Méthode SCHADEX de prédétermination des crues extrêmes : Méthodologie, applications, études de sensibilité

Federico Garavaglia

▶ **To cite this version:**

Federico Garavaglia. Méthode SCHADEX de prédétermination des crues extrêmes : Méthodologie, applications, études de sensibilité. Sciences de la Terre. Université de Grenoble, 2011. Français. NNT : 2011GRENU012 . tel-00579507

HAL Id: tel-00579507
https://theses.hal.science/tel-00579507

Submitted on 24 Mar 2011

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

Spécialité : **Terre Univers Environnement**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

Federico GARAVAGLIA

Thèse dirigée par **Michel LANG** et
codirigée par **Emmanuel PAQUET**

préparée au sein de l'**Unité de Recherche Hydrologie-Hydraulique, Cemagref Lyon**

en collaboration avec **EDF - DTG**

dans **l'École Doctorale Terre Univers Environnement**

Méthode SCHADEX de prédétermination des crues extrêmes

Méthodologie, applications, études de sensibilité

Soutenance prévue le **23 février 2011**,
devant le jury composé de :

M. Christian ONOF
Imperial College Londres - Rapporteur
M. Pierre RIBSTEIN
Université Pierre et Marie Curie Paris VI - Rapporteur
Mme. Anne-Catherine FAVRE
Université de Grenoble - Examinatrice
M. Luc NEPPEL
Hydrosciences Montpellier - Examinateur
M. Charles PERRIN
Cemagref Antony - Examinateur
M. Taha B.M.J. OUARDA
INRS ETE Québec - Examinateur
M. Michel LANG
Cemagref Lyon - Directeur de thèse
M. Emmanuel PAQUET
EDF-DTG Grenoble - Co-Directeur de thèse

Résumé

La méthode SCHADEX (Simulation Climato-Hydrologique pour l'Appréciation des Débits EXtrêmes) est, depuis 2007, la méthode de référence pour le calcul de la crue de projet servant au dimensionnement des évacuateurs des barrages d'EDF (Électricité De France). Cette méthode vise à estimer les quantiles extrêmes de débits par un procédé de simulation stochastique qui combine un modèle probabiliste de pluie et un modèle hydrologique pluie-débit.

L'objectif principal de cette thèse est la « validation » de la méthode SCHADEX, la compréhension de ses possibilités et de ses limites, notamment par des études de sensibilité aux hypothèses sous-jacentes et par sa confrontation à la plus large gamme possible d'observations (régions et climats contrastés, taille variable de bassins versants).

La première étape de ce travail a porté sur la description probabiliste des événements pluvieux générateurs de crues, avec notamment l'introduction d'une distribution des pluies observées conditionnée par type de temps (distribution MEWP, Multi-Exponential Weather Patterns). Pour valider ce modèle probabiliste, nous avons comparé ses résultats à ceux de modèles classiques de la théorie des valeurs extrêmes. En nous appuyant sur une large base de données de stations pluviométriques (478 postes localisés en France, Suisse et Espagne) et sur une technique de comparaison orientée vers les valeurs extrêmes, nous avons évalué les performances du modèle MEWP en soulignant la *justesse* et la *robustesse* de ses estimations.

Le procédé de simulation hydrologique des volumes écoulés suite à des événements pluvieux intenses (processus de simulation semi-continue) a été décrit en soulignant son caractère original et parcimonieux du point de vue des hypothèses d'extrapolation nécessaires, et sa capacité à extraire le maximum d'information des séries chronologiques traitées. En nous appuyant sur une base de données de 32 bassins versants, nous avons analysé la sensibilité de cette méthode (i) à ses paramètres de simulation (i.e. nombre de tirages, etc.), (ii) au modèle probabiliste de pluie et (iii) au modèle hydrologique pluie-débit. Cette étude nous a permis de figer certains paramètres de simulation et surtout de hiérarchiser les étapes et les options de simulation du point de vue de leurs impacts sur le résultat final.

Le passage des quantiles extrêmes de volumes à ceux des débits de pointe est réalisé par un facteur multiplicatif (coefficient de forme), identifié sur une collection d'hydrogrammes. Une sélection de ces hydrogrammes par une approche semi-automatique, basée sur une technique d'échantillonnage sup-seuil, a été développée.

Globalement, ce travail a permis de reformuler, justifier et vérifier les hypothèses de base de la méthode, notamment celles liées à l'aléa pluviométrique ainsi qu'à l'aléa « état hydrique » du bassin versant, et celles liées au procédé de simulation hydrologique semi-continue des écoulements. Des améliorations et des simplifications de certains points de la méthode ont aussi été proposées pour des estimations de débit extrêmes plus fiables et robustes. Une adaptation de la classification des journées par type de temps a été proposée pour étendre le calendrier de référence, de 1953-2005 à 1850-2003, en exploitant des informations simplifiées sur les champs de pression. La procédure de simulation hydrologique a été améliorée, notamment en conditionnant le tirage des épisodes pluvieux au type de temps, ce qui permet de mieux prendre en compte la dépendance pluie- température.

Ces travaux ne mettent certainement pas un point final au développement de la méthode SCHADEX mais la fondent sur des bases méthodologiques saines et documentées. Ils proposent des perspectives de recherche sur des thématiques variées (e.g. prise en compte de variabilité de la forme des hydrogrammes

de crue pour le passage au débit de pointe, modélisation hydrologique, estimation de crues extrêmes en bassins non jaugés ou en contexte non-stationnaire).

Mots-clés : prédétermination des crues, méthode SCHADEX, types de temps, précipitations extrêmes, théorie des valeurs extrêmes, distribution MEWP, simulation hydrologique continue, modélisation hydrologique, MORDOR, GR, débits de pointe, coefficient de forme.

Abstract

Since 2007, EDF (Électricité de France) design floods of dam spillways are computed using a probabilistic method named SCHADEX (Climatic-hydrological simulation of extreme foods). This method aims to estimate extreme flood quantiles by the combination of a weather patterns based rainfall probabilistic model and a conceptual rainfall-runoff model.

The aim of this PhD thesis is to "validate" SCHADEX method by assessing its potential and its limits with a sensitivity analysis of its hypothesis and with a comparison to the widest possible range of data (various regions and climates, different watershed sizes). In the first part of this thesis we describe the stochastic generation process of rainfall events. We introduce a rainfall probabilistic model based on weather pattern classification, called MEWP (Multi-Exponential Weather Pattern) distribution. To validate the MEWP model, we compare it to the standard probabilistic models of extreme values theory. Based on a wide rainfall dataset (478 raingauges located in France, Switzerland and Spain) and on new specific criteria, we evaluate the suitability of MEWP model in terms of reliability and robustness.

In the second part of this work, the hydrological simulation process of volumes, called semi-continuous simulation process, is introduced. We highlight the efficiency and the originality of this process link to its ability to mix various hydrological data for extreme flood estimation, while preserving parsimonious extrapolation hypothesis. Based on a dataset of 32 watersheds, we realize a sensitivity analysis of this process depending of the (i) simulation parameters (i.e. number of simulation, etc.), (ii) rainfall probabilistic model and (iii) rainfall-runoff model. This study allows us to fix some simulation parameters and to prioritize the simulation steps and options by their impact on the final results.

The third part investigates the transposition from extreme volumes quantiles to extreme peak flows quantiles using peak flows ratio. This ratio is computed on a hydrograms sample that is extracted from flood time series by a specific peak over threshold sub-sampling developed in this thesis.

More generally, we reformulate, justify and verify the basic assumptions of the SCHADEX method, with a special focus on rainfall risk, hydrological risk and semi-continuous simulation process. In order to make extreme flood estimations more reliable and robust, same improvements and simplifications of the method are proposed. To extrapolate the available period of the weather pattern classification from 1953-2005 to the earliest period of 1850-2003, we computed another weather pattern classification based on shade geopotential information. To take into account precipitation-temperature dependency, the simulation process is improved by conditioning the generation of rainfall events with weather pattern sub-sampling.

The results obtained in this thesis offer a first complete and thorough evaluation on the SCHADEX method and open a range of possible developments. Amongst them, investigations about variability of shape flood hydrograms, comparison of hydrological model in extrapolation domain, extreme flood risk estimation on ungauged watershed and in non-stationary context, are already envisaged.

