Estimation de cartes d'aléa pluviométrique en Afrique de l'Ouest : comparaison de différentes approches

Gérémy PANTHOU¹, Théo VISCHEL¹*, Thierry LEBEL¹, Juliette BLANCHET¹, Guillaume QUANTIN¹, Abdou ALI²

^{1.} LTHE (UMR 5564), Grenoble 1, IRD, Grenoble, France

² Centre Régional AGRHYMET, Niamey, Niger

* theo.vischel@ujf-grenoble.fr

RÉSUMÉ. – Dans un monde où la population est de plus en plus exposée aux risques naturels, l'évaluation des aléas hydro-météorologiques est un sujet sociétal majeur. La cartographie de l'aléa pluviométrique est nécessaire à la fois pour la gestion du risque inondation et pour le dimensionnement d'ouvrages hydrauliques. La principale problématique lors de l'estimation de telles cartes est de prendre en compte l'information locale fournie par les séries pluviométriques ponc-tuelles mais aussi de respecter une certaine cohérence régionale.

Deux approches basées sur la théorie des valeurs extrêmes sont comparées ici, avec une application à la cartographie des précipitations extrêmes en Afrique de l'Ouest. Les deux approches se basent sur la loi GEV (Generalized Extreme Value) utilisée pour modéliser les pluies maximales journalières annuelles. La première approche (LFI, Local Fit and Interpolation) consiste en une interpolation des paramètres de la loi GEV estimés séparément à chaque station. La seconde approche (SMLE, Spatial Maximum Likelihood Estimation) estime par maximum de vraisemblance directement les paramètres de la loi GEV spatialement sur toute la région en utilisant des covariables spatiales.

En utilisant l'information de 126 pluviomètres journaliers sur la période 1950-1990, 5 méthodes LFI et 3 méthodes SMLE sont comparées. Les différentes méthodes sont d'abord évaluées en calibration. Puis, la capacité prédictive et la robustesse des méthodes sont évaluées par une validation croisée et par une validation indépendante en sous réseaux. L'approche SMLE - en particulier lorsque le cumul pluviométrique inter-annuel moyen est utilisé comme covariable – produit de meilleurs résultats pour les différents scores calculés.

Grâce à la série de Niamey, pour laquelle on dispose de 104 ans de données, il est également montré que l'approche SMLE est beaucoup moins sensible à l'effet d'échantillonnage temporel grâce à l'utilisation de l'information spatiale fourni par les stations alentours.

Mots-clés : Précipitations extrêmes, cartes d'aléa, GEV, block maxima, Afrique de l'ouest

Mapping rainfall return level in West Africa: comparison of different approaches

ABSTRACT. – In a world of increasing exposure of populations to natural hazards, the mapping of extreme rainfall remains a key subject of study. Such maps are required for both flood risk management and civil engineering structure design, the challenge being to take into account the local information provided by point rainfall series as well as the necessity of some regional coherency.

Two approaches based on the extreme value theory are compared here, with an application to extreme rainfall mapping in West Africa. The first approach is a local fit and interpolation (LFI) consisting of a spatial interpolation of the generalized extreme value (GEV) distribution parameters estimated independently at each station. The second approach is a spatial maximum likelihood estimation (SMLE); it directly estimates the GEV distribution over the entire region by a single maximum likelihood fit using jointly all measurements combined with spatial covariates.

Five LFI and three SMLE methods are considered, using the information provided by 126 daily rainfall series covering the period 1950-1990. The methods are first evaluated in calibration. Then the predictive skills and the robustness are assessed through a cross-validation and an independent network validation process. The SMLE approach, especially when using the mean annual rainfall as covariate, appears to perform better for most of the scores computed. Using the Niamey 104 year time series, it is also shown that the SMLE approach has the capacity to deal more efficiently with the effect of local outliers by using the spatial information provided by nearby stations.

