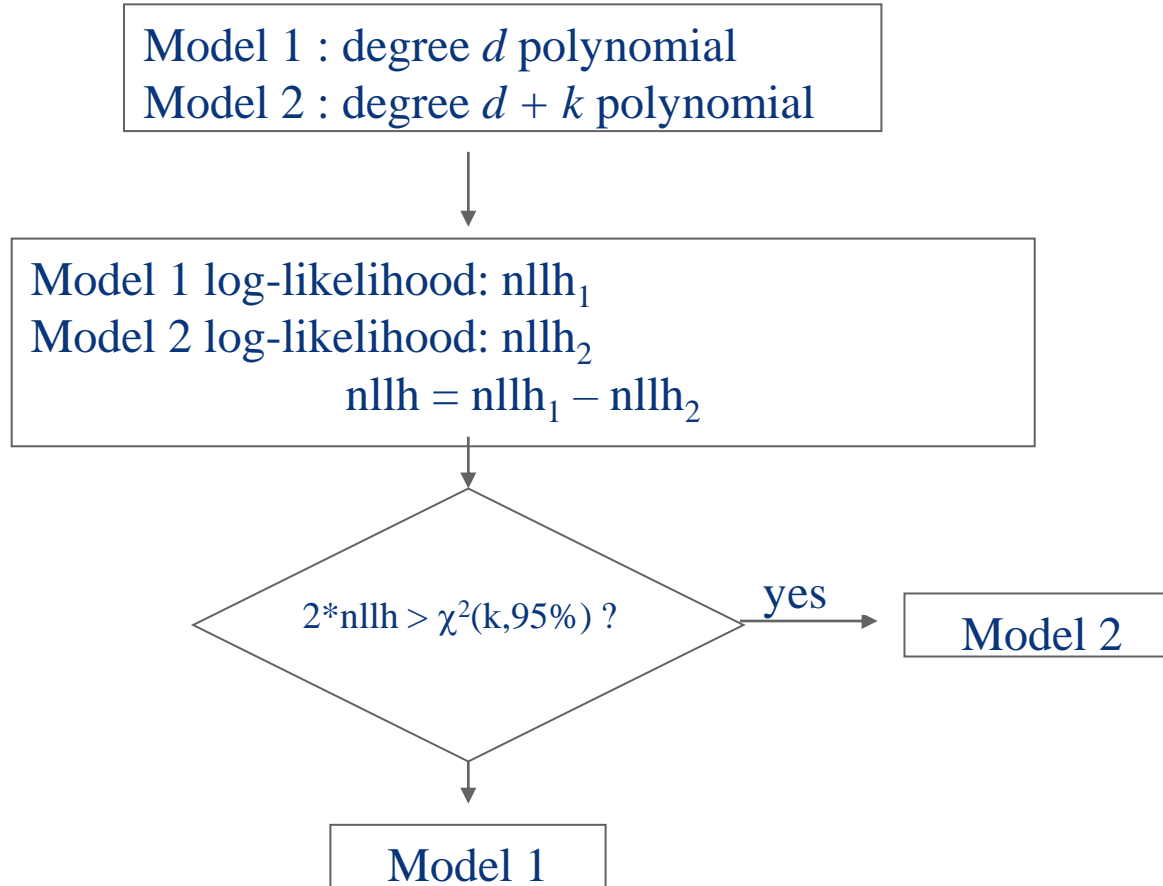
▪ nécessitant des approches différentes

- Estimation d'extrêmes locaux basée sur la théorie statistique des valeurs extrêmes ... jusqu'à un certain point
- Besoin de générer de grands échantillons de variables météorologiques conjointes sur une zone géographique donnée

ESTIMATION D'EXTRÊMES LOCAUX

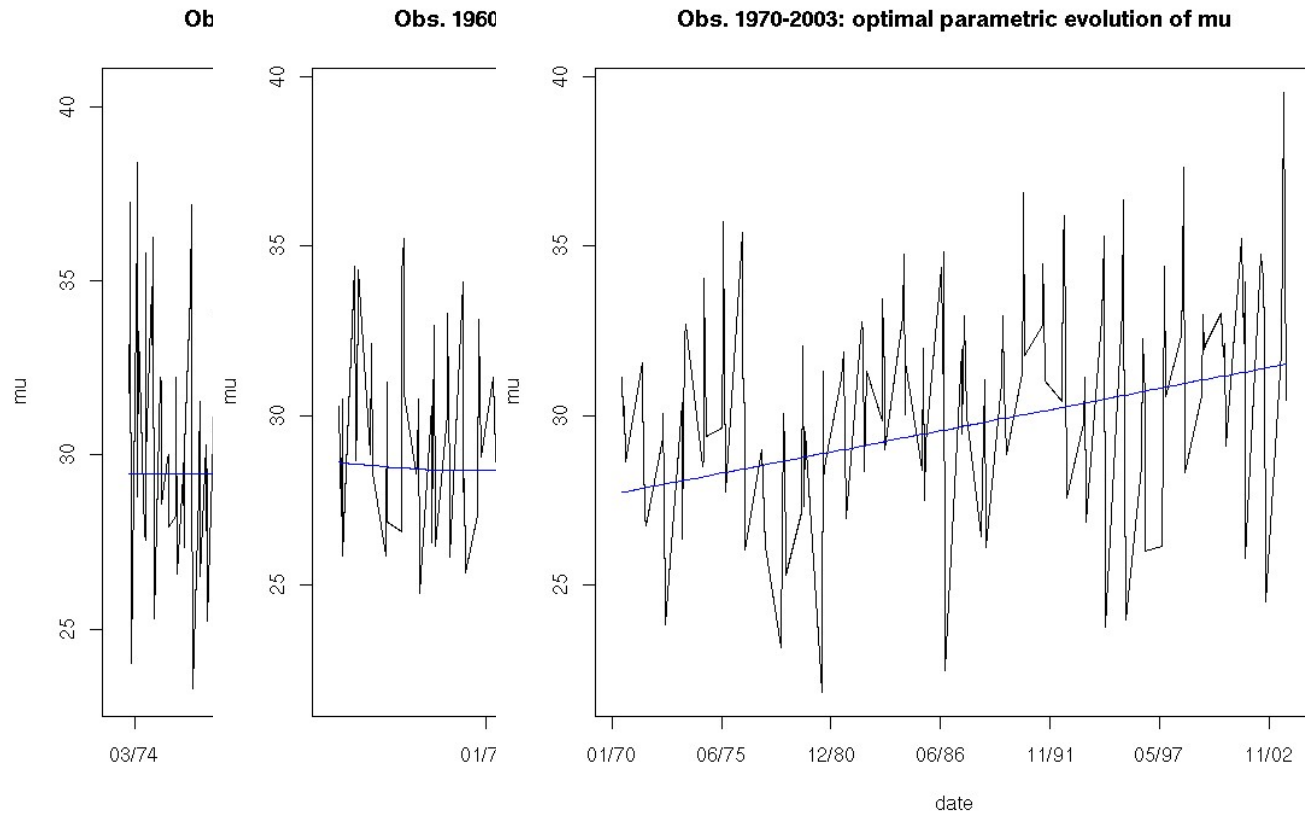
THÉORIE STATISTIQUE DES EXTRÊMES

- Premières études en 2002 avec le professeur Dacunha-Castelle (université d'Orsay)



S. Parey, F. Malek, C. Laurent, D. Dacunha-Castelle: Trends and climatic evolution: Statistical approach for very high temperatures in France, *Climatic Change* (2007) 81:331 - 352

MAIS LA TENDANCE DÉPEND DE LA PÉRIODE



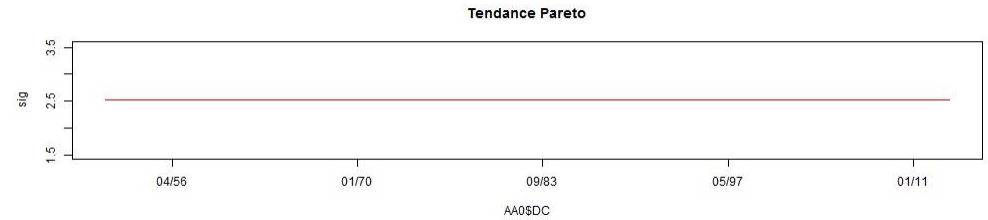
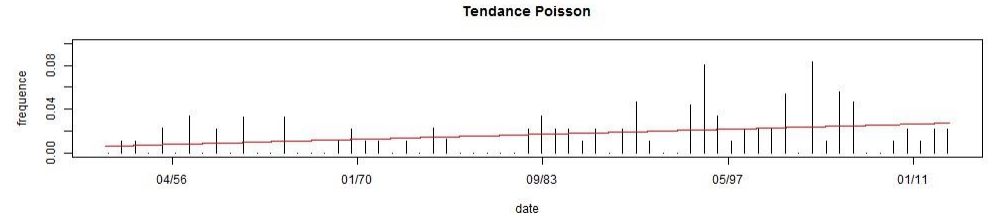
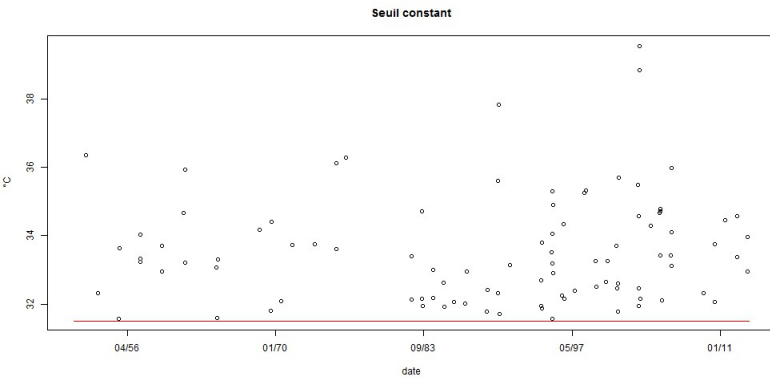
GEV