Keywords : Floods frequency analysis, SCHADEX method, weather patterns, extreme precipitations, extreme values theory, MEWP distribution, continuous simulation process, rainfall-runoff models, MORDOR, GR, peak flows ratio.

Abstract

Dal 2007, il metodo SCHADEX (Simulation Idro-climatologica per la stima delle portate estreme) é il metodo di riferimento per il calcolo della piena di progetto utilizzata per il dimensionamento degli scolmatori di piena delle dighe di EDF (Électricité De France). Questo metodo è finalizzato alla stima dei quantili estremi di portata attraverso un processo di simulazione stocastica che combina un modello probabilistico di pioggia e un modello idrologico.

L'obiettivo principale di questa tesi di dottorato è la « convalida » de metodo SCHADEX, la comprensione delle sue possibilità e dei sui limiti, attraverso uno studio di sensibilità delle ipotesi base e un confronto con la più vasta gamma possibile di osservazioni (regioni e climi contrastati, bacini di dimensione varabile).

La prima parte di questo lavoro riguarda la descrizione probabilistica degli eventi piovosi estremi et generatori delle piene. Per fare ciò abbiamo introdotto una distribuzione probabilistica delle piogge condizionata per tipi di tempo (distribuzione MEWP, Multi-Exponential Weather Patterns). Per convalidate questo modello probabilistico, abbiamo comparato i sui risultati a quelli delle distribuzioni standard della teoria degli estremi. Basandoci su un vasto database di stazioni pluvimetriche (478 pluviometri localizzati in Francia, Svizzera et Spagna) e su una tecnica specifica di comparazione orientata verso i valori estremi, abbiamo valutato le performance del modello MEWP mettendo in evidenza la *giustezza* e la *robustezza* delle sue stime.

Il processo di simulazione idrologica dei volumi associati agli episodi piovosi intensi, dette processo semi-continuo, è stato descritto rilevando il suo carattere originale, parsimonioso per quanto riguarda le ipotesi necessarie all'estrapolazione e la sua capacita a sfruttare al massimo l'informazione climatologica tratta. Basandoci su un database de 32 bacini, abbiamo realizzato un'analisi di sensibilità di questo metodo (i) ai sui parametri di simulazione (i.e. numero di simulazioni), (ii) al modello probabilistico di pioggia e (iii) al modello idrologico. Quest'analisi ci ha permesso di fissare certi parametri e soprattutto di gerarchizzare, secondo il lori impatto sul risultato finale, i differenti elementi che partecipano al processo di simulazione.

Il passaggio dai quantili estremi di volume di piena ai valori di punta è realizzato attraverso l'applicazione di fattore moltiplicativo (coefficiente di forma), calcolato su un catalogo d'idrogrammi. Una selezione di questi idrogrammi attraverso un approccio semi-automatico, fondato su una tecnica di campionamento di eccessi sopra una soglia, è stata qui sviluppata.

Globalmente questo lavoro ci ha permesso di riformulare, giustificare e convalidare le ipotesi di base del metodo, avendo une particolare riguardo per quelle associate al rischio pluviometrico, idrologico e al processo di simulazione idrologica semi-continua. Inoltre alcune innovazioni e semplificazioni sono state apportate al metodo in modo tale da rendere le sue stime più affidabili e robuste. La classificazione delle giornate in tipi di tempo è stata estesa sul periodo 1850-2003 utilizzando un'informazione semplificata dei campi di pressione. Il processo di simulazione semi-continua è stato migliorato per prendere in conto la dipendenza tra la precipitazione e la temperatura introducendo l'informazione dei tipi di tempo nel processo di generazione stocastica degli eventi piovosi.

Questo lavoro non pone certo la fine agli sviluppi associati al metodo SCHADEX ma lo fondo su delle basi metodologiche sane et documentate. Questa tesi pone le basi per alcune investigazioni future riguardo temi differenti (e.g. considerazione della variabilità della forma degli idrogrammi di piena, modellizzazione idrologica, stima delle piene in un contesto non stazionario e di bacini non strumentati).

Parole chiave : predeterminazione delle piene, metodo SCHADEX, tipi di tempo, precipitazioni estreme, simulazione idrologica continua, modellizzazione idrologica, MORDOR, GR, portata di piene, coefficiente di forma.

Table des matières

Introduction générale **3**

I Modèles probabilistes des pluies : une approche par types de temps **11**

1 Le modèle probabiliste des pluies centrales **15**

1.1 Épisode pluvieux, pluie centrale et pluies adjacentes 17

1.2 La classification en « types de temps » 18

1.2.1 Contexte 18

1.2.2 Une approche « bottom-up » pour l'identification des types de temps . . 18

1.2.3 Pertinence de la classification 23

1.3 Techniques d'échantillonnage 26

1.3.1 Échantillonnage des valeurs extrêmes 26

1.3.2 Échantillonnage saisonnier 27

1.3.3 Échantillonnage par types de temps 28

1.4 Modèle probabiliste de pluie par type de temps 30

1.4.1 Formulation globale 30

1.4.2 La distribution MEWP 31

1.4.3 Estimation des paramètres et intervalles de confiance 32

1.4.4 Cas d'application 33

1.4.5 L'hypothèse exponentielle 39

1.5 Synthèse du premier chapitre 43

2 Validation du modèle probabiliste des pluies centrales **45**

2.1 Valider, comparer... c'est-à-dire ? 47

2.2 Méthodologie de comparaison 47

2.2.1 La *justesse* d'un modèle probabiliste 49

2.2.2 La *robustesse* d'un modèle probabiliste . . . 52
2.3 Les modèles probabilistes considérés . . . 55
2.4 La base de données . . . 58
2.4.1 Critique de la base de données . . . 58
2.4.2 Caractéristiques de la base de données . . . 60
2.5 Structure de la comparaison . . . 62
2.6 Résultats de la comparaison . . . 63
2.6.1 *Justesse* . . . 63
2.6.2 *Robustesse* . . . 67
2.6.3 Synthèse de la comparaison . . . 70
2.7 Une comparaison quantitative . . . 72
2.8 Synthèse du deuxième chapitre . . . 76

3 Validation du processus de génération stochastique des épisodes pluvieux 79
3.1 Pas de temps caractéristique du bassin . . . 81
3.2 La pluie spatiale de bassin . . . 82
3.2.1 Calcul de la pluie spatiale SCHADEX . . . 84
3.3 Le modèle probabiliste des pluies adjacentes . . . 89
3.4 Génération stochastique des épisodes pluvieux . . . 94
3.4.1 Pas de temps journalier ou pluri-journalier . . . 95
3.4.2 Pas de temps infra-journalier . . . 98
3.5 Validation du processus de génération stochastique des épisodes pluvieux . . . 104
3.6 Synthèse du troisième chapitre . . . 112

II Simulation hydrologique pour la génération stochastique des débits 117

4 Simulation hydrologique : pourquoi, comment ? 121
4.1 Simulation hydrologique pour la prédétermination des crues . . . 123
4.1.1 Problématique générale . . . 123
4.1.2 Simulation hydrologique élémentaire... un exercice de style . . . 125
4.1.3 Comment qualifier l'aléa « état hydrique » ? . . . 128
4.1.4 Comment croiser les deux aléas ? . . . 131
4.2 Le procédé de simulation hydrologique de SCHADEX . . . 134
4.2.1 Présentation du procédé de simulation . . . 134
4.2.2 Principes du procédé de simulation . . . 135

4.2.3 Les « astuces » du procédé de simulation 135
4.3 La base de données 139
4.4 Prise en compte de la dépendance pluie-température 143
4.4.1 Le procédé de simulation de référence : $SIMU_0$ 143
4.4.2 Evolution du processus de simulation $SIMU_0$ 145
4.4.3 Synthèse sur la prise en compte de la dépendance pluie température . . 153
4.5 Les paramètres du procédé de simulation 157
4.6 Synthèse du quatrième chapitre 164

5 Sensibilité aux paramètres des modèles probabilistes de pluie 167
5.1 Cadre méthodologique 169
5.1.1 Contexte général 169
5.1.2 Démarche utilisée 170
5.2 Étude de sensibilité aux paramètres du modèle de pluie centrale 171
5.2.1 Les paramètres du modèle de pluie centrale 171
5.2.2 Démarche utilisée 172
5.3 Étude de sensibilité aux paramètres du modèle des pluies adjacentes 177
5.3.1 Les paramètres du modèle des pluies adjacentes 177
5.3.2 Démarche utilisée 177
5.4 Étude de sensibilité au modèle de correction probabiliste des pluies antérieures 182
5.5 Synthèse du cinquième chapitre 185