Key-words: Extreme rainfall, hazard mapping, GEV, block maxima, West Africa

I. INTRODUCTION

Les pluies torrentielles et les inondations provoquent d'importants dégâts humains et économiques. L'estimation de la distribution des pluies extrêmes est un sujet de recherche important pour les hydrologues, notamment dans le but de fournir des outils pour la gestion du risque et le dimensionnement d'ouvrages hydrauliques. Au départ, les recherches dans ce domaine se sont concentrées sur l'estimation de distributions extrêmes en des points observés à partir de séries longues provenant de stations de mesure au sol. Une des difficultés majeures dans ce domaine est d'obtenir une représentation spatiale des distributions extrêmes permettant d'obtenir des cartes de niveaux de retour pour des périodes de retour élevées (e.g. 20 ou 100 ans) et d'estimer les hauts quantiles de la distribution en des points non-observés.

Il y a deux difficultés pour obtenir de telles cartes. Premièrement, les événements extrêmes sont rares par définition (donc difficiles à mesurer) et les séries d'observation sont souvent trop courtes pour garantir une estimation robuste des hauts quantiles [Buishand, 1991]. La seconde difficulté concerne l'utilisation de l'information contenue dans les séries ponctuelles pour obtenir une distribution spatiale. Ces deux aspects conduisent à des effets d'échantillonnage qu'il est nécessaire de limiter pour la cartographie de l'aléa pluviométrique. Combiner l'information de différents sites pour estimer la distribution des extrêmes permet de limiter les effets d'échantillonnage mais pose la question de savoir jusqu'à quel niveau on agrège l'information (entre une approche totalement ponctuelle et une approche complètement régionale).La théorie des valeurs extrêmes [Coles, 2001; Katz et al., 2002; Naveau et al., 2005] est le cadre statistique approprié pour étudier la distribution des extrêmes et propose deux méthodes d'échantillonnage et les modèles théoriques associés. L'échantillonnage BMA (Block Maxima Analysis) consiste à retenir la valeur maximale par période (typiquement 1 an en hydrologie). L'échantillonnage POT (Peak Over Threshold) sélectionne toutes les valeurs au-dessus d'un seuil. Les séries de maximas sont théoriquement distribuées selon une loi GEV (Generalized Extreme Value) et les séries seuillées par une loi GPD (Generalized Pareto Distribution). Quatre approches principales sont utilisées pour spatialiser ces distributions extrêmes :

i. L'analyse fréquentielle régionale [Regional Frequency analysis,RFA, *Cunnane*, 1988; *Hosking and Wallis*, 1997] consiste à définir des sous-régions considérées homogènes pour lesquelles les paramètres sont assumés constants. La simplicité et la robustesse de cette approche la rendent très populaire en hydrologie [e.g. *Sveinsson et al.*, 2001; *Gellens*, 2002; *Sveinsson and Boes*, 2002; *Bonnin et al.*, 2004; *Durrans and Kirby*, 2004; *Trefry et al.*, 2005; *Yurekli et al.*, 2009]

ii. L'interpolation des distributions extrêmes (Local Fit and Interpolation: LFI) : la distribution des pluies extrêmes est estimée localement (à chaque station) puis les niveaux de retour [*Weisse and Bois*, 2002; *Szolgay et al.*, 2009] ou les paramètres de la distribution [e.g. *Laborde*, 1982; *Prudhomme*, 1999; *Wotling et al.*, 2000; *Begueria and Vicente-Serrano*, 2006; *Kohnová et al.*, 2009; *Szolgay et al.*, 2009; *Blanchet and Lehning*, 2010; *Ceresetti*, 2011] sont interpolés. Différents interpolateurs peuvent être utilisés (régression, plus proche voisin, spline, krigeage ...)