POT

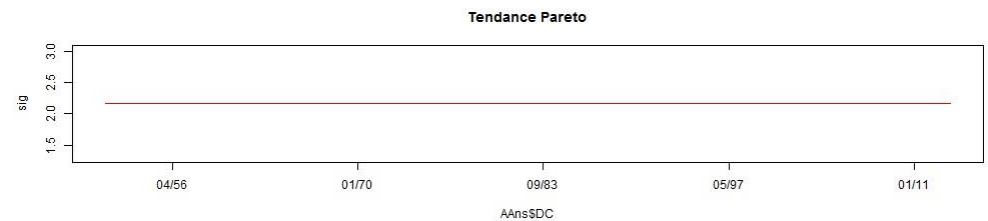
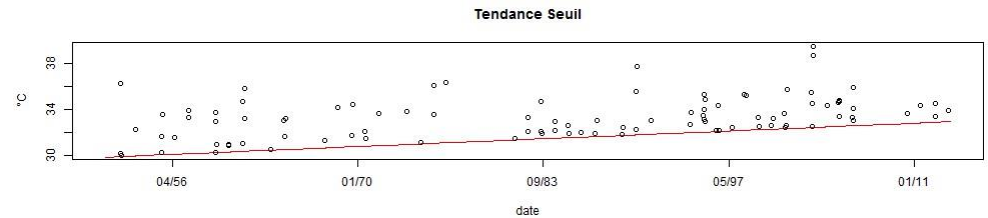
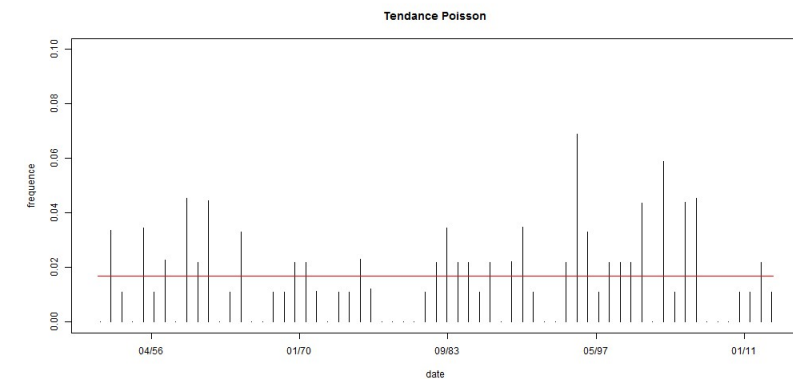
Period	P10	P21	P22	P31	P32	P33
$l(t)$ degree	5	0	2	0	0	2
$\sigma(t)$ degree	1	0	0	0	4	0

ET LE RÉSULTAT DES CHOIX DES PARAMÈTRES PORTANT LES TENDANCES

Seuil constant



Seuil variable



ET IL FAUT REDÉFINIR LA NOTION DE NIVEAU DE RETOUR

- Valeur dépassée en Moyenne 1 fois toutes les N années => **valeur dont l'espérance de dépassement dans les N années suivantes est de 1**

$$\frac{1}{nb} \sum_{t=t_0}^{t_0+365a} \left\{ 1 - \exp \left[- \left(1 + \frac{\xi}{\sigma(t)} (z_a - \mu(t)) \right)^{-1/\xi} \right] \right\} = 1 \quad \text{GEV}$$

$$\text{POT} \quad \sum_{t \in D(t_0, a)} \left(1 + \frac{\xi}{\sigma(t)} (z_a - u) \right)^{-1/\xi} I(t) = 1$$

- Dépend de la tendance
- induit la nécessité d'ajouter l'incertitude sur la tendance dans l'estimation de l'intervalle de confiance
- D'autres définitions proposées dans la littérature:

- ENE: $\sum_{t=T_1}^{T_1+m-1} \{1 - G_Z(z^{ENE}(m) | \theta_t)\} = 1$

- RE: $RE_{T_1-T_2}^{ms} = \prod_{t=T_1}^{T_2} (1 - p_t) = \prod_{t=T_1}^{T_2} G_Z(z_q | \theta_t)$

- DLL: $z_{T_1-T_2}^{DLL}(m) = F_{T_1-T_2}^{-1}(1-1/m)$ avec $F_{T_1-T_2}(z) = \prod_{t=T_1}^{T_2} G_{Z,t}(z) = \prod_{t=T_1}^{T_2} G_Z(z | \theta_t)$

- ADLL: $\frac{1}{T_2 - T_1 + 1} \sum_{t=T_1}^{T_2} G_Z(z_{T_1-T_2}^{ADLL}(m) | \theta_t) = 1 - 1/m$
 $z^{ENE}(m) = z_{T_1-(T_1+m-1)}^{ADLL}(m) = H_{T_1-(T_1+m-1)}^{-1}(1-1/m)$

L'APPROCHE A SES LIMITES, QUI ONT MOTIVÉ D'AUTRES RECHERCHES

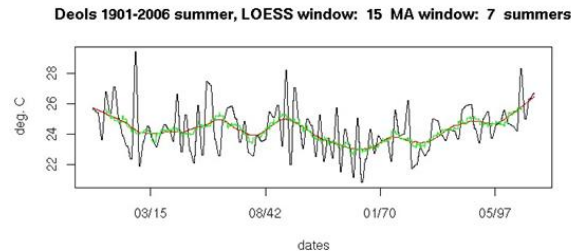
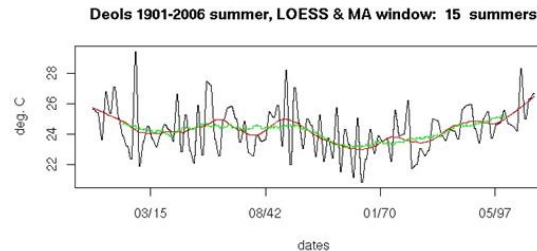
- Analyse approfondie du lien entre moyenne, variance et extrêmes de température : thèse de Thi Thu Huong Hoang (2010)

- Tendances non paramétriques

- Cubic splines

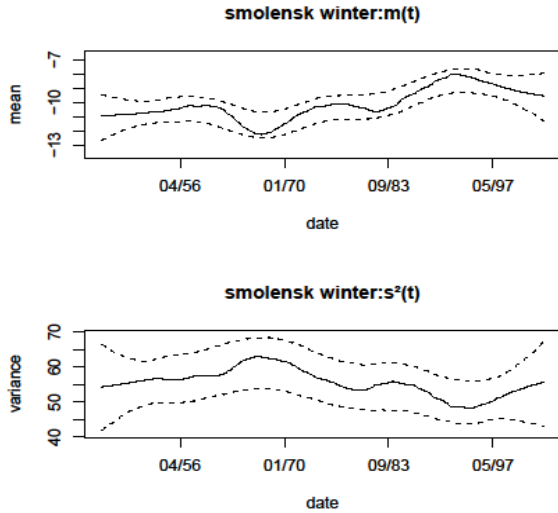
$$l - \frac{1}{2} \lambda \int (f''(t))^2 dt$$

- Loess: local regression

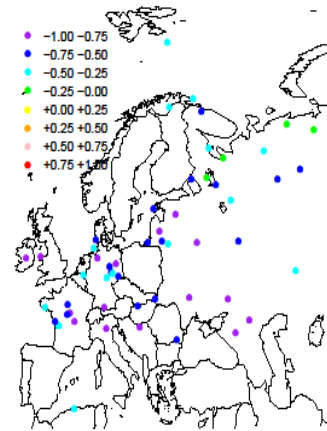


LES TENDANCES DE MOYENNE ET DE VARIANCE DE LA TEMPÉRATURE SONT LIÉES

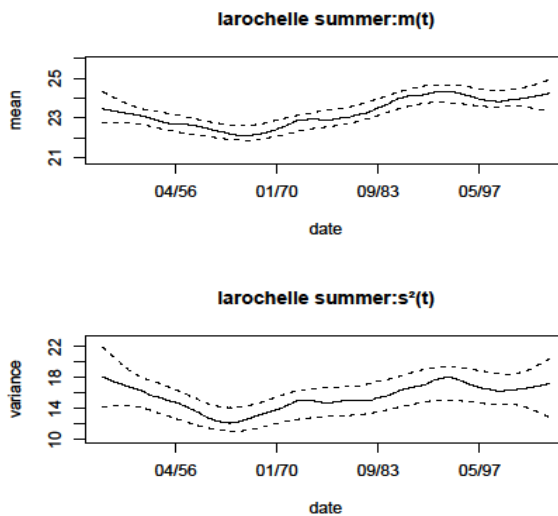
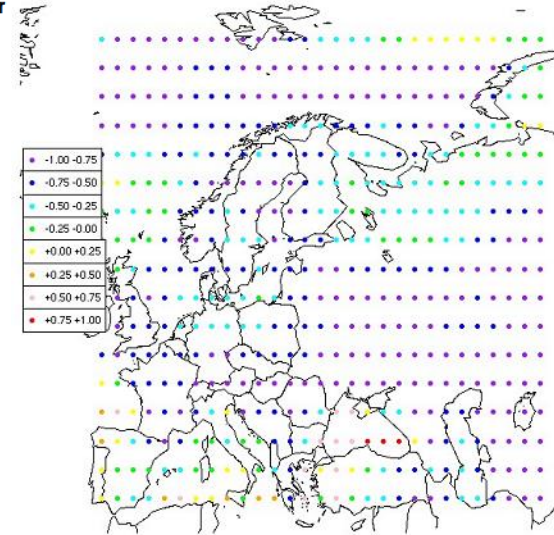
HIVER