6 Sensibilité au modèle hydrologique 187
6.1 Cadre méthodologique 189
6.1.1 Contexte général 189
6.1.2 Démarche utilisée 190
6.2 Les modèles hydrologiques considérés 192
6.2.1 Le modèle MORDOR 192
6.2.2 Le modèle GR5X 194
6.2.3 MORDOR *versus* GR5X 195
6.3 Le calage des modèles hydrologiques 195
6.3.1 Les fonctions objectifs utilisées 196
6.3.2 L'algorithme de calage 199
6.3.3 Contraintes de calage 200
6.4 Comparaison des modèles hydrologiques 203

6.4.1 Évaluer les performances des modèles hydrologiques 203
6.4.2 Comparaison en calage 205
6.4.3 Comparaison en calage/validation 205
6.4.4 Synthèse de la comparaison 207
6.5 Sensibilité à la structure du modèle 210
6.6 Sensibilité au critère de calage 215
6.7 Sensibilité à la période de calage 221
6.8 Comparaison avec les résultats de référence 228
6.9 Synthèse du sixième chapitre 231

III Passage du débit moyen au débit de pointe de crue 237

7 Le coefficient de forme de crue 239
7.1 Le coefficient de forme de crue 241
7.1.1 Contexte général 241
7.1.2 Le coefficient de forme de crue 241
7.1.3 Méthode actuelle de calcul du coefficient de forme de crue 242
7.2 Amélioration de la méthode de calcul du coefficient de forme 243
7.2.1 Échantillonnage sup-seuil 244
7.2.2 Cas d'application 247
7.3 Un coefficient de forme unique 249
7.4 Vers la prise en compte de la variabilité des coefficients de forme de crue 253
7.4.1 Le modèle $K_v - K_c$ 254
7.4.2 L'introduction du modèle $K_v - K_c$ dans la simulation hydrologique . . 255
7.5 Synthèse du septième chapitre 259

Conclusion générale 263

Références bibliographiques 279

Annexes 279

A Article : Introducing MEWP rainfall probabilistic model 283

B Article : Reliability and robustness of MEWP rainfall probabilistic model 299

C La base de données de 32 bassins versants 325

Table des figures

1 Ardeche à Sauze : synthèse de l'étude GRADEX. Distribution des valeurs de pluies journalières et de débits journalières sur la période 1959-2008. 7

2 Diagramme de la méthode Schadex. 9

1.1 **a)** Identification graphique des pluies centrales dans une chronique pluviométrique. **b)** Division d'un épisode pluvieux en pluie centrale et pluies adjacentes. 17

1.2 Genèse méthodologique de la classification en types de temps 19

1.3 Champ géopotentiel moyen (1000hPa - 0h) de la classification en types de temps EDF2006. Le cadre montre le fenêtre d'analyse (de 6.2° Ouest à 12.9° Est et de 38.0° Nord à 50.3° N) et la flèche indique le flux atmosphérique de basse couche. 21

1.4 Ratio entre la précipitation moyenne de chaque type de temps et la précipitation moyenne globale (tous types de temps confondus). Les zones en bleu sont celles où le type de temps considéré apporte des pluies supérieures à la moyenne locale. 22

1.5 **a)** Box plot de maxima annuels de chaque mois. **b)** Histogramme des gradex mensuels. Station de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005. 29

1.6 Box plot de maxima annuels de chaque type de temps. Station de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005. 29

1.7 Emplacement du pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy 34

1.8 Huit lois exponentielles simples calées sur les huit sous-échantillons par types de temps de la saison 1 (Déc- Août). Pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005. L'aire grisée représente l'intervalle de confiance bootstrap à 90%, calculé à l'aide de la méthode Bootstrap. Les flèches schématisent la direction du flux atmosphérique de basse couche de chaque type de temps. 36

1.9 Huit lois exponentielles simples calées sur les huit sous-échantillons par types de temps de la saison 2 (Sep- Nov). Pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005. L'aire grisée représente l'intervalle de confiance bootstrap à 90%, calculé à l'aide de la méthode Bootstrap. Les flèches schématisent la direction du flux atmosphérique de basse couche de chaque type de temps. 37

1.10 **a)** Distribution MEWP de la saison 1 (Déc-Août) **b)** Distribution MEWP de la saison 2 (Déc-Août). Pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005. L'aire grisée représente l'intervalle de confiance à 90%. 38

1.11 Distribution composite globale. Pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005. L'aire grisée représente l'intervalle de confiance 90%. 39

1.12 **a)** Ajustement par une distribution GP et une loi exponentielle des pluies observées au pluviomètre de Saint-Etienne-en-Dévoluy (Période 1953-2005, sans découpage saisonnier et par types de temps). **b)** MRL plot associé. Les lignes grises représentent les intervalles de confiance au niveau 90%. La ligne pointillée montre la valeur du paramètre d'échelle calibré selon un modèle exponentiel (seuil égal au quantile empirique 70%) . . 41

1.13 **a)** Ajustement par une distribution GP et une loi exponentielle des pluies de la saison 2 (Sep-Nov, « Saison à risque ») observées au pluviomètre de Saint-Etienne-en-Dévoluy (Période 1953-2005). **b)** MRL plot associé. Les lignes grises représentent les intervalles de confiance au niveau 90%. La ligne pointillée montre la valeur du paramètre d'échelle calibré selon un modèle exponentiel (seuil égal au quantile empirique 70%). 41

1.14 **a)** Ajustement par une loi exponentielle des pluies de la saison 2 (Sep-Nov, « Saison à risque ») et du type de temps 4 (« Type de temps à risque ») observées au pluviomètre de Saint-Etienne-en-Dévoluy (Période 1953-2005). **b)** MRL plot associé. Les lignes grises représentent les intervalles de confiance au niveau 90%. La ligne pointillée montre la valeur du paramètre d'échelle calibré selon un modèle exponentiel (seuil égal au quantile empirique 70%). 42

1.15 MRL plot des pluies des types de temps 4 et 7 de la saison 1 (**a** et **b**) et de la saison 2 (**c** et **d**). Les lignes grises représentent les intervalles de confiance au niveau 95%. La ligne pointillée montre la valeur du paramètre d'échelle calibré selon un modèle exponentiel (seuil égal au quantile empirique 70%). Pluviomètre de Saint-Etienne-en-Dévoluy (Période 1953-2005). 42

2.1 Schématisation du calcul du critère FF en validation. 50

2.2 Valeur médiane (des 1000 générations) de la distribution FF simulée sur trois bases de données de taille N différente et générées aléatoirement à partir d'un modèle exponentiel simple. 51

2.3 Schématisation du calcul du critère FF en calage. 51

2.4 Explication graphique du critère FF : a) en calage, b) en validation. 52

2.5 Explication graphique du score $COVER_T$. Trois cas typiques : $COVER_T$ égal à 0 (recouvrement nul), à 0,5 (demi-recouvrement) et à 1 (recouvrement intégral). 54

2.6 Emplacements des postes de l'Archive Dense et de l'Archive Longue. 59

2.7 Classification régionale des stations pluviométriques par rapport à leur « Saison à Risque ». 60

2.8 Box plot des maxima sur trois mois glissants de l'archive régionale A (a) et B (c). Distributions empiriques de la pluie décennale et cinquantennale de l'archive régionale A (b) et B (d). 61

2.9 Diagramme de division en sous-périodes pour les deux archives considérées. 62

2.10 *pp plot* des critères FF en calage (gauche) et en validation (droite) pour les modèles probabilistes considérés. 63

2.11 pp plot du critère FF en validation : zoom sur les fréquences élevées. 65

2.12 Distribution empirique du critère $SPAN_T$ pour des temps de retour de 10, 20, 50, 100, 1000 ans. 68

2.13 Distribution empirique du critère $COVER_T$ pour des temps de retour de 10, 20, 50, 100, 1000 ans. 69

2.14 Graphique en étoile de synthèse de la comparaison. 71

2.15 Comparaison des estimations du modèle probabiliste MEWP à celles des autres modèles pour un temps de retour de 10 ans. Le pourcentage des cas où le modèle MEWP est plus élevé (en bas à droite) et son complémentaire (en haut à gauche) sont reportés. 73