iii. L'estimation par maximum de vraisemblance d'une distribution spatiale (Spatial Maximum Likelihood Estimation, SMLE): cette approche consistant à incorporer des covariables spatiales dans l'estimation par maximum de vraisemblance s'appuie sur les travaux de *Buishand*, [1991]. Si de nombreuses études ont utilisées cette approche pour analyser l'évolution temporelle des extrêmes, il y a très peu d'études qui appliquent cette méthode pour spatialiser les distributions extrêmes et proposer des cartes d'aléa [*Buishand*, 1991; *Blanchet and Lehning*, 2010].

iv. Les approches bayésiennes : cette approche a récemment été employée pour spatialiser les distributions de précipitations extrêmes [*Cooley et al.*, 2007; *Cooley and Sain*, 2010]. C'est une extension de l'approche SMLE dans un cadre bayésien. Elle est recommandable lorsque la répartition spatiale des paramètres de la distribution est trop compliquée pour être correctement représentée par des relations simples. Néanmoins l'intérêt de cette approche est discutable quand les paramètres de la distribution peuvent être modélisés par un nombre restreint de covariables.

Le but de cette étude est de produire des cartes d'aléa pluviométrique en Afrique de l'Ouest. La région d'étude se situe plus particulièrement au Sahel où la variabilité locale de la pluie au cours d'un événement pluvieux est très importante. L'estimation des distributions extrêmes est donc fortement impactée par cette variabilité provoquant des quantiles significativement différents à des lieux séparés de quelques dizaines de kilomètres sans qu'il n'y ait aucune explication topographique ou physique. Produire des cartes d'aléa pluviométrique dans un tel contexte soulève la question de l'utilisation de l'information locale ou régionale pour estimer des hauts quantiles en tout point de la région d'étude. Deux approches sont comparées ici -LFI et SMLE - qui permettent de donner plus ou moins de poids à l'information régionale ou locale dans le processus d'estimation des cartes d'aléa.

II. DONNÉES ET RÉGION D'ÉTUDE

II.1. Contexte climatologique en Afrique de l'Ouest

Le climat en Afrique de l'Ouest est un climat de mousson, qui a plusieurs caractéristiques marquantes. Le cumul annuel de précipitations suit un gradient Nord-Sud (Figure 1). Ce gradient est d'environ 1mm/km dans la partie sahélienne [Lebel et al., 1992]. Le cycle saisonnier est rythmé par la mousson avec une saison sèche et une saison humide, la durée de la saison des pluies se raccourcissant lorsque l'on monte vers le Nord. La région connaît une forte variabilité inter-annuelle du cumul annuel de précipitation à laquelle se superpose un signal décennal caractérisé par une baisse rapide et durable des précipitations à la fin des années 1960, un retour vers des conditions plus proches de la normale sur 100 ans étant observé depuis le milieu des années 2000.

II.2. Données pluviométriques utilisées, extension temporelle et spatiale de l'étude

L'étude des extrêmes requiert de longues séries de données. Pour pouvoir spatialiser la distribution des extrêmes et évaluer correctement cette spatialisation, un réseau dense et homogène est une condition importante. On dispose pour cette étude de données journalières de précipitation issues de pluviomètres provenant des bases de données récentes (BADOPLU et AMMA). Afin d'avoir une bonne représentativité de la région et un nombre suffisant de stations, la zone choisie s'étend de 10°W à 5°E et de 10°N à 15°N (Figure 1), ce qui correspond exactement au Sahel central [*Lebel and Ali*, 2009]. Un total de 126 stations contenant la période 1950-1990 avec au maximum deux années de lacunes sont retenues (Figure 1).