55 ECA series: correlation between m(t) and s²(t) in winter

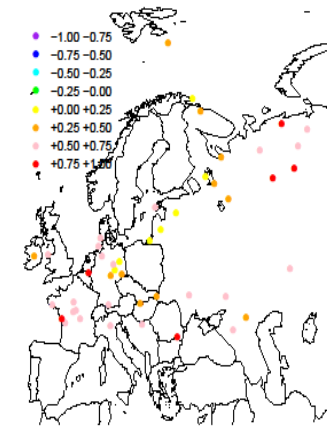


ERA40: correlations in winter

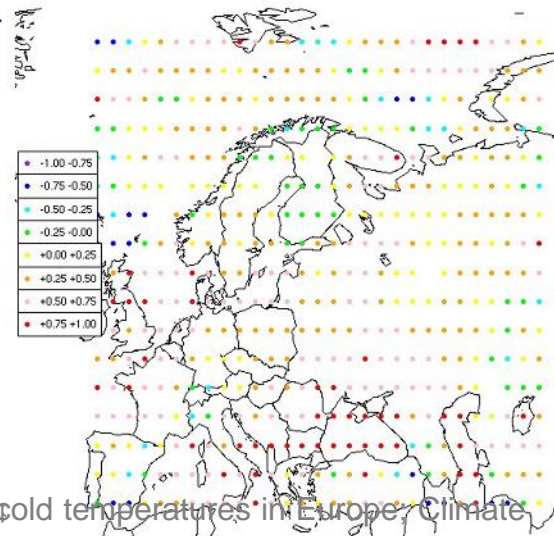


ÉTÉ

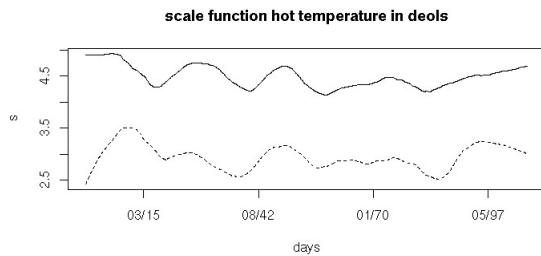
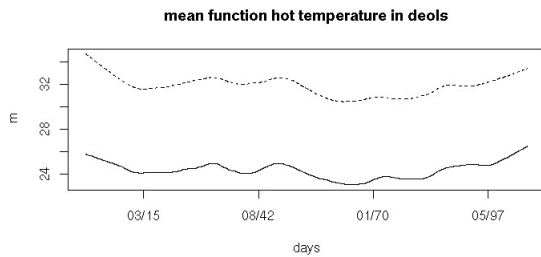
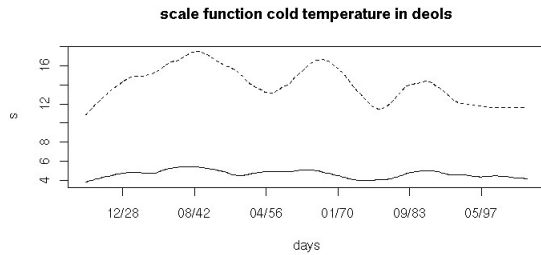
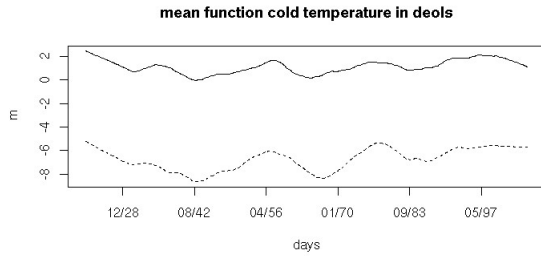
55 ECA series: correlation between m(t) and s²(t) in summer



ERA40: correlations in summer

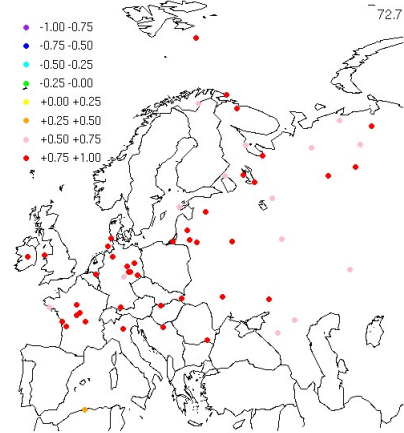


LIEN AVEC LES TENDANCES DES EXTRÊMES

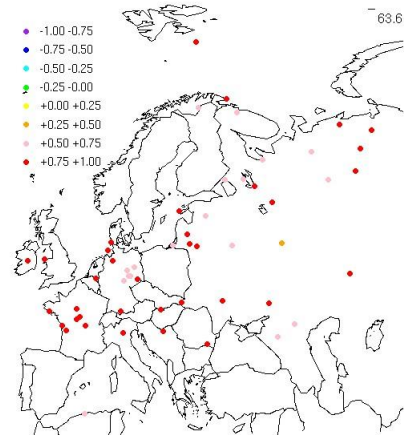


HIVER

55 ECA series: correlation between $m(t)$ and $m_x(t)$ in winter



55 ECA series: correlation between $m(t)$ and $m_x(t)$ in summer



ÉTÉ

CONSTRUIRE UNE VARIABLE DONT LES EXTRÊMES SONT STATIONNAIRES?

Hypothèse :

$$Y_t = \frac{X_t - m_t}{s_t}$$

les extrêmes de Y_t sont stationnaires

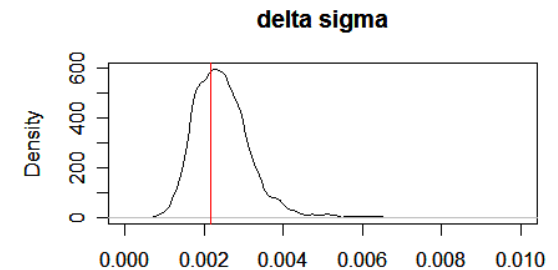
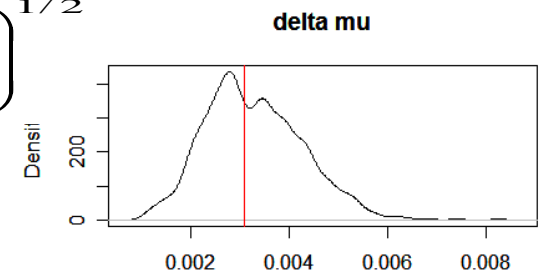
Test

1) Définir une distance entre 2 fonctions:

$$\Delta(f, g) = \frac{1}{T} \left(\int (f(t) - g(t))^2 dt \right)^{1/2}$$

2) Calculer une table statistique de ces distances pour une distribution stationnaire:

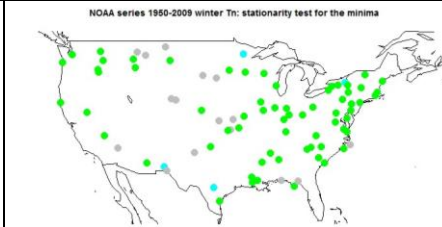
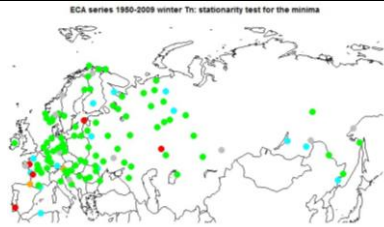
- 1000 échantillons générés par une GEV (ξ_Y, μ_Y, σ_Y)
- Estimation des paramètres:
 - 1) Comme des constantes
 - 2) Comme des fonctions du temps
- Calculer la distance Δ entre ces 2 estimations



RÉSULTATS POUR DIFFÉRENTS EMPLACEMENTS

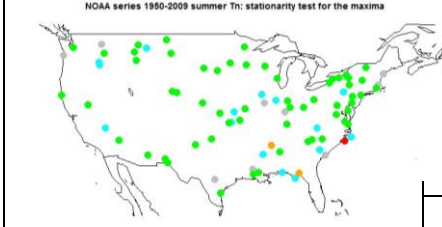
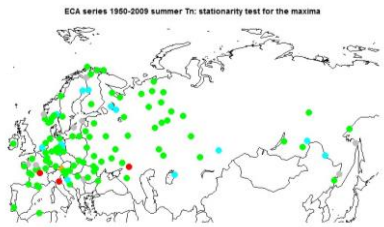
Minimum Winter TN

a)