2.16 Comparaison des estimations du modèle probabiliste MEWP à celles des autres modèles pour un temps de retour de 100 ans. Le pourcentage des cas où le modèle MEWP est plus élevé (en bas à droite) et son complémentaire (en haut à gauche) sont reportés. . . . 74

2.17 Comparaison des estimations du modèle probabiliste MEWP à celles des autres modèles pour un temps de retour de 1000 ans. Le pourcentage des cas où le modèle MEWP est plus élevé (en bas à droite) et son complémentaire (en haut à gauche) sont reportés. . . . 75

3.1 Schématisation du calcul du temps de base de écoulement de l'hydrogramme adimensionnalisé moyen (courbe en rouge). 82

3.2 Carte des bassins versants où EDF fournit des prévisions de débit à court, moyen et long terme pour le territoire français et suisse (bassin du Rhin). Au début 2010, ces prévisions concernent environ 100 bassins, pour une surface de 250 000 km^2 (Mathevet et Garçon, 2010). 83

3.3 Emplacements des 22 pluviomètres considérés pour le calcul de la pluie spatiale de base PS_0 et représentation graphique des polygones de Thiessen associés. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008. 86

3.4 Emplacements des 8 pluviomètres considérés pour le calcul de la pluie spatiale optimisée PS_1. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008 88

3.5 Corrélogramme des pluies spatiales de 32 bassins versants considérés. Le décalage temporel est exprimé en heures (**a**) et en pdt (**b**). 95

3.6 Schématisation de l'épisode pluvieux et des pluies antérieures dans le cas où le pas de temps est égal à 6h. 98
3.7 Ajustements d'une loi somme de deux exponentielles sur la population globale sur les 4 sous-populations de pluies antérieures P_{ant}. Bassin versant du Gage à Gage II (54 km^2), période 1984-2005. 101
3.8 Évolution du correctif Cor_{ant} en fonction de la valeur du cumul du P_{ant} pour les 4 classes de P_{epi} considérées. Bassin versant du Gage à Gage II (54 km^2), période 1984-2005. . . . 101
3.9 Distribution des P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008, année entière. 105
3.10 Distribution des P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008, 1 (JFMAM). 106
3.11 Distribution des P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008, 2 (JJA). 107
3.12 Distribution des P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008, 3 (SOND, « saison à risque »). 108
3.13 Comparaison sur la base de 32 bassins considérés entre les P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées pour un temps de retour de 10 ans (Année entière). 109
3.14 Comparaison sur la base de 32 bassins considérés entre les P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées pour un temps de retour de 10 ans (Saison à risque). 110
3.15 Comparaison sur la base de 32 bassins considérés entre les P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées pour un temps de retour de 10 ans (Saison d'été). 111
3.16 Distribution des P_{72h} observées et générées sans (**A**) et avec (**B**) la correction probabiliste des pluies antérieures. Bassin versant du Gage à Gage II (54 km^2), période 1984-2005 année complète. 112

4.1 Relation pluie-écoulement (**a**) et évolution du coefficient d'écoulement C avec le total de pluie (**b**) pour des épisodes de durée de 72h. Cas du bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1982-2008. Les « courbes quantiliques » d'écoulement et du coefficient d'écoulement C sont reportées pour des quantiles de 10% à 90%. 124
4.2 Modèle hydrologique élémentaire ou du « Seau ». 125
4.3 Modèle de simulation élémentaire. Fonctions de répartition des pluies et des débits, analytiques (courbe en trait solide) et simulées (croix et ronds), pour a égal à 10 mm et S_{max} égal à 100 mm et un nombre de simulations égal à 10^6. 127
4.4 Distribution empirique de taux de remplissage des réservoirs du modèle hydrologique MORDOR (**a**). Un zoom sur la queue de la distribution est réalisé avec le graphe de Gumbel (**b**). Les quantiles 10%, 25%, 50%, 75%, 90% et 99% sont mis en évidence. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2). 129
4.5 Relation pluie-écoulement vue par le modèle hydrologique pour des taux de remplissage des réservoirs de 10%, 50% et 90% (**a**). Evolution de la valeur d'interception du modèle hydrologique en fonction de la précipitation pour les mêmes taux de remplissage (**b**). Les épisodes historiques de la crue du 23 octobre 1977 et du 2 décembre 2003 sont considérés comme exemples concrets. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2). 129
4.6 Hydrogrammes observés à la station de Sauze pour la crue du 23 octobre 1977(**a**) et du 2 décembre 2003 (**b**). 130
4.7 Schématisation de la génération d'un écoulement (**a**) et du procédé de simulation hydrologique de SCHADEX (**b**). 134
4.8 Simulation hydrologique élémentaire réalisée avec un tirage MC de 10^3 (**a**) et 10^6 (**c**) pluies et avec un tirage MCP de 10^3 (**b**) et 10^6 (**d**). 138
4.9 Localisation des 32 bassins versants. 139
4.10 Distribution des superficies (**a**) et correspondance entre les pluies et les écoulements moyens annuels (**b**) des 32 bassins versants. 140
4.11 Densité de probabilité empirique bi-variée des couples précipitation-température pour les quatre saisons (DJF, MAM, JJA, SON). Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003. La ligne rouge représente la température moyenne et les points rouges les couples précipitation-température où la pluie dépasse le quantile 90% des observations. 144

4.12 Ajustements d'une loi normale sur les températures saisonnières observées. Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003. 146

4.13 Densité de probabilité dans l'espace pluie-température du rapport de correction Cor_{T_S} pour la saison hivernale. Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003. La ligne rouge représente la température moyenne et les points rouges les couples précipitation-température où la pluie dépasse le quantile 90% des observations. . 148

4.14 Analyse de la dépendance pluie-température pour la saison d'hiver et pour les types de temps 1, 2, 3 et 4. Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003. 150

4.15 Analyse de la dépendance pluie-température pour la saison d'hiver et pour les types de temps 5, 6, 7 et 8. Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003. 151

4.16 Comparaison graphique des résultats de simulation $SIMU_0$, $SIMU_{PT}$, $SIMU_{PTT}$ et $SIMU_{TTT}$ pour le bassin versant de l'Agout à La Raviège. 154

4.17 Sensibilité à la prise en compte de la dépendance précipitation-température. Box-plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés des 32 bassins versants considérés, pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. 155

4.18 Étude de sensibilité sur les écoulements simulés aux temps de retour de 10, 20, 50, 100, 1000 et 10000 ans par rapport au nombre de simulations *Nsim*. Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003. 158

4.19 Étude de sensibilité sur les écoulements simulés aux temps de retour de 10, 20, 50, 100, 1000 et 10000 ans par rapport à la pluie max de simulation (exprimée en fonction de son temps de retour). Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003. 160

4.20 Étude de sensibilité sur les écoulements simulés au temps de retour de 10, 20, 50, 100, 1000 et 10000 ans par rapport à la *Seed* du tirage aléatoire. Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003. 162

4.21 Sensibilité à la durée de la période de simulation. Evolution du critère $SPAN_T$ en fonction de la longueur de la période de simulation (Temps de retour de 10 à 10000 ans). 163

5.1 Diagramme fonctionel de la méthode Schadex. La partie qui concerne l'étude de sensibilité au modèle probabiliste des épisodes pluvieux est mise en évidence. 169

5.2 Décomposition du modèle probabiliste des épisodes pluvieux 170

5.3 Sensibilité au seuil u. Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés (**a**) et sur les estimations des pluies centrales (**b**) pour les 32 bassins versants considérés et pour de temps des retour de 10 à 10000 ans. 174

5.4 Distribution empirique des écoulements simulés et graphiques en bâtons des valeurs du critère *SPAN* associées pour les 32 bassins versants considérés pour des temps de retour de 10, 100 et 1000 ans. Les trois courbes représentent les différentes valeurs des seuils u testés. La ligne horizontale orange montre la valeur du critère $SPAN_T$ moyenne. 176

5.5 Sensibilité au découpage saisonnier. Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés (**a**) et sur les estimations des épisodes pluvieux (**b**) pour les 32 bassins versants considérés et avec un temps des retour de 10 à 10000 ans. 178

5.6 Distribution empirique des écoulements simulés et valeurs du critère $SPAN_T$ associé pour les 32 bassins versants considérés, avec un temps de retour de 10, 100 et 1000 ans. Les deux courbes représentent les modèles sans et avec découpage saisonnier. La ligne horizontale orange montre la valeur moyenne du critère $SPAN_T$. 179