III. ANALYSE PONCTUELLE DES EXTRÊMES PLUVIOMÉTRIQUES

III.1. Cadre statistique : Théorie des Valeurs Extrêmes

L'approche retenue pour sélectionner les extrêmes est l'approche Block Maxima Analysis [*Coles*, 2001]. Elle consiste à



Figure 1 : Cumul annuel pendant la période 1950-1990. Le rectangle correspond à la zone du sahel central et les points noirs représentent les séries utilisées pour l'étude.

définir des blocs de n observations, et de prendre le maxima de chaque bloc à partir d'un vecteur (x_1, \ldots, x_k) de k valeurs indépendantes. On obtient un échantillon de N = k/n maximas :

$$(z_1...z_N) = \begin{pmatrix} max(x_1,...,x_n), max(x_{n+1},...,x_{2n}), ... \\ max(x_{k-n+1},...,x_k) \end{pmatrix}$$
(1)

Dans cette étude, chaque bloc représente une année d'observation (n=365.25 obs.). Les pluies maximales journalières annuelles sont extraites à partir des 126 séries ponctuelles de données journalières.

Si x_1, \ldots, x_k est un échantillon iid (indépendant et identiquement distribué) de la variable aléatoire X, z_1, \ldots, z_N est un échantillon iid issu de la variable aléatoire Z. Si nest suffisamment grand alors la loi appropriée pour modéliser Z est une loi GEV :

$$G(z) = exp\left(-\left(1+\xi\left(\frac{z-\mu}{\sigma}\right)\right)^{-1/\xi}\right) \text{ pour } z > \mu - \frac{\sigma}{\xi} \qquad (2)$$

Le paramètre μ est le paramètre de position, $\sigma>0$ le paramètre d'échelle et ζ le paramètre de forme. Ce dernier décrit le comportement asymptotique de la queue de distribution : s'il est positif (resp. négatif) la distribution est dite à queue lourde (resp. bornée). Quand $\zeta=0$, alors la loi GEV devient la loi de Gumbel (queue légère).

L'inférence des modèles GEV sur un échantillon de maximas peut se faire de différentes façons : moments, L-moments, maximum de vraisemblance. Ces approches ont été testées sur nos séries et n'ont pas montré de différences significatives. Pour cette étude, les résultats de l'approche par maximum de vraisemblance sont présentés.

III.2. Résultats des ajustements ponctuels

Les ajustements ponctuels réalisés sur chacune des 126 séries de maximas montrent des organisations spatiales (cartes non montrées ici) et des relations avec la latitude (Figure 2) différentes en fonction du paramètre considéré. Le paramètre de localisation (μ) présente une forte organisation spatiale et un gradient latitudinal bien établi avec des valeurs allant de 65-75 mm au Sud vers 40-50 mm au Nord.

Le paramètre d'échelle (σ) présente lui aussi une covariation avec la latitude. Cette tendance est moins nette et les erreurs standards associées à l'estimation de ce paramètre sont nettement plus fortes (comprise entre 12 % et 18 % de la valeur du paramètre) que pour le paramètre de localisation (entre 5 et 7 %). Le paramètre de forme (ζ) quant à lui ne présente pas d'organisation spatiale ni de covariation avec la latitude. L'estimation de ce paramètre est très incertaine et son pattern spatial erratique pose la question de l'utilisation de technique d'interpolation classique pour le cartographier.

IV. MODÈLES GEV SPATIAUX

Le but de cette étude est de cartographier les paramètres de la loi GEV (ou un quantile particulier) sur la zone d'étude. Les deux approches testées dans cette étude sont : (i) L'interpolation des paramètres de la loi GEV estimés localement (Local Fit and Interpolation: LFI) et (ii) l'estimation par maximum de vraisemblance de la loi GEV spatiale (Spatial Maximum Likelihood Estimation, SMLE).

IV.1. L'interpolation des paramètres de la loi GEV estimés localement (LFI)

Le principe de cette méthode est d'interpoler les paramètres de la loi estimés à chaque station. Parmi les différents interpolateurs disponibles, le krigeage a été retenu pour trois raisons : (i) c'est un estimateur non biaisé et il minimise la variance de l'erreur d'estimation ; (ii) il est piloté par la structure spatiale des données (variogramme) et (iii) il offre la possibilité de prendre en compte l'incertitude de l'estimation ponctuelle [krigeage avec données incertaines; *de Marsily*, 1981],