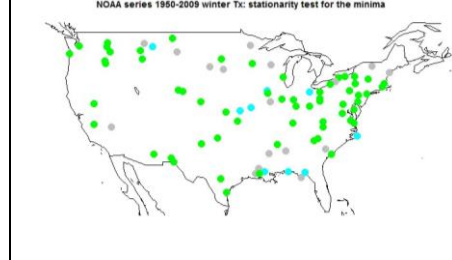
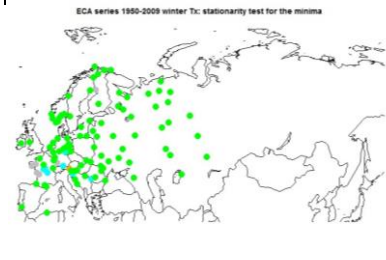


Maximum Summer TN

b)

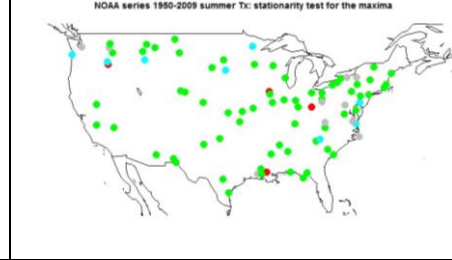
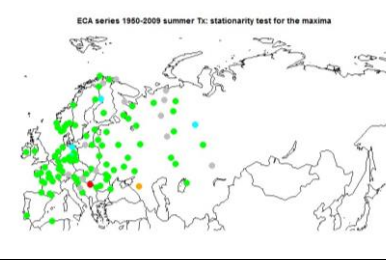


c)



Maximum Summer TX

d)

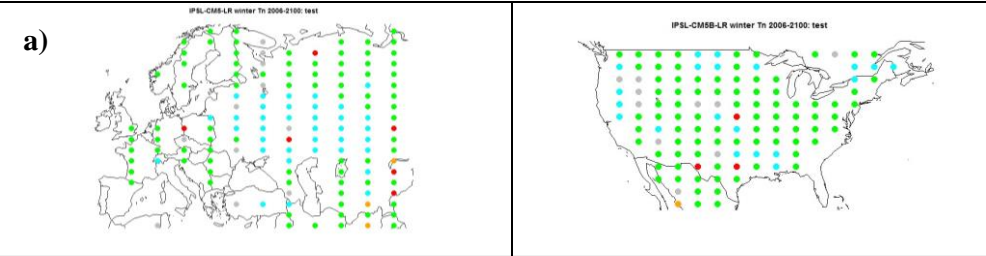


● TRUE for μ & σ ● TRUE for μ only ● TRUE for σ only ● FALSE ● non convergence

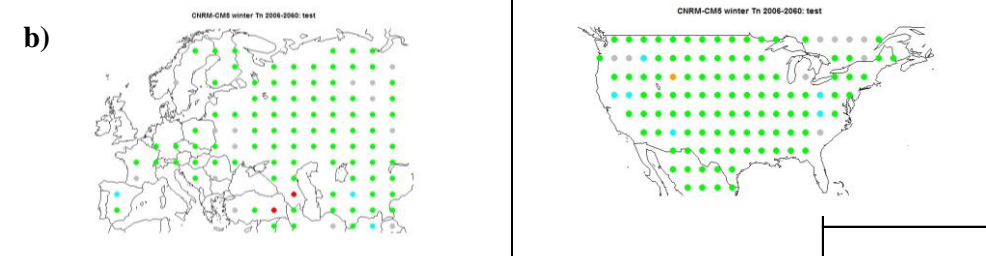


ET POUR LE FUTUR

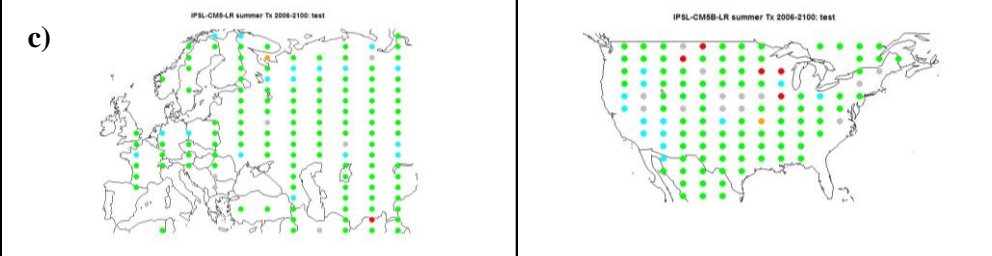
Minimum Winter TN: IPSL-CM5-LR



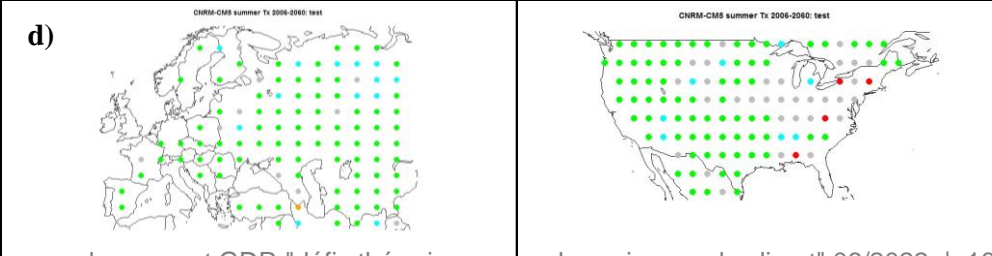
Minimum Winter TN: CNRM-CM5



Maximum summer TX: IPSL-CM5-LR



Maximum summer TX: CNRM-CM5



ESTIMATION DE NIVEAUX DE RETOUR FUTURS

- Températures extrêmes chaudes

- Estimation: $Z_X = m_f + s_f Z_Y$, avec m_f et s_f à l'horizon souhaité issus des **projections climatiques**

- Validation croisée:

La période d'observation est séparée en 2 sous-périodes

Estimation de Y sur 1951-1986

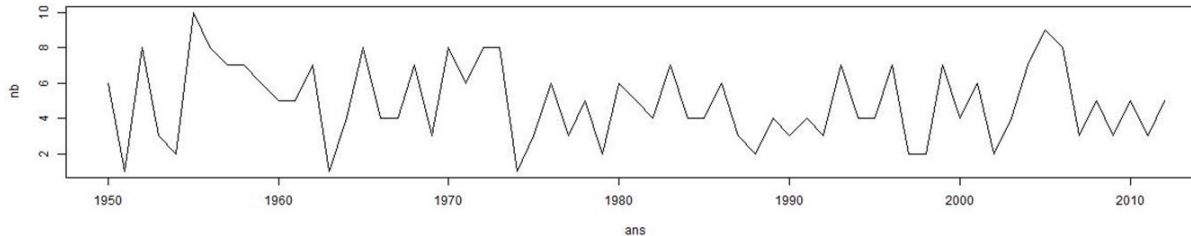
Estimation du NR sur 1987-2016

model	Bourges	Perpignan	Caen	Clermont-Ferrand	Tarbes	Mont de Marsan	Belle Ile
Bcc-csm1-1-m	40.2 [38.3 ; 42.1]	40.3 [38.8 ; 41.9]	38.8 [36.5 ; 41.1]	40.7 [39.1 ; 42.4]	39.2 [37.8 ; 40.6]	41.1 [40.1 ; 42.1]	35.2 [33.8 ; 36.6]
BNU-ESM	39.7 [37.8 ; 41.5]	40.2 [38.6 ; 41.7]	38.4 [36.2 ; 40.7]	40.4 [38.7 ; 42.0]	39.3 [37.9 ; 40.7]	40.9 [39.9 ; 41.9]	34.0 [32.7 ; 35.3]
CNRM-CM5	38.2 [36.4 ; 40.0]	39.2 [37.6 ; 40.7]	37.5 [35.3 ; 39.8]	38.7 [37.1 ; 40.2]	38.1 [36.7 ; 39.5]	39.5 [38.5 ; 40.5]	33.3 [32.1 ; 34.6]
EC-EARTH	39.4 [37.5 ; 41.4]	39.9 [38.3 ; 41.4]	38.6 [36.3 ; 41.0]	40.1 [38.4 ; 41.7]	38.8 [37.4 ; 40.2]	40.7 [39.7 ; 41.7]	34.5 [33.2 ; 35.9]
IPSL-CM5A-MR	39 [37.1 ; 40.9]	40.6 [38.9 ; 42.2]	37.5 [35.3 ; 39.8]	40.0 [38.3 ; 41.7]	38.8 [37.4 ; 40.3]	40.4 [39.4 ; 41.4]	33.4 [32.1 ; 34.6]
MIROC5	38.6 [36.7 ; 40.4]	40 [38.4 ; 41.5]	36.1 [34.0 ; 38.2]	39.3 [37.7 ; 40.9]	38.1 [36.7 ; 39.5]	39.6 [38.6 ; 40.6]	33.1 [31.9 ; 34.4]
MIROC-ESM-CHEM	37.4 [35.5 ; 39.2]	38.0 [36.5 ; 39.5]	35.7 [33.6 ; 37.9]	38.0 [36.5 ; 39.6]	37.3 [35.9 ; 38.7]	39.0 [38.0 ; 39.9]	33.5 [32.2 ; 34.8]
MIROC-ESM	40.5 [38.5 ; 42.6]	40.2 [38.5 ; 41.9]	37.5 [35.2 ; 39.9]	41.3 [39.5 ; 43.1]	39.3 [37.7 ; 40.8]	40.8 [39.7 ; 41.9]	33.7 [32.3 ; 35.0]
MPI-ESM-MR	38.9 [37.0 ; 40.8]	39.8 [38.2 ; 41.4]	37.2 [35.0 ; 39.4]	39.5 [37.9 ; 41.2]	38.4 [37.0 ; 39.8]	40.1 [39.1 ; 41.1]	33.5 [32.2 ; 34.8]
CCSM4	39.9 [37.9 ; 41.9]	40.0 [38.4 ; 41.6]	38.1 [35.8 ; 40.4]	40.8 [39.1 ; 42.6]	39.0 [37.6 ; 40.5]	41.1 [40.0 ; 42.2]	34.3 [32.9 ; 35.6]
NorESM1-M	40.7 [38.6 ; 42.7]	40.7 [39.0 ; 42.4]	40 [37.4 ; 42.5]	41.4 [39.6 ; 43.2]	39.8 [38.2 ; 41.3]	41.4 [40.3 ; 42.5]	35.1 [33.7 ; 36.5]
GFDL-CM3	40.0 [38.0 ; 42.0]	40.8 [39.1 ; 42.5]	38.5 [36.2 ; 40.9]	40.7 [38.9 ; 42.4]	39.2 [37.7 ; 40.7]	40.8 [39.8 ; 41.9]	35.2 [33.8 ; 36.6]
CESM1-CAM5	39.7 [37.7 ; 41.6]	40.2 [38.7 ; 41.8]	38.9 [36.5 ; 41.3]	40.3 [38.6 ; 41.9]	39.1 [37.6 ; 40.5]	40.3 [39.3 ; 41.3]	34.2 [32.9 ; 35.5]
observations	40.2 [38.8;41.5]	39.5 [38.7;40.3]	38.4 [36.8;40.0]	40.9 [39.7;42.0]	39.5 [38.5;40.5]	41.2 [40.1;42.3]	33.9 [32.8;34.9]