5.7 Sensibilité au nombre de classes. Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés (**a**) et sur les estimations des épisodes pluvieux (**b**) pour les 32 bassins versants considérés, avec un temps de retour de 10 à 10000 ans. 180

5.8 Distribution empirique des écoulements simulés et graphiques en bâtons des valeurs du critère $SPAN_T$ associées pour les 32 bassins versants considérés, avec un temps de retour de 10, 100 et 1000 ans. Les deux courbes représentent le nombre de classes testé. La ligne horizontale orange montre la valeur moyenne du critère $SPAN_T$. 181

5.9 Distribution empirique des écoulements simulés et graphiques en bâtons des valeurs du critère $SPAN_T$ associés pour les 6 bassins versants considérés, et pour des temps de retour de 10, 100 et 1000 ans. Les deux courbes représentent les générations réalisées avec et sans le modèle de correction probabiliste des pluies antérieures. La ligne horizontale orange montre la valeur du critère $SPAN_T$ moyenne. 183

6.1 Diagramme fonctionnel de la méthode Schadex. La partie qui concerne l'étude de sensibilité au modèle hydrologique est mise en évidence. 189

6.2 Scores $SPAN_T$ et $DELTA_T$: explication graphique. 190

6.3 Schéma du modèle MORDOR. 192

6.4 Schéma du modèle GR5X. 194

6.5 Schémas de comparaison des modèles hydrologiques MORDOR et GR5X : (i) comparaison sur une période de calage globale et (ii) selon un split-sample test classique avec un découpage de même taille entre la période de calage et de validation. 204

6.6 Période de calage global. Box plot des performances de MORDOR et GR5X calés sur les 32 bassins selon quatre fonctions FO considérées. 206

6.7 Période de validation. Box plot des performances de MORDOR et GR5X calés sur les 32 bassins selon quatre fonctions FO considérées. 207

6.8 Graphique en étoile de synthèse des performances moyennes des modèles MORDOR et GR5X en calage et en validation pour les 32 bassins versants considérés et pour quatre fonctions FO considérées. 209

6.9 Sensibilité à la structure du modèle pour les quatre fonctions FO considérées. Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. 210

6.10 Graphes de dispersion entre les écoulements des 32 bassins générés par les modèles MORDOR et GR5X pour les temps de retour de 10, 100 et 1000 ans et pour les quatre fonctions FO. Le pourcentage de cas où le modèle MORDOR donne des estimations plus élevées (en bas à droite) et son complémentaire (en haut à gauche), sont reportés. 212

6.11 Sensibilité à la structure du modèle pour les quatre fonctions FO considérées. Box plot des critères $DELTA_T$ calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. 213

6.12 Sensibilité à la structure du modèle. Exemple du bassin de l'Agout à Fraisse (45 km^2) et du bassin de la Stura di Lanzo (578 km^2). 214

6.13 Sensibilité à la fonction FO utilisée pour le modèle MORDOR (gauche) et le modèle GR5X (droite). Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. 215

6.14 Sensibilité à la fonction FO utilisée pour le modèle MORDOR (gauche) et le modèle GR5X (droite). Box plot des critères $DELTA_T$ calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. Comparaison entre les fonctions FO : $NSE_q + vol$ et $NSE_q + NSE_{qcl}$ (**a** et **b**), KGE_q et $KGE_q + NSE_{qcl}$ (**c** et **d**), $NSE_q + NSE_{qcl}$ et KGE_q (**e** et **f**). 216

6.15 Sensibilité à la fonction FO utilisée pour le modèle MORDOR (gauche) et le modèle GR5X (droite). Box plot des critères $SPAN_T$ (**a** et **b**) et $DELTA_T$ (**c** et **d**) calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. Comparaison entre les fonctions fonctions FO $NSE_q + NSE_{qcl}$ et $KGE_q + NSE_{qcl}$. 218

6.16 Sensibilité à la fonction FO. Exemple du bassin de la Loire à La Palisse (129 km^2) et du bassin du Chassezac à Ste Marguerite (416 km^2). 220

6.17 Schémas de l'étude de sensibilité à la période de calage des paramètres du modèle hydrologique. 222

6.18 Sensibilité à la période de calage du modèle hydrologique MORDOR pour les quatre fonctions FO considérées. Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. 223

6.19 Sensibilité à la période de calage du modèle hydrologique GR5X pour les quatre fonctions FO considérées. Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés pour 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. 224

6.20 Sensibilité à la période de calage. Exemple du bassin Gardon à Generargues (245 km^2 et du bassin du Tarn à Pinet (2295 km^2). 226

6.21 Sensibilité à la fonction FO. Exemple du bassin Gardon à Generargues (245 km^2 et du bassin du Tarn à Pinet (2295 km^2). 227

6.22 Comparaison entre les estimations de référence ($Mod0$) et celles issues du calage semi-automatique en s'appuyant sur le modèle MORDOR. Box plot des critères $DELTA_T$ (**c** et **d**) calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants, pour des temps de retour de 10 à 10000 ans et pour les quatre fonctions FO : $NSEq+vol$ (**a**), NSE_q+NSE_{qcl} (**b**), KGE_q (**c**) et $KGEq+NSE_{qcl}$ (**d**). 229

6.23 Comparaison entre les estimations de référence ($Mod0$) et celles issues du calage semi-automatique en s'appuyant sur le modèle GR5X. Box plot des critères $DELTA_T$ (**c** et **d**) calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants, pour des temps de retour de 10 à 10000 ans et pour les quatre fonctions FO : $NSEq+vol$ (**a**), NSE_q+NSE_{qcl} (**b**), KGE_q (**c**) et $KGEq+NSE_{qcl}$ (**d**). 230

7.1 Définition graphique du coefficient de forme centré (**a**) et non centré (**b**). 241

7.2 Modalités d'extraction des valeurs supérieures à un seuil (Lang et Lavabre, 2007). 245

7.3 Stationnarité du processus d'occurrence de la sélection à une heure (**a**), au pas de temps caractéristique (**b**) et mixte (**c**). Les points qui sortent de l'intervalle de tolérance à 90% sont soulignés en rouge. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1980-2008. 248

7.4 Hydrogrammes adimensionnels des crues de la sélection mixte. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1980-2008. 249

7.5 **a)** Logarithme du débit de pointe QIX en fonction du logarithme du débit moyen centré V_c, la droite en trait continu représente l'hypothèse d'indépendance de ce coefficient vis à vis du débit. **b)** Logarithme du débit de pointe QIX en fonction du logarithme du débit moyen non centré V_{nc}, la droite en trait continu représente l'hypothèse d'indépendance de ce coefficient vis-à-vis du débit. **c)** Répartition au cours de l'année des épisodes sélectionnés. **d)** Coefficient de forme centré K_c en fonction du débit de pointe QIX. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1980-2008. 250

7.6 Définition graphique du coefficient de forme volumique centré (**a**) et non centré (**b**). . . . 254

7.7 Graphe de dispersion des couples $K_v - K_c$ calculés sur les 54 épisodes de crue sélectionnés pour le bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2) pour la période 1980-2008. La relation linéaire entre K_v et K_c, avec ses intervalles de confiance à 50% et 90%, est aussi reportée. 255

7.8 Test d'adéquation graphique de l'erreur multiplicative ε à la loi normale à travers un graphe quantile - quantile. 257

7.9 **a)** Distribution empirique de la population des K_v observés et générés. **b)** Fonction de répartition des débits journaliers observés et générés. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2). 258

7.10 **a)** Fonction de répartition des débits de pointe observés et générés en considérant un coefficient de forme constant, variant et variant avec un modèle d'erreur. **b)** Zoom sur les observations. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2). 258

C.1 Limites géographiques du bassin versant de l'Agout à Fraisse. 326

C.2 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de l'Agout à Fraisse. 327

C.3 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SOND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de l'Agout à Fraisse. 327

C.4 Limites géographiques du bassin versant de l'Agout à La Raviège. 328

C.5 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de l'Agout à La Raviège. 329

C.6 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SOND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de l'Agout à La Raviège. 329

C.7 Limites géographiques du bassin versant de l'Allier à Poutès. 330

C.8 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de l'Allier à Poutès. 331