Dans cette étude différentes déclinaisons du krigeage ont été retenues :

- Krigeage Ordinaire (OK) : la moyenne du processus est inconnue mais constante sur la zone d'étude

— Krigeage Universel (UK) : la moyenne du processus est inconnue mais une dérive est présente en fonction de la latitude et de la longitude

 Krigeage ordinaire et universel prenant en compte l'incertitude de l'estimation ponctuelle (OK_UD et UK_UD) :



Figure 2: Relation entre les paramètres de loi GEV et la latitude : a) localisation (μ), b) d'échelle (σ) et c) de forme(ζ)

cette technique de krigeage, moins utilisée prend en compte la fait que les données à interpoler sont incertaines. C'est typiquement le cas dans cette étude où les paramètres estimés ponctuellement ont une erreur standard associée à l'ajustement de la loi. L'incorporation de la variance d'estimation ponctuelle dans la matrice de covariance du krigeage permet de s'écarter de la valeur ponctuelle estimée (en s'appuyant sur les stations alentours). Le krigeage dans ce cas devient un interpolateur non exact mais il reste continu.

En plus de ces méthodes de krigeage, la méthode du plus proche voisin (NN) a été retenue pour avoir une méthode très basique.

Lorsqu'un interpolateur est utilisé pour cartographier un paramètre de la distribution, c'est le même interpolateur qui est utilisé pour les deux autres. Il y a donc 5 modèles GEV LFI dans cette étude : LFI-NN, LFI-OK, LFI-UK, LFI-OK_UD et LFI-UK_UD.

IV.2. Estimation par maximum de vraisemblance de la loi GEV spatiale (SMLE)

L'approche SMLE consiste à ajuster directement une GEV sur la région en spécifiant la relation entre les paramètres de la loi GEV et des covariables spatiales. La variable aléatoire Z_j va être modélisée par un modèle GEV donc les paramètres dépendent d'une covariable spatiale s_j disponible à chacune des stations j:

$$Z_{j} \sim GEV(\mu(s_{j}), \sigma(s_{j}), \xi(s_{j}))$$
(3)

Dans cette étude nous considérerons utiliserons des formulations linéaires pour chacun des trois paramètres de la loi GEV, représentés par η dans l'équation suivante :

$$\eta(\mathbf{s}) = \eta_0 + \eta_1(\mathbf{s}_i) \tag{4}$$

Il est possible de ne pas spécifier de covariable spatiale pour un paramètre, ce paramètre est alors considéré comme constant spatialement..

La loi GEV est ajustée globalement sur les 126 échantillons z_j . Le jeu de paramètres optimal Φ , composé de trois vecteurs ($\mu_0 \dots \mu_n$), ($\sigma_0 \dots \sigma_n$) et ($\xi_0 \dots \xi_n$), est déterminé en maximisant la vraisemblance du modèle $L(\Phi)$.

Différentes covariables ont été testées (altitude, longitude, latitude, cumul interannuel moyen, nombre moyen de jours pluvieux, intensité journalière moyenne). Parmi ces différents modèles implémentés, trois modèles ont été retenus et sont présentés dans cette étude : — le premier est un modèle de référence n'utilisant pas de covariable (SMLE-NoCov) qui assume donc que les trois paramètres de la loi GEV sont constants sur la zone d'étude ; — les deux modèles ayant les meilleurs résultats au sens de l'évaluation proposées dans la section suivante (IV.3) : SMLE-AR et SMLE-Lat qui utilisent respectivement le cumul interannuel moyen et la latitude comme covariable pour les paramètres μ et σ .

IV.3. Évaluation des modèles

Le but de cette étude étant de fournir des cartes de niveaux de retour, l'évaluation des différents modèles spatiaux se concentre sur la robustesse des modèles et leur capacité à prédire une distribution en des points observés et non observés. Pour cela deux procédures de calibration/validation (temporelle et spatiale) sont employées. Différents scores ont été appliqués aux échantillons de validation.