MAIS LA THÉORIE STATISTIQUE DES EXTRÊMES N'EST PAS TOUJOURS APPLICABLE

- Exemple: les indices de gel = très peu d'événements chaque hiver



- C'est aussi le cas des étiages, vagues de froid ou de chaleur, épisodes longs de conditions climatiques
- Développement de modèles stochastiques pour créer de très grands échantillons

MODÈLE STOCHASTIQUE DE TEMPÉRATURE

Hoang, T. T. H. (2010), Modélisation de séries chronologiques non stationnaires, non linéaires: application à la définition des tendances sur la moyenne, la variabilité et les extrêmes de la température de l'air en Europe <http://www.tel.archivesouvertes.fr/tel-00531549/fr/>

Dacunha-Castelle D., Hoang T.T.H., Parey S.: Modeling of air temperatures: preprocessing and trends, reduced stationary process, extremes, simulation, Journal de la Société Française de Statistique, 2013

Parey S., Hoang T.T.H., Dacunha-Castelle D. (2013): Validation of a stochastic temperature generator focusing on extremes and an example of use for climate change, Climate Research

PRE-PROCESSING

- Suppression des parties déterministes pour avoir un processus le plus stationnaire possible
- Basée sur des estimations paramétriques et non paramétriques

$$X(t) = m(t) + S(t) + s(t)S_v(t)Z(t)$$

– $m(t), s(t)$: tendances de Moyenne et d'écart-type, $S(t), S_v(t)$: saisonnalités

– **Estimation :**

» On estime $m(t)$ par loess, $S(t)$ par une fonction trigonométrique à partir de $X(t)$, puis $s(t)$ par loess et $S_v^2(t)$ par une fonction trigonométrique à partir de $[X(t) - \hat{m}(t) - \hat{S}(t)]^2$

» Pour $m(t), s(t)$, une méthode de validation croisée partitionnée modifiée⁽¹⁾ est utilisée, tandis que pour $S(t), S_v^2(t)$ on considère un critère Akaike

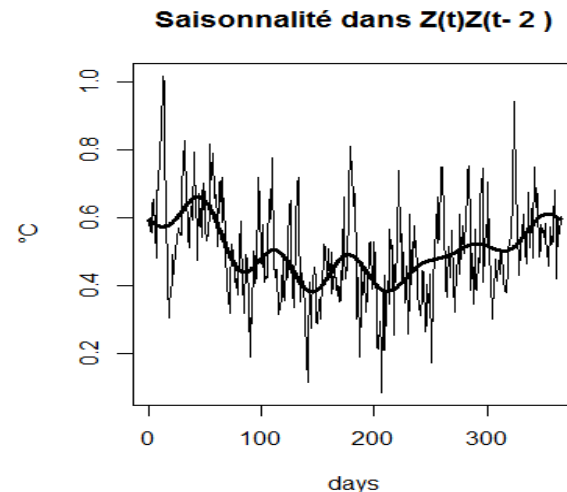
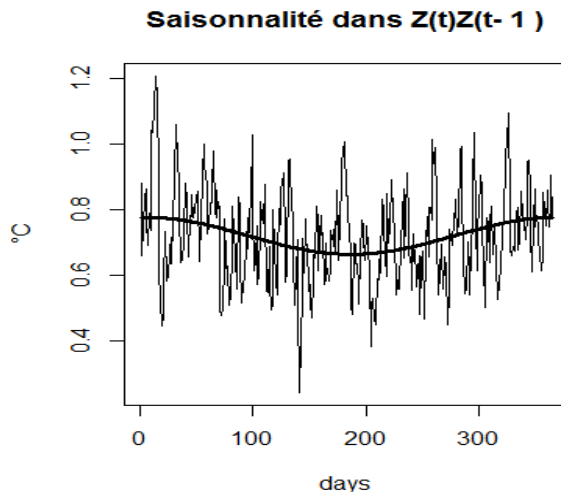
» Variable réduite:

$$Z_t = (X_t - \hat{m}_t - \hat{S}_t) / (\hat{s}_t \hat{S}_{v_t})$$

⁽¹⁾ *Modified partitioned CV: new algorithm for correlated data (thesis of Hoang, 2010)*

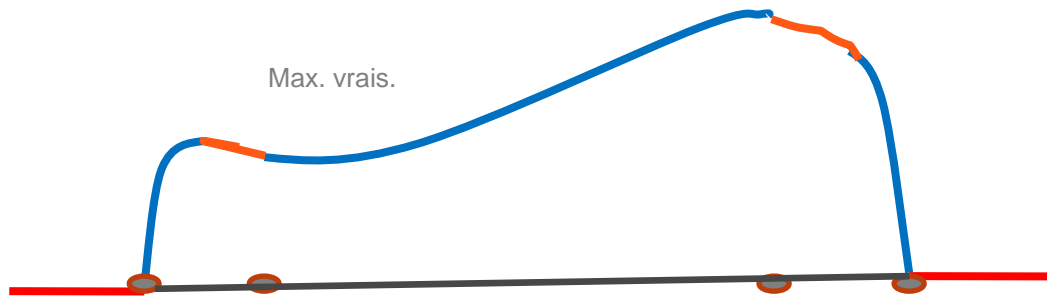
CARACTÉRISTIQUES DE LA VARIABLE RÉDUITE

- courte mémoire
- il reste de la saisonnalité dans les moments d'ordre élevé et dans l'autocorrélation
- cyclo-stationnaire
- les queues de distribution sont bornées
- non linéaire
- La volatilité dépend de l'état
- études:
 - Tests de tendance⁽²⁾ pour les statistiques de base (moyenne, variance, skewness, kurtosis)
 - Test de cyclo-stationnarité pour les extrêmes⁽³⁾
 - Analyses de tendances et saisonnalités dans $Z_t Z_{t-k}$



TYPE DE MODÈLE

Variance conditionnelle de la forme suivante:



Modèle FARCH (Functional AutoRegressive conditional Heteroscedastic)

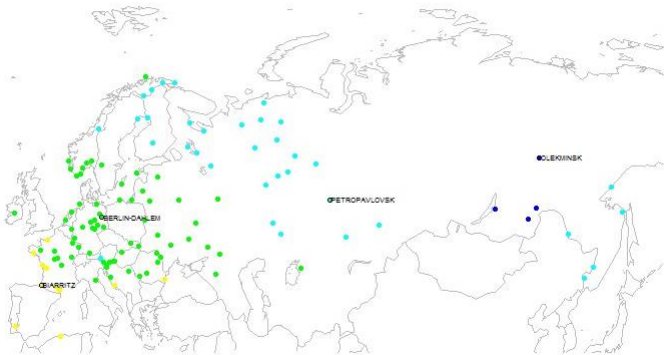
Approximation (schéma d'Euler d'ordre 1) de la chaîne de Markov discrète donnée par les observations discrètes d'une diffusion continue avec les mêmes coefficients

PROCÉDURE D'ESTIMATION

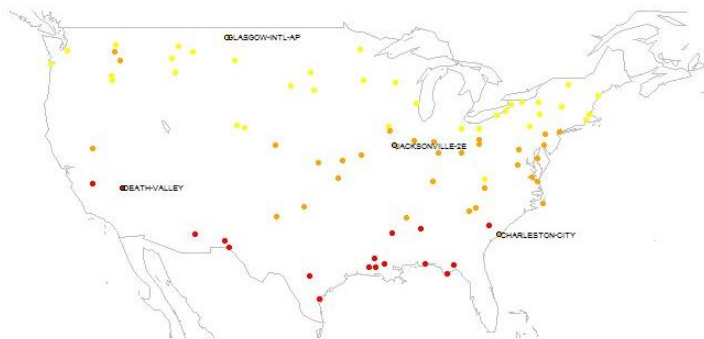
- Estimation de la partie autorégressive (AR(1))
- Choix du nombre de sinus, cosinus selon un critère Akaike
- Estimation de la volatilité par maximum de vraisemblance avec contraintes
 - Valeurs initiales obtenues par moindres carrés
 - maximum de vraisemblance: estimation avec contraintes
- Simulation de $Z(t)$
- Obtention de $X(t)$ en réintroduisant les tendances et saisonnalités