C.9 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SOND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de l'Allier à Poutès. 331

C.10 Limites géographiques du bassin versant de l'Ardèche à Sauze. 332

C.11 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze. 333
C.12 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SOND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze. 333
C.13 Limites géographiques du bassin versant de l'Arn aux Taillades. 334
C.14 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de l'Arn aux Taillades. 335
C.15 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de l'Arn aux Taillades. 335
C.16 Limites géographiques du bassin versant de la Béhine à Lapoutroie. 336
C.17 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Béhine à Lapoutroie. 337
C.18 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (MJJA). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Béhine à Lapoutroie. 337
C.19 Limites géographiques du bassin versant de la Bromme à Brommat. 338
C.20 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Bromme à Brommat. 339
C.21 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SO). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Bromme à Brommat. 339
C.22 Limites géographiques du bassin versant du Chassezac à Sainte Marguerite. 340
C.23 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Chassezac à Sainte Marguerite. 341
C.24 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Chassezac à Sainte Marguerite. 341
C.25 Limites géographiques du bassin versant de la Creuse à Age. 342
C.26 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Creuse à Age. 343
C.27 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (JJASO). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Creuse à Age. 343
C.28 Limites géographiques du bassin versant du Drac au Sautet. 344
C.29 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Drac au Sautet. 345
C.30 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Drac au Sautet. 345
C.31 Limites géographiques du bassin versant du Gage à GageII. 346
C.32 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Gage à GageII. 347
C.33 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Gage à GageII. 347
C.34 Limites géographiques du bassin versant du Gardon à Corbès. 348
C.35 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Gardon à Corbès. 349
C.36 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SO). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Gardon à Corbès. 349
C.37 Limites géographiques du bassin versant du Gardon à Générargues. 350
C.38 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Gardon à Générargues. 351
C.39 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SO). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Gardon à Générargues. 351
C.40 Limites géographiques du bassin versant du Gave d'Estaubé à Gloriettes. 352
C.41 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Gave d'Estaubé à Gloriettes. 353
C.42 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Gave d'Estaubé à Gloriettes. 353
C.43 Limites géographiques du bassin versant du Gouessant au Pont Rolland. 354

C.44 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Gouessant au Pont Rolland. 355
C.45 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (JJAS). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Gouessant au Pont Rolland. 355
C.46 Limites géographiques du bassin versant de la Loire à La Palisse. 356
C.47 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Loire à La Palisse. 357
C.48 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SOND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Loire à La Palisse. 357
C.49 Limites géographiques du bassin versant du Lot à Castelnau. 358
C.50 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Lot à Castelnau. 359
C.51 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Lot à Castelnau. 359
C.52 Limites géographiques du bassin versant de la Montane à Eyrein. 360
C.53 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Montane à Eyrein. 361
C.54 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (AS). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Montane à Eyrein. 361
C.55 Limites géographiques du bassin versant de l'Oriège à Campauleil. 362
C.56 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de l'Oriège à Campauleil. 363
C.57 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (MJ). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de l'Oriège à Campauleil. 363
C.58 Limites géographiques du bassin versant du Rizzanese au barrage. 364
C.59 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Rizzanese au barrage. 365
C.60 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (JFM). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Rizzanese au barrage. 365
C.61 Limites géographiques du bassin versant de la Romanche au Chambon. 366
C.62 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Romanche au Chambon. 367
C.63 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Romanche au Chambon. 367
C.64 Limites géographiques du bassin versant de la Roya à Breil. 368
C.65 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Roya à Breil. 369
C.66 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (ND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Roya à Breil. 369
C.67 Limites géographiques du bassin versant de la Stura à Lanzo. 370
C.68 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Stura à Lanzo. 371
C.69 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Stura à Lanzo. 371
C.70 Limites géographiques du bassin versant du Tarn à Pinet. 372
C.71 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Tarn à Pinet. 373
C.72 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Tarn à Pinet. 373
C.73 Limites géographiques du bassin versant du Taurion à Roche Talamie. 374
C.74 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Taurion à Roche Talamie. 375
C.75 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (JJA). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Taurion à Roche Talamie. 375
C.76 Limites géographiques du bassin versant du Tech à Amelie. 376

C.77 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Tech à Amelie. 377
C.78 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Tech à Amelie. 377
C.79 Limites géographiques du bassin versant du Tech à Reynès. 378
C.80 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Tech à Reynès. 379
C.81 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Tech à Reynès. 379
C.82 Limites géographiques du bassin versant de la Têt à Vinça. 380
C.83 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Têt à Vinça. 381
C.84 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SOND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Têt à Vinça. 381
C.85 Limites géographiques du bassin versant de la Tinée au Pont de la Lune. 382
C.86 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Tinée au Pont de la Lune. 383
C.87 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Tinée au Pont de la Lune. 383
C.88 Limites géographiques du bassin versant de la Truyère à Grandval. 384
C.89 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Truyère à Grandval. 385
C.90 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Truyère à Grandval. 385
C.91 Limites géographiques du bassin versant de la Vence à Francheville. 386
C.92 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Vence à Francheville. 387
C.93 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (ONDJF). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Vence à Francheville. 387
C.94 Limites géographiques du bassin versant de la Vienne à Bussy. 388
C.95 **a)** Débits moyens interannuels observés et modélisés. **b)** Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Vienne à Bussy. 389
C.96 **a)** Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SO). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Vienne à Bussy. 389

Liste des tableaux

1.1 Occurrence des types de temps sur la période 1953-2005. 23

1.2 Comparaison du pouvoir discriminant des trois classifications analysées : moyenne des scores calculée sur une base de 54 chroniques pluviométriques. 25

1.3 Tableau de contingence entre les classification EDF 2006 (lignes) et EDF 1850 (colonnes) sur la période commune 1953 - 2003. En gras sont soulignés les maxima de chaque colonne. 25

1.4 Pourcentage de types de temps identiques entre les classification EDF 2006 et EDF 1850 sur la période commune 1953 - 2003. 25

1.5 Paramètre d'échelle, λ_j^i, seuil u_j^i, poids p_j^i de chaque type de temps et poids p^i des deux saisons considérées. Pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005. . . . 33

1.6 Paramètre d'échelle, λ_j^i, de chaque type de temps des deux saisons considérées calculé en utilisant la classification EDF 2006 et une classification aléatoire (ALEA). Pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005. 35

2.1 Techniques d'échantillonnage et nombre de paramètres à ajuster par maximum de vraisemblance des modèles probabilistes considérés. 57

2.2 Caractéristiques de la base de données. 59

2.3 Quantiles empiriques 10%, 50% et 90% de la pluie décennale et cinquantennale de l'archive régionale (AR) A et B. 61

2.4 Aire entre la bissectrice et les distributions des critères FF des modèles considérés en calage et en validation. 64

2.5 Résultats du critère FF en validation pour les modèles considérés. 66

2.6 Moyenne des critères $SPAN_T$ et $COVER_T$. Les nombres en gras soulignent les meilleures performances pour chaque temps de retour. 70

3.1 Liste des stations, aire du polygone de Thiessen et poids correspondant à chaque pluviomètre considéré pour le calcul de PS_0. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008. 85

3.2 Liste des stations et poids relatifs considérés pour le calcul de la pluie spatiale optimisée PS_1. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008. 89

3.3 Modèle des pluies adjacentes P_{a-}. Tableau de contingence de la saison 1 (septembre - février). Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008. 92

3.4 Modèle des pluies adjacentes P_{a+}. Tableau de contingence de la saison 1 (septembre - février). Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008. 92

3.5 Modèle des pluies adjacentes P_{a-}. Tableau de contingence de la saison 2 (mars - août). Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008. 93

3.6 Modèle des pluies adjacentes P_{a+}. Tableau de contingence de la saison 2 (mars - août). Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008. 93

3.7 Classe de P_{epi} considérées : bornes et nombre d'effectifs de chaque classe. Bassin versant du Gage à Gage II (54 km^2), période 1984-2005. 100