IV.3.1. Calibration/validation spatiale

L'évaluation de la capacité des modèles à prédire une distribution en des points non-observés se fait en séparant le réseau en un jeu de calibration et un jeu de validation. La constitution des jeux de calibration/validation est totalement supervisée et deux approches ont été testées : la classique validation croisée et la validation par sous-réseaux. Pour cette dernière méthode, une étude de sensibilité au pourcentage de stations retirées a été réalisée (de 5 % à 50 % par pas de 5 %) et à la procédure de retrait des stations. Deux méthodes de retrait totalement supervisées ont été utilisées : dans un cas les stations de validation sont située à proximité des stations de calibration (réseaux N) dans le second elles sont très éloignées (réseaux F). Au total, 20 sous réseaux ont été utilisés pour l'analyse de sensibilité.

IV.3.2. Calibration/Validation temporelle

Le principe de la calibration/validation temporelle consiste à séparer chaque série en deux périodes, l'une servant à la calibration l'autre à la validation. Dès lors, il y a deux choix à faire : définir le nombre d'années composant chacun des deux jeux et définir la méthode de retrait. Le choix a été fait ici de séparer les échantillons en deux périodes de longueurs similaires (21 années dans le jeu de calibration, 20 dans le jeu de validation) de façon entièrement supervisée en retirant une année sur deux de notre échantillon.

IV.3.3. Scores utilisés

Deux types de scores ont été utilisés pour vérifier l'adéquation entre les distributions prédites et les échantillons de validation : i. des tests statistiques d'ajustement (Anderson-Darling et Kolmogorov-Smirnov) : ces tests ont pour hypothèse nulle H0 « l'échantillon est issu de la distribution ». Les tests renvoient une statistique d qui mesure la distance entre la distribution théorique (celle estimée) et empirique (ici celle de l'échantillon de validation) et une p-valeur qui correspond à la probabilité de rejeter à tord l'hypothèse lorsque celle-ci est vraie pour la statistique d. La p-valeur est utilisée pour accepter/rejeter l'hypothèse nulle à un seuil particulier (e.g. 1, 5 ou 10 %).

ii. Scores Quantiles-Quantiles : ces scores comparent les quantiles observés et les quantiles théoriques. Deux scores ont été utilisés dans cette étude : la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et l'erreur absolue moyenne (MAE). Une version pondérée de ces deux scores #[présentée dans l'étude de *Begueria and Vicente-Serrano* [2006] est aussi utilisée.

V. ÉVALUATION DES MODÈLES

V.1. Calibration/validation spatiale

Le Tableau 1 montre les résultats des tests d'ajustement obtenus pour la procédure de validation croisée. La Figure 3 montre le résultat du score quantile-quantile RMSE pondéré pour chacun des sous réseaux testés. Les résultats montrent que le modèle SMLE-AR semble meilleur pour prédire une distribution en des points non-observés (moins de rejet de H0 et RMSplus faible). Le modèle SMLE-Lat, LFI-OK_ UD et LFI –UK_UD ont des performances situées entre le modèle SMLE-AR et les modèles ponctuels LFI-XX qui présentent les plus mauvaises performances en termes de prédiction en des points non-observés. Cette analyse montre l'intérêt de regrouper l'information régionale pour limiter les effets d'échantillonnage ponctuels.

V.2. Calibration/validation temporelle

Les résultats de la procédure de calibration/validation temporelle sont reportés dans le Tableau 2. Les résultats montrent que les modèles SMLE utilisant des covariables spatiales sont plus robustes aux effets d'échantillonnage temporel et en particulier SMLE-AR.

V.3. Cartographie des paramètres et cartes d'aléa pluviométrique

La Figure 4 montre les paramètres du modèle GEV SMLE-AR (cumul inter annuel moyen utilisé comme covariable pour μ et σ) ajusté sur les échantillons de maximas sur la zone d'étude. Les niveaux de retour estimés avec ce modèle sont les plus robustes comme l'a montré l'évaluation des différents modèles.