VALIDATION: CHOIX DE DIFFÉRENTS CLIMATS

1950-2009 ECA series TN: annual mean temperature



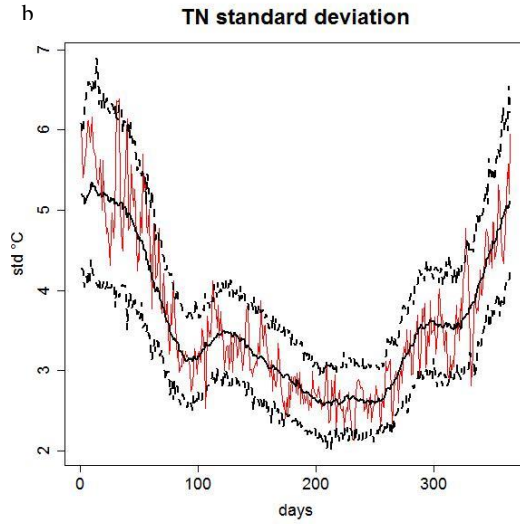
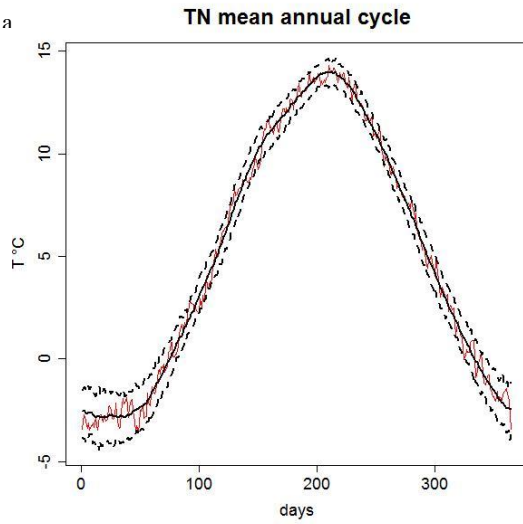
NOAA series TX annual mean temperature



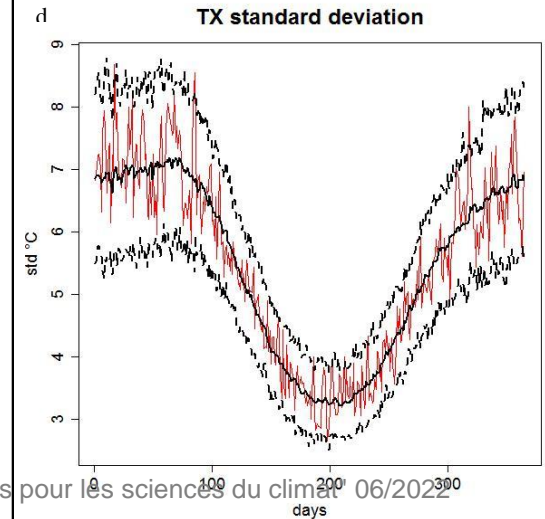
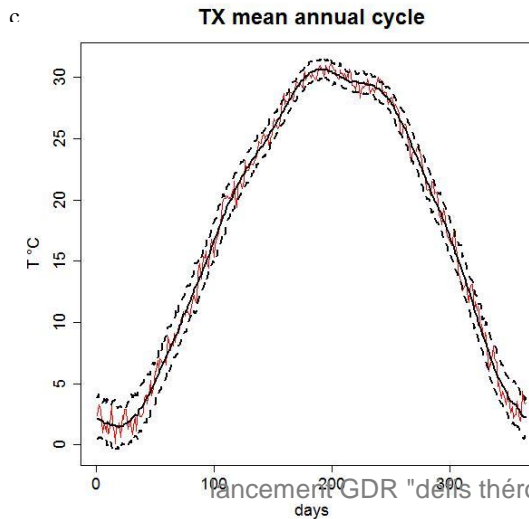
Weather station	Daily minimum temperature TN		Daily maximum temperature TX	
	period	Mean annual mean (°C)	period	Mean annual mean (°C)
Biarritz	1956-2009	10.1	1956-2009	17.7
Berlin	1950-2009	5.1	1950-2009	13.4
Petropavlovsk	1950-2009	-3.3	1950-2009	6.9
Olekminsk	1950-2009	-11.3	-	-
Death Valley	1962-2009	17.0	1962-2009	32.8
Charleston	1950-2009	15.4	1950-2009	23.0
Jacksonville	1950-2009	5.2	1950-2009	17.5
Glasgow	1950-2009	-0.7	1950-2009	12.5

CYCLES ANNUELS MOYENS

BERLIN: daily minimum temperature TN



JACKSONVILLE: daily maximum temperature TX



EXTRÊMES

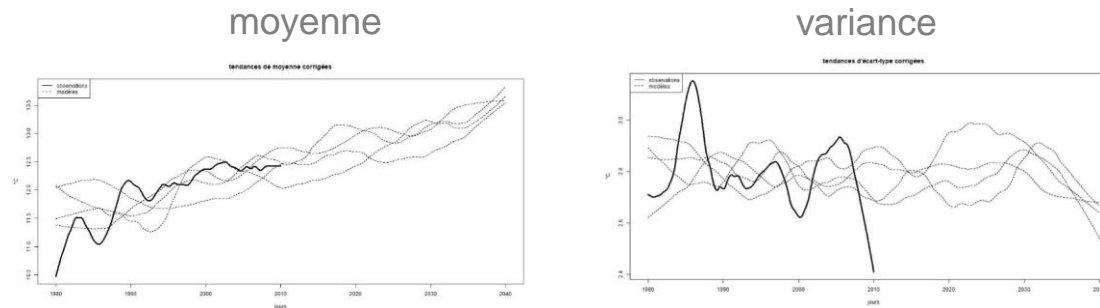
	TX		TN	
	observations	simulations	observations	simulations
Berlin	38.2 [37.1;39.2]	39.8 [38.8;41.0]	-23.4 [-25.5;-21.0]	-26.5 [-31.5;-22.9]
Biarritz	39.6 [38.8;40.4]	41.0 [39.0;43.5]	-9.4 [-12.2;-6.6]	-11.0 [-12.6;-9.7]
Petropavlovsk	38.5 [37.6;39.5]	41.5 [39.3;44.8]	-43.7 [-45.2;-42.1]	-48.7 [-52.5;-45.3]
Olekminsk	-	-	-56.3 [-57.8;-54.8]	-58.8 [-61.4;-56.2]
Death Valley	54.3 [53.5;55.1]	55.2 [54.3;56.1]	-6.4 [-7.5;-5.3]	-7.4 [-8.8;-6.0]
Jacksonville	41.8 [40.3;43.3]	43.1 [41.5;44.5]	-29.5 [-31.3;-27.7]	-33.8 [-38.5;-30.6]
Glasgow	42.0 [41.1;42.8]	45.5 [44.3;46.9]	-42.9 [-44.4;-41.4]	-46.9 [-50.4;-44.0]
Charleston	39.5 [38.6;40.4]	40.3 [39.5;41.2]	-11.3 [-13.7;-9.0]	-8.8 [-10.0;-7.5]

Parey S., Hoang T.T.H., Dacunha-Castelle D. (2013): Validation of a stochastic temperature generator focusing on extremes and an example of use for climate change, Climate Research
 Dacunha-Castelle D., Hoang T.T.H., Parey S.: Modeling of air temperatures: preprocessing and trends, reduced stationary process, extremes, simulation, Journal de la Société Française de Statistique, 2013

UTILISATION POUR LE CLIMAT FUTUR

Différentes possibilités:

- Utilisation des tendances et saisonnalités (corrigées) des projections climatiques



- Calage du modèle sur les projections climatiques “convenablement débiaisées”

Simulations de températures futures

- Simulation de la variable réduite avec le modèle et reconstruction de la température

$$X(t) = m(t) + S(t) + s(t)Sv(t)Z(t)$$

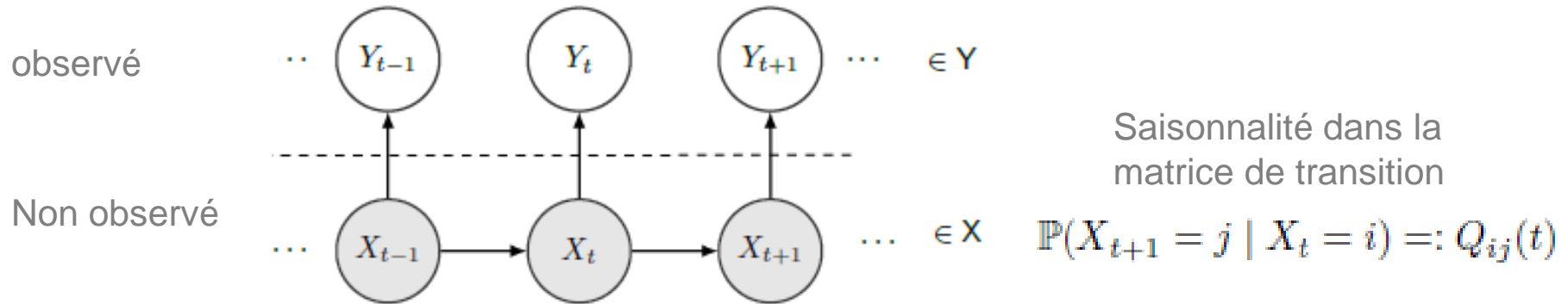
ON A PARFOIS BESOIN DE PLUSIEURS VARIABLES MODÈLE STOCHASTIQUE MULTIVARIÉ

Touron A. (2019): Modélisation multivariée de variables météorologiques. Statistiques [math.ST]. Université Paris-Saclay. Français. [\(NNT : 2019SACLS264\)](#). [\(tel-02319170\)](#)