4.1 Liste des 32 bassins considérés avec l'indication du massif montagneux d'appartenance (A=Alpes, AR=Ardennes, CE=Cévennes, C=Corse, MA=Massif Armoricain, MC=Massif Central, MN=Montagne Noire, PY=Pyrénées, V=Vosges), de la surface, du pas de temps caractéristique et de la longueur de la chronique des données disponibles pour la pluie, la température et le débit. 141
4.2 Statistiques des débits centennaux et millennaux des 32 bassins versants considérés. . . . 142
4.3 Synthèse des ajustements de pluie centrale (Gradex des 8 lois exponentielles simples et P_{50000}), moyenne et écart-type de température selon les 4 saisons et les 8 types de temps. Bassin versant de l'Agout à La Raviege (369 km^2), période 1958-2003. 152
4.4 Valeur médiane de $Psim_{max}$ des 32 bassins considérés telle que l'écoulement associé aux temps de retour de 10, 20, 50, 100, 1000, 10000 ans soit compris dans les limites définies par le critère de convergence. 159

5.1 Sensibilité au modèle de correction probabiliste des pluies antérieures. Critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés des 6 bassins versants considérés, pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. La moyenne et l'écart-type sont calculés pour chaque temps de retour. 182

6.1 Paramètres du modèle hydrologique MORDOR. 201
6.2 Paramètres du modèle hydrologique GR5X. 202
6.3 Synthèse des performances moyennes des modèles MORDOR et GR5X en calage et en validation pour les 32 bassins versants considérés. Pour chaque critère sont soulignées en gras les performances les plus proches de l'optimum. 208
6.4 Synthèse de la sensibilité du procédé de simulation semi-continue. 234

7.1 Synthèse de l'échantillonnage sup-seuil réalisé sur la chronique de débits horaire du bassin de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2) sur la période 1980-2008. 247
7.2 Valeurs des scores numériques R^2 V_{nc}, $Pente$, $RMSE$ et R^2 K_{nc} calculés sur 17 bassins versants. 252

C.1 Caractéristiques principales du bassin versant de l'Agout à Fraisse. 326
C.2 Caractéristiques principales du bassin versant de l'Agout à La Raviège. 328
C.3 Caractéristiques principales du bassin versant de l'Allier à Poutès. 330
C.4 Caractéristiques principales du bassin versant de l'Ardèche à Sauze. 332
C.5 Caractéristiques principales du bassin versant de l'Arn aux Taillades. 334
C.6 Caractéristiques principales du bassin versant de la Béhine à Lapoutroie. 336
C.7 Caractéristiques principales du bassin versant de la Bromme à Brommat 338
C.8 Caractéristiques principales du bassin versant du Chassezac à Sainte Marguerite 340
C.9 Caractéristiques principales du bassin versant de la Creuse à Age. 342
C.10 Caractéristiques principales du bassin versant du Drac au Sautet. 344
C.11 Caractéristiques principales du bassin versant du Gage à GageII 346
C.12 Caractéristiques principales du bassin versant du Gardon à Corbès. 348
C.13 Caractéristiques principales du bassin versant du Gardon à Générargues. 350
C.14 Caractéristiques principales du bassin versant du Gave d'Estaubé à Gloriettes. 352
C.15 Caractéristiques principales du bassin versant du Gouessant au Pont Rolland. 354
C.16 Caractéristiques principales du bassin versant de la Loire à La Palisse. 356
C.17 Caractéristiques principales du bassin versant du Lot à Castelnau. 358
C.18 Caractéristiques principales du bassin versant de la Montane à Eyrein. 360
C.19 Caractéristiques principales du bassin versant e l'Oriège à Campauleil. 362
C.20 Caractéristiques principales du bassin versant du Rizzanese au barrage. 364
C.21 Caractéristiques principales du bassin versant de la Romanche au Chambon. 366
C.22 Caractéristiques principales du bassin versant de la Roya à Breil. 368
C.23 Caractéristiques principales du bassin versant de la Stura à Lanzo. 370
C.24 Caractéristiques principales du bassin versant du Tarn à Pinet. 372

C.25 Caractéristiques principales du bassin versant du Taurion à Roche Talamie. 374
C.26 Caractéristiques principales du bassin versant du Tech à Amelie. 376
C.27 Caractéristiques principales du bassin versant du Tech à Reynès. 378
C.28 Caractéristiques principales du bassin versant de la Têt à Vinça. 380
C.29 Caractéristiques principales du bassin versant de la Tinée au Pont de la Lune. 382
C.30 Caractéristiques principales du bassin versant de la Truyère à Grandval. 384
C.31 Caractéristiques principales du bassin versant de la Vence à Francheville. 386
C.32 Caractéristiques principales du bassin versant de la Vienne à Bussy. 388

Introduction générale

Introduction générale

Contexte général

Dans la pratique quotidienne d'un hydrologue, la prédétermination des débits de crues reste un axe de recherche important pour la protection des populations et des biens contre les inondations. En effet, elle permet de répondre aux demandes de dimensionnement d'aménagements spécifiques, comme par exemple les ouvrages de franchissement, les ouvrages de protection, les évacuateurs de crue des barrages, etc.

Tout d'abord, il nous paraît important de donner une définition de la crue. Dans le glossaire international d'hydrologie (WMO, 1974), ce phénomène naturel est défini comme la montée, en général rapide, du niveau d'un cours d'eau jusqu'à un maximum, suivi d'une descente plus lente. Néanmoins, les crues, communément appelées « hautes eaux », indiquent une quantité d'eau importante qui est propagée par un système hydraulique comme un cours d'eau et/ou un lac. Ensuite, nous pouvons définir aussi une inondation comme le débordement d'un cours d'eau (ou d'un lac) qui sort de son lit mineur (ou de ses berges). Étant donné qu'une crue peut arriver sans provoquer nécessairement une inondation, il est important de faire la distinction entre ces deux phénomènes.

Concernant les aménagements spécifiques, dans le monde on dénombre environ 40000 barrages et depuis 1800 on a compté près de 150 ruptures, dont certaines ont fait plus de 1000 morts [1]. Il est important de remarquer que plusieurs causes sont à l'origine de la rupture d'un barrage : (i) techniques (défaut de fonctionnement des évacuateurs des crues, vices de conception, de construction ou de matériaux, vieillissement des installations), (ii) naturelles (séismes, crues exceptionnelles, glissements de terrain) et (iii) humaines (insuffisance des études préalables et du contrôle d'exécution, erreurs d'exploitation, de surveillance et d'entretien, malveillance). Généralement, dans environ 50% des cas on observe une rupture lors de la première mise en eau de l'ouvrage et dans environ 30% des cas la rupture est consecutive à une crue (évacuateur sous-dimensionné, mauvaise gestion du risque de crue). En France, nous pouvons

1. En considérant l'ensemble des ruptures dans le monde, quelle que soit la hauteur du barrage, on compte 144 ruptures de barrage dont : 71 sans victime, 31 avec moins de 10 morts, 17 avec de 10 à 99 morts et 25 avec 100 morts et plus. Les données, fournies par l'Hydrocoop, peuvent être plus au moins fiables en fonction de la politique de diffusion adoptée par chaque pays concerné.

rappeler la rupture brutale du barrage de Bouzet [2] (Vosges) en avril 1895, qui a fait 87 victimes, et la catastrophe du barrage de Malpasset [3] (Var) le 2 décembre 1959, qui a fait 423 victimes. Ces deux exemples ne sont pas imputables à un sous-dimensionnement de l'évacuateur de crue. Pour illustrer un accident de ce type, nous pouvons citer par exemple la rupture du barrage Machhu (Inde) le 1 août 1979, qui a fait plus que 2000 morts.

Concernant les inondations, selon l'IDD [4], elles représentent dans le monde l'une des catastrophes naturelles les plus fréquentes et coûteuses : elles ont impliqué plus de 3 milliards de personnes (parmi lesquelles on peut compter environ 7 millions de victimes) avec des dommages évalués à 500 milliards de dollars US pour la période 1901-2010. La France est directement concernée avec 8% de la population française touchée (5 millions de personnes, 16000 communes), 700 millions d'euros de dommages évalués (coût annuel sur 1995-2006) et 185 victimes (sur la période 1980-2000). De plus, nous avons tous en tête les dernières crues dévastatrices, pour n'en citer que quelques-unes : les crues de la Borne (Grand-Bornand, 1987), de l'Ouvèze (Vaison la Romaine, 1992, 1993), de l'Aude (1999), de la Laïta à Quimperlé (2000), des Gardons (2002, 2005), de Nîmes (1988, 2005), du Rhône (2003), de la Moselle (2006), etc. Ces statistiques justifient complètement les préoccupations de l'homme liées aux crues, notamment à celles les plus rares et intenses.