VI. CONCLUSION

Cette étude compare différentes approches pour cartographier l'aléa pluviométrique au Sahel. Il est montré que - sur cette zone d'étude - des approches permettant de prendre en

 Tableau 1: Pourcentage d'acceptation/rejet pour différents seuils de rejet pour le test d'ajustement sur les échantillons

 de validation en validation croisée.

Niveau de significativité	1 %	5 %	10 %
LFI-NN	27 %	39 %	48 %
LFI-OK	12 %	27 %	37 %
LFI-UK	13 %	29 %	34 %
LFI-OK_UD	10 %	21 %	33 %
LFI-UK_UD	10 %	19 %	29 %
SMLE-lat	12 %	24 %	29 %
SMLE-AR	6 %	11 %	17 %
SMLE-NoCov	33 %	47 %	59 %



Figure 3: RMSE pondéré pour différents sous réseaux N (à gauche) et F (à droite).

	Scores Quantiles-Quantiles		Tests d'ajustement (% de stations où p-valeur < 5 %)	
	MAE	RMSE	AD	KS
GEV	7.60	11.69	18 %	33 %
SMLE-NoCov	9.43	13.52	28 %	34 %
SMLE-Lat	6.84	10.65	11 %	15 %
SMLE-AR	6.43	10.27	6 %	10 %

Tableau 2: Résultat de la procédure de calibration/validation temporelle.



Figure 4:*Cartographie pour le modèle SMLE-AR : paramètres de localisation et d'échelle (le paramètre de forme \xi est constant (\xi=0.05) et niveaux de retour 10 ans et 100 ans.*

compte l'information régionale sont plus robustes aux effets d'échantillonnage et plus aptes à prédire une distribution en des points observés et non observés. En particulier, le modèle SMLE-AR qui utilise le cumul interannuel moyen de précipitation comme covariable spatiale pour les paramètres μ et σ de la loi GEV a donné les meilleurs résultats sur la zone d'étude. L'application des méthodes testées à d'autres régions est nécessaire pour évaluer de façon plus générale la capacité des deux approches.

VII. RÉFÉRENCES

- BEGUERIA S., AND S. M. VICENTE-SERRANO (2006) Mapping the hazard of extreme rainfall by peaks over threshold extreme value analysis and spatial regression techniques. J. Appl. Meteorol. Clim. 45(1) 108-124
- BLANCHET J., AND M. LEHNING (2010) Mapping snow depth return levels: smooth spatial modeling versus station interpolation. doi10.5194/hess-14-2527-2010. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 14 2527–2544
- BONNIN G. M., D. MARTIN B. LIN T. PARZYBOK M. YEKTA, AND D. RILEY (2004) — Precipitation-frequency atlas of the United States, NOAA Atlas 14. Department of Commerce, National Oceanic and Atmospheric Administration. National Weather Service., Silver Spring, Maryland
- BUISHAND T. A. (1991) Extreme rainfall estimation by combining data from several sites / Estimation de precipitations extremes

par une combinaison de donnees issues de plusieurs sites. doi10.1080/02626669109492519. *Hydrol. Sci. J.* **36(4)** 345–365