Touron, A. (2019): Consistency of the maximum likelihood estimator in seasonal hidden Markov models. *Stat Comput* **29**, 1055–1075, <https://doi.org/10.1007/s11222-019-09854-4>

NON HOMOGENOUS HIDDEN MARKOV MODELS

■ Principe du modèle



- Tendance et saisonnalité dans les distributions

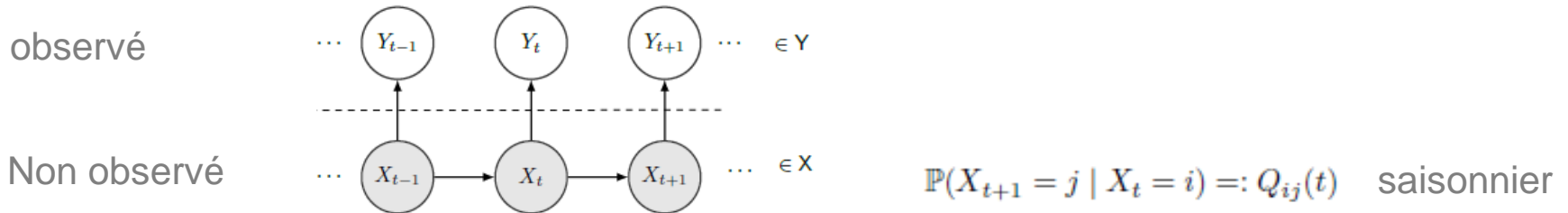
■ Différents modèles développés

- Univariés: température, précipitations, vent
- Bivariés: température et précipitations, température et vent
- Trivarié: température, précipitations, vent

EXEMPLE: MODÈLE BIVARIÉ PLUIE / TEMPÉRATURE

- **Générateur de temps bivarié: température et pluie**

- Non-Homogeneous Hidden Markov Model (NH HMM)



- Lois d'émission pour $Y(t)$ sachant $X(t) = k$:

$$\nu_k(t) = \sum_{m=1}^{M_1} p_{km} \delta_0 \otimes \mathcal{N}(T_k(t) + S_k(t) + \mu_{km}, \sigma_{km}^2) + \sum_{m=M_1+1}^M p_{km} \mathcal{E} \left(\frac{\lambda_{km}}{1 + \sigma_k(t)} \right) \otimes \mathcal{N}(T_k(t) + S_k(t) + \mu_{km}, \sigma_{km}^2)$$

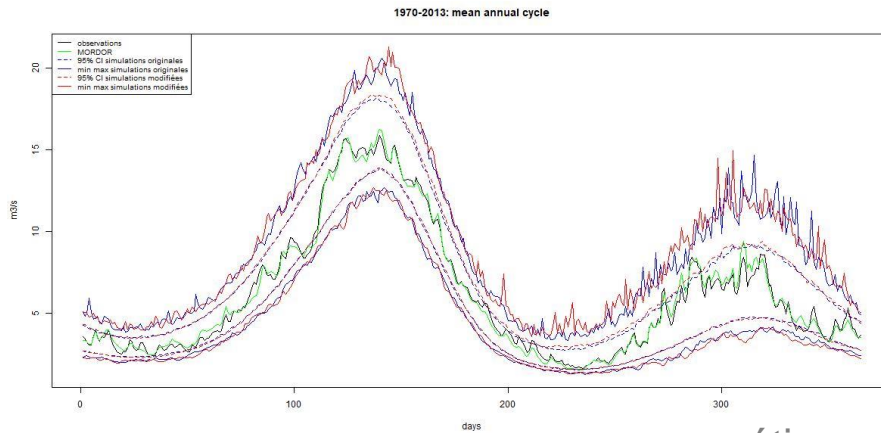
- Choix des “méta-paramètres”: 7 états (choisi par critère Akaike), $M_1 = 2$, $M = 4$
- 1000 simulations de T & Précipitations 1970-2013 => 44 000 années

UTILISÉ POUR SIMULER DES DÉBITS

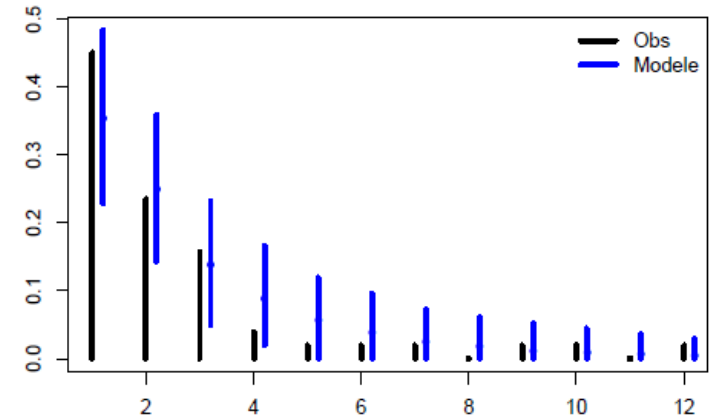
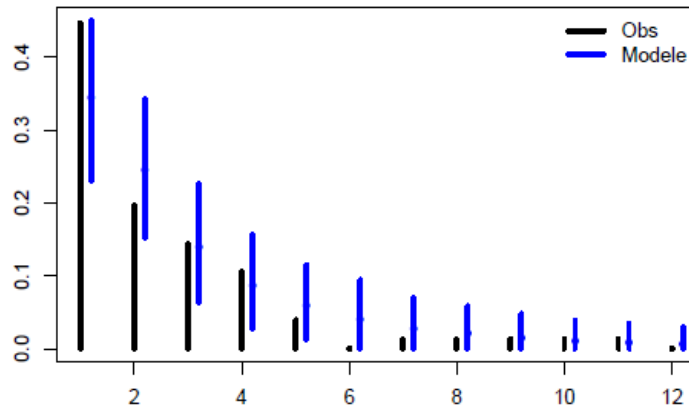
- Les séries temporelles de température et de pluie sont fournies en entrée d'un modèle hydrologique

- Validation

Cycle annuel moyen

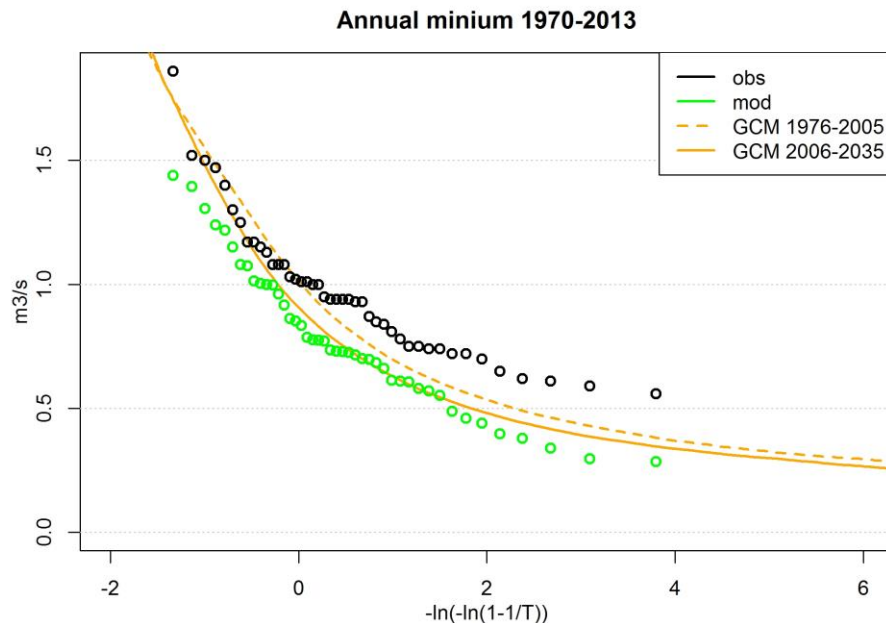


étiages: débit < quantiles 5% et 3%



ET ESTIMATION D'EXTRÊMES FUTURS

- Calibration du modèle sur des projections climatiques “convenablement débiaisées”
- Exemple: simulation de débit sur la période 1976-2035



- Période historique 1976-2005
 - NR 100 ans: 0.342 [0.340;0.344]
- Période future 2006-2035
 - NR 100 ans: 0.312 [0.309;0.314]

MODÈLE MULTIVARIÉ / MODÈLES UNIVARIÉS

- Le modèle multivarié n'a pas été conçu pour représenter au mieux les extrêmes
- Plus on représente de variables simultanément et moins la représentation, notamment des épisodes extrêmes, est bonne
- Travail en cours:
 - Utiliser le meilleur modèle pour chaque variable
 - Faire des simulations indépendantes
 - Les coupler a posteriori
 - par copules empiriques
 - « recuit simulé »
 - autres techniques plus appropriées?