- CERESETTI D. (2011) Structure spatio-temporelle des fortes précipitations: Application à la région Cévennes Vivarais, Université de Grenoble
- COLES S. (2001) An introduction to statistical modeling of extreme values. Springer, London; New York
- COOLEY D., AND S. R. SAIN (2010) Spatial Hierarchical Modeling of Precipitation Extremes From a Regional Climate Model, doi10.1007/s13253-010-0023-9. J. Agric. Biol. Environ. Stat. 15 381–402
- COOLEY D., D. NYCHKA, AND P. NAVEAU (2007) Bayesian spatial modeling of extreme precipitation return levels. J. Am. Stat. Assoc. 102(479) 824-840
- CUNNANE C. (1988) Methods and merits of regional flood frequency analysis. J. Hydrol. 100(1-3) 269-290
- DURRANS S., AND J. T. KIRBY (2004) Regionalization of extreme precipitation estimates for the Alabama rainfall atlas. J. Hydrol. 295(1-4) 101-107
- GELLENS D. (2002) Combining regional approach and data extension procedure for assessing GEV distribution of extreme precipitation in Belgium. J. Hydrol. 268(1-4) 113-126
- HOSKING J. R. M., AND J. R. WALLIS (1997) Regional frequency analysis: an approach based on L-moments. Cambridge University Press, Cambridge UK
- KATZ R. W., M. B. PARLANGE, AND P. NAVEAU (2002) Statistics of extremes in hydrology. Adv. Water Resour. 25(8-12) 1287-1304

- KOHNOVÁ S., J. PARAJKA J. SZOLGAY, AND K. HLAVCOVÁ (2009) Mapping of Gumbel Extreme Value Distribution Parameters for Estimation of Design Precipitation Totals at Ungauged Sites, in *Bioclimatology and Natural Hazards*, Springer. 129-136
- LABORDE J. P. (1982) Cartographie automatique des caractéristiques pluviométriques: Prise en compte des relations pluviométrie-morphométrie. doi10.1051/lhb/1982026. *Houille Blanche, (4).* 4 331–338
- LEBEL T., AND A. ALI (2009) Recent trends in the Central and Western Sahel rainfall regime (1990-2007). J. Hydrol. 375(1-2) 52-64
- LEBEL T., H. SAUVAGEOT M. HOEPFFNER M. DESBOIS B. GUILLOT, AND P. HUBERT (1992) — Rainfall estimation in the Sahel: the EPSAT-NIGER experiment. *Hydrol. Sci.* 37 201-215
- DE MARSILY G. (1981) Hydrogéologie quantitative. Masson, Paris; New York
- NAVEAU P., M. NOGAJ C. AMMANN P. YIOU D. COOLEY, AND V. JOMELLI (2005) — Statistical methods for the analysis of climate extremes. *Comptes Rendus Geosci.* 337(10-11) 1013-1022
- PRUDHOMME C. (1999) Mapping a statistic of extreme rainfall in a mountainous region. *Phys. Chem. Earth Part B Hydrol. Oceans Atmosphere*). **24(1-2)** 79-84

- SVEINSSON O. G. ., AND D. C. BOES (2002) Regional frequency analysis of extreme precipitation in northeastern colorado and fort collins flood of 1997. J. Hydrol. Eng. 7 49
- SVEINSSON O. G. ., D. C. BOES, AND J. D. SALAS (2001) Population index flood method for regional frequency analysis. *Water Resour. Res.* 37(11) 2733-2748
- SZOLGAY J., J. PARAJKA S. KOHNOVÁ, AND K. HLAVCOVÁ (2009) — Comparison of mapping approaches of design annual maximum daily precipitation. *Atmospheric Res.* 92(3) 289-307
- TREFRY M., D. W. WATKINS JR, AND D. JOHNSON (2005) Regional Rainfall Frequency Analysis for the State of Michigan. J. Hydrol. Eng. 437-449
- WEISSE A. K., AND P. BOIS (2002) A comparison of methods for mapping statistical characteristics of heavy rainfall in the French Alps: the use of daily information, doi10.1080/02626660209492977. *Hydrol. Sci. J.* **47(5)** 739–752
- WOTLING G., C. BOUVIER J. DANLOUX, AND J. M. FRITSCH (2000)
 Regionalization of extreme precipitation distribution using the principal components of the topographical environment. J. Hydrol. 233(1-4) 86-101
- YUREKLI K., R. MODARRES, AND F. OZTURK (2009) Regional daily maximum rainfall estimation for Cekerek Watershed by L-moments, doi10.1002/met.139, *Meteorol. Appl.* 16(4) 435–444