ROBUSTESSE DU SYSTÈME ÉLECTRIQUE: AJOUT DE LA DIMENSION SPATIALE

Projet de la Chaire X énergies durables: David Métivier, Emmanuel Gobet

UN MODÈLE STOCHASTIQUE SPATIAL DE PLUIE

■ Générateur de pluie spatial

□ Basé sur des modèles de Markov cachés

□ 1ère étape: occurrence de pluie

• 3 modèles testés et comparés

$$- (H_1)_s^{(t)} = Y_s^{(t)} \in I_{C_1} = \{d, w\}$$

$$- (H_2)_s^{(t)} = (Y_s^{(t-1)}, Y_s^{(t)}) \in I_{C_2} = \{dd, dw, wd, ww\}$$

$$- (H_3)_s^{(t)} = (Y_s^{(t-2)}, Y_s^{(t-1)}, Y_s^{(t)}) \in I_{C_3} = \{ddd, wdd, dwd, ddw, wwd, wdw, dww, www\}$$

• Ajustement d'un modèle de mélange comme produit de probabilité de chaque station: $f(H) = \sum_{k=1}^K \pi_k \prod_{s=1}^S f_{s|k}(H_s)$

• Un mélange par jour, avec lissage a posteriori

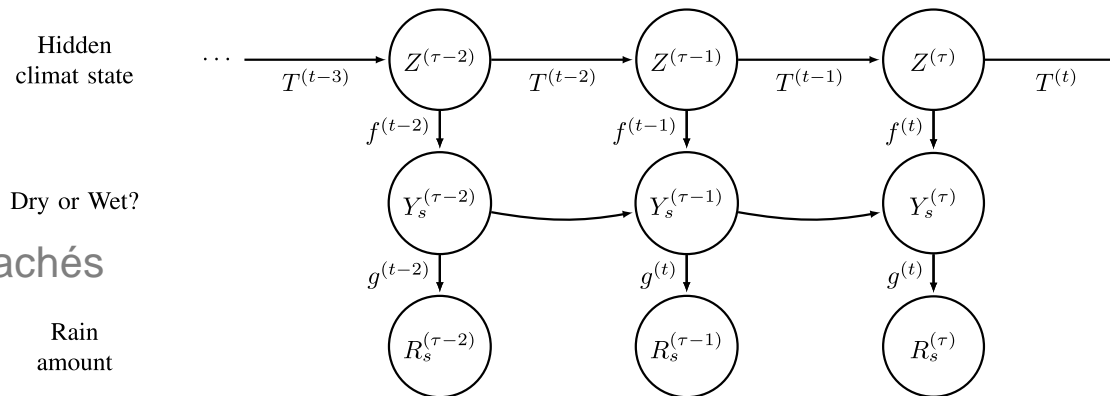
• K = 4 et le modèle C₂ sont identifiés comme les choix optimaux

□ Quantité de pluie

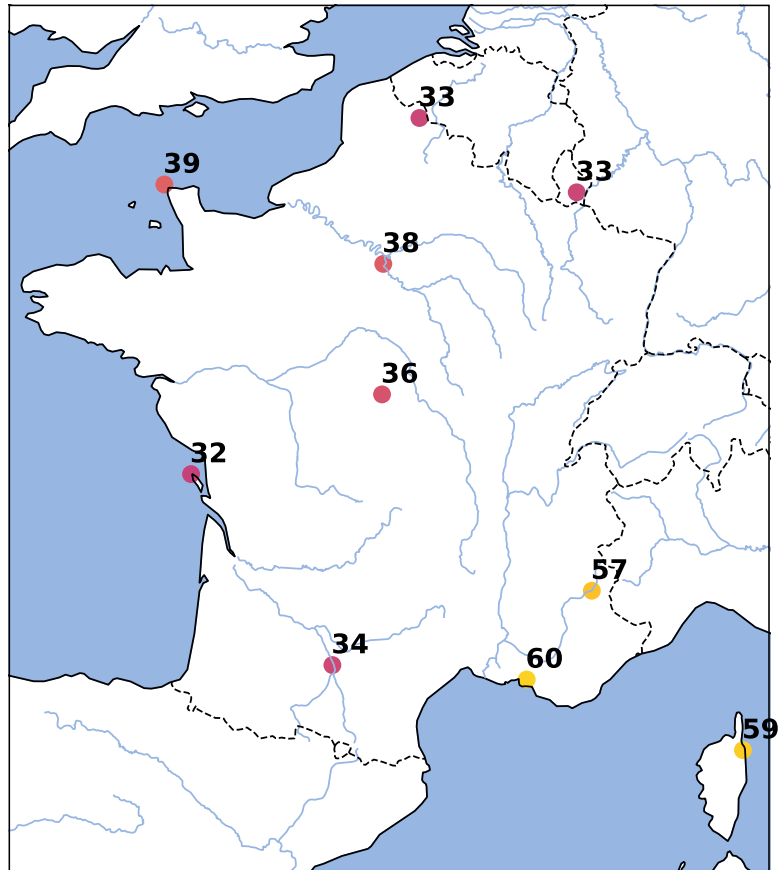
• Pour chaque station, chaque jour et chaque état k: distribution de la quantité de pluie = mélange de Gamma et d'Exponentielles

• Corrélation entre stations introduites via des copules Gaussiennes

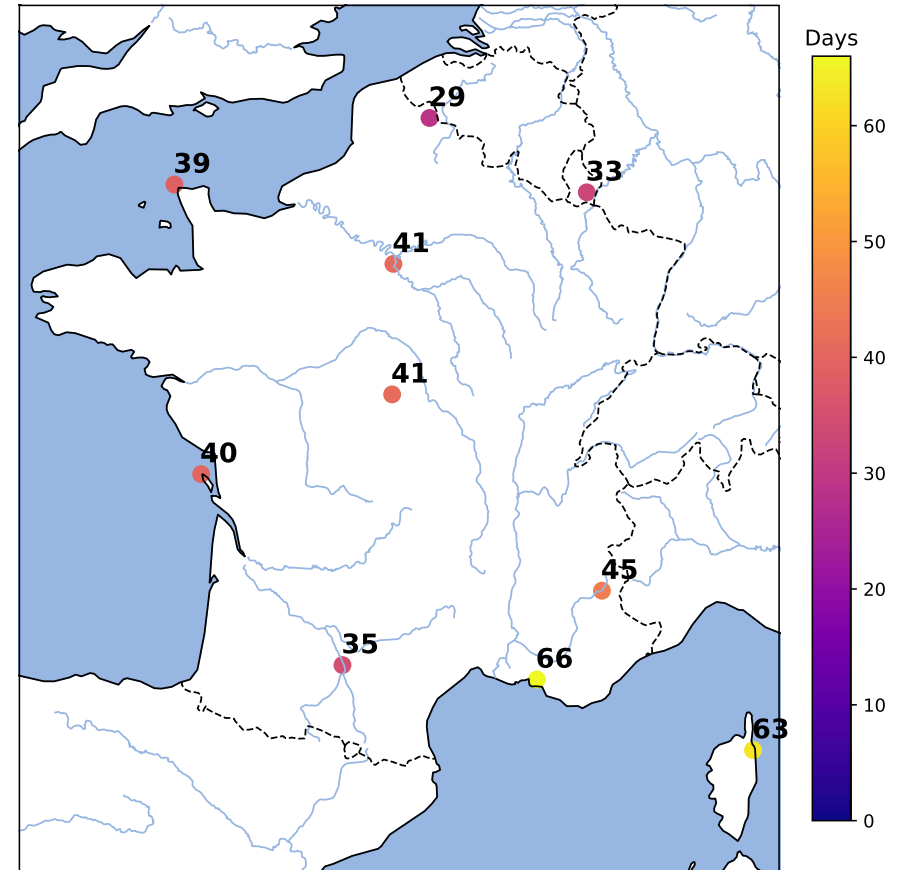
□ Possibilité d'ajouter d'autres variables via leur propre modélisation



RECORD DE NOMBRE CONSÉCUTIF DE JOURS SANS PLUIE



Données historiques 1956-2019



Une simulation de 64 ans

BESOIN CONNEXE

- **“convenablement débiaisé”**

- Méthodes de downscaling / correction de biais multivariées
 - Spatiales
 - Inter variables
- Proposition d’une généralisation à des distributions multivariées des approches “classiques” de correction de distributions
 - Nécessite de disposer de beaucoup de données pour une estimation fiable des distributions conditionnelles

- **Besoin de tests / développements**

- Hypothèses de stationnarité
- Impact sur les simulations stochastiques

BESOINS D'APPROFONDISSEMENT

- **Sur les méthodes développées**
 - Analyse des interactions entre tendances et saisonnalités
 - Lien entre tendance, variable réduite et niveau atteint
 - Rôle de la variabilité interannuelle
- **Sur le downscaling**
 - Correction des précipitations
 - Corrections multivariées
- **Simulation stochastique:**
 - Simulateur multivarié ou couplage de simulateurs univariés?
 - Ajout de la dimension spatiale
 - => **Lancement d'une thèse en 2023 sur la modélisation spatiale multivariée**
 - Mise en œuvre pour les extrêmes: importance sampling, comparaison avec les techniques « d'ensemble boosting » avec les modèles climatiques
- **Quantification de fréquences de situations extrêmes maintenant et dans le futur**

Merci