Dans la pratique du calcul du risque de crues extrêmes, les méthodes habituellement utilisées peuvent être divisées en deux grandes familles : les méthodes déterministes et les méthodes probabilistes. L'approche déterministe aborde cette question d'un point de vue physique en s'appuyant sur le concept de crue maximale probable (PMF - Probable Maximum Flood). La PMF est définie comme la crue qui résulte du croisement pessimiste de conditions météorologiques et hydrologiques critiques raisonnablement possibles pour la zone considérée (CFGB, 1994). L'approche probabiliste est basée sur des modèles statistiques qui traitent le problème en terme de probabilité (ou de temps de retour) en s'appuyant sur le concept de variable aléatoire appliqué au débit. En France l'approche probabiliste a été historiquement préférée à celle déterministe, qui est plutôt utilisée dans les pays anglo-saxons. Les limitations de l'approche déterministe sont principalement deux. Tout d'abord, cette méthode n'est pas normalisée, elle est très sensible aux choix de l'utilisateur. Ensuite, pour des questions de dimensionnement d'ouvrage ou de planification/réglementation de l'aménagement du territoire, on s'intéresse aux crues moyennes (i.e. crue décennale), fortes (i.e. crue centennale) à très fortes (i.e. crue millennale, voir crue decamillennale) et on omet souvent l'estimation de la PMF.

Le choix de l'approche probabiliste amène implicitement à parler de prédétermination des crues. Par le terme prédétermination, nous entendons l'annonce d'un événement futur, avec spécification de son intensité et de la probabilité d'occurrence, sans en définir précisément une date. Cette approche diffère de la notion de prévision par le simple fait que cette dernière s'attache à dater l'annonce d'un événement physique spécifié. Par conséquent la prédétermination

2. Cet accident est dû aux infiltrations d'eau qui ont provoqué la rupture brutale du barrage poids.

3. Cet accident est dû à la rupture, lors de la mise en eau, du terrain de fondation sur lequel s'appuyait la voûte, suite aux infiltrations d'eau.

4. Acronyme de International Disaster Database. Cette base de données est disponible au lien suivant : http://www.emdat.be/database.

est inséparable de la notion de probabilité d'occurrence d'un événement donné ou, de façon équivalente, de sa période de retour.

Nous sommes tous conscients que l'hydrologie n'est pas une science exacte. Pour cette raison, un catalogue très vaste de méthodes probabilistes existe pour calculer les débits associés à une période de retour donnée. En s'appuyant surtout sur les revues réalisées par Lang et Lavabre (2007) et par Hingray *et al.* (2009), nous pouvons lister les méthodes suivantes :

L'analyse fréquentielle des débits de crue. Il s'agit simplement d'ajuster une loi de distribution statistique théorique (généralement issue de la théorie des valeurs extrêmes) à la loi de distribution empirique déduite directement des observations de débits au point de l'étude considérée. Cette analyse fréquentielle peut s'effectuer sur les débits de pointe de crue ou sur les débits moyens maximaux correspondant à différentes durées (approche débit-durée-fréquence, QdF). À ce propos on peut citer, par exemple, les travaux menés par Javelle (2001) sur la définition d'un modèle QdF convergent.

Les méthodes régionales. Ces méthodes s'appuient sur l'information provenant de plusieurs postes afin de consolider l'analyse fréquentielle des débits de crue d'un site. Elles sont utilisées dans les cas où les observations sur le site d'étude sont insuffisantes ou absentes. Parmi ces approches, on peut mentionner la méthode de l'indice de crue (Dalrymple, 1960) et l'application d'un modèle bayésien de combinaison d'informations locale et régionale (Ribatet, 2007).

L'approche historique. Il s'agit de s'appuyer sur des crues historiques pour compléter les chroniques de débits disponibles. Une analyse fréquentielle sur l'ensemble de l'échantillon (crues observées et crues historiques) est toujours réalisée, mais faisant en sorte d'adapter la technique d'ajustement afin de prendre en compte l'information manquante sur la période considérée. Des exemples de cette approche sont illustrés par les travaux de Ouarda *et al.* (1998); Naulet *et al.* (2005); Payrastre (2005).

L'approche naturaliste. Parmi ces approches on peut lister, par exemple :

- L'approche hydro-géomorphologique. Cette méthode géographique appliquée étudie le fonctionnement naturel des cours d'eau en analysant la structure des vallées sur la base des observations et de l'interprétation du terrain naturel (Garry *et al.*, 1996).
- L'approche paléohydrologique. Cette méthode se fonde sur l'analyse des dépôts laissés par les crues (e.g. dans les champs d'inondation, dans les grottes), sur la stratigraphie et sur la datation des dépôts, pour la reconstitution des débits de crue à utiliser dans une approche statistique (Sheffer *et al.*, 2003; Benito et Thorndycraft, 2006).

L'approche basée sur la pluie Il s'agit de toutes les méthodes qui s'appuient sur l'information pluviométrique pour définir une borne supérieure à la distribution des crues extrêmes. On peut faire référence à :

- Méthodes probabilistes simplifiées basées sur des hypothèses hydrologiques. Par exemple on peut mentionner la méthode du GRADEX (Guillot et Duband, 1967) et ses développements, parmi lesquels on trouve le modèle Agregee (Margoum, 1992; Margoum *et al.*, 1994; Lang, 1995).

– Méthodes fondées sur un simulateur d'averses couplé à un modèle pluie-débit, parmi lesquelles on peut citer le modèle SHYPRE (Cernesson, 1993; Arnaud, 1997) et le modèle SHYREG (Lavabre *et al.*, 2003). Ce dernier est basé sur la régionalisation des paramètres du simulateur de pluies SHYPRE et sur un modèle pluie-débit simplifié.

Globalement, on peut constater une grande diversité des méthodes d'estimation et surtout l'absence d'un consensus à l'échelle internationale. On peut souligner aussi la difficulté réelle de la validation par rapport aux crues extrêmes, qui par définition ne sont presque jamais observées. De plus, comme il est montré par Lang et Lavabre (2007), une simple extrapolation des débits dans la gamme de fréquence des observations (i.e. temps de retour inférieur 10 ans) conduirait à une sous-estimation nette des débits de périodes de retour élevées. Par conséquent, il est fondamental d'utiliser une information hydrologique la plus complète possible en s'appuyant, par exemple, sur une analyse régionale, sur l'information historique, pluviométrique, et/ou naturaliste, afin de guider l'extrapolation des débits pour des temps de retour élevés (i.e. supérieurs à 100 ans).

Contexte industrielle d'EDF

Pour le dimensionnement des organes d'évacuation des crues de ses barrages, EDF a utilisé, depuis la fin des années 1960, la méthode du GRADEX. Celle-ci a été développée à EDF et a fait l'objet d'importantes modifications méthodologiques depuis. La méthode du GRADEX bénéficie d'une importante notoriété nationale et a fait l'objet de nombreuses publications : Guillot et Duband (1967); Duband (1973); Guillot (1979, 1981, 1993), pour n'en citer que quelques-unes.

La méthode du GRADEX, en s'appuyant sur l'information pluviométrique, constitue une amélioration substantielle des méthodes de prédétermination des crues basées sur le traitement statistique des seules valeurs de débits observés. Pour autant, malgré ces qualités, il ne s'agit que d'un modèle et nécessairement il s'appuie sur certaines approximations de modélisation qui peuvent être déclinées selon les trois hypothèses suivantes :

Hypothèse 1. La fonction de répartition des précipitations tombant sur le bassin, au pas de temps retenu comme pertinent, est asymptotiquement à décroissance exponentielle simple. Elle peut être décrite par une loi de Gumbel ou par une loi exponentielle selon le type d'échantillonnage utilisé, respectivement maxima annuels ou valeur sup-seuil (Fig. 1 : courbe grise en pointillés). Par conséquent, nous pouvons définir le GRADEX comme le paramètre d'échelle de cette distribution. Plus précisément, il correspond à la pente de la fonction de répartition sur un graphique représentant la pluie en fonction du logarithme de la période de retour.

Hypothèse 2. Le déficit d'écoulement, défini comme la différence entre le volume d'eau précipité et le volume d'eau écoulé à l'exutoire du bassin versant pendant un pas de temps équivalent, n'augmentent plus, en valeur moyenne, au-delà d'une certaine valeur de pluie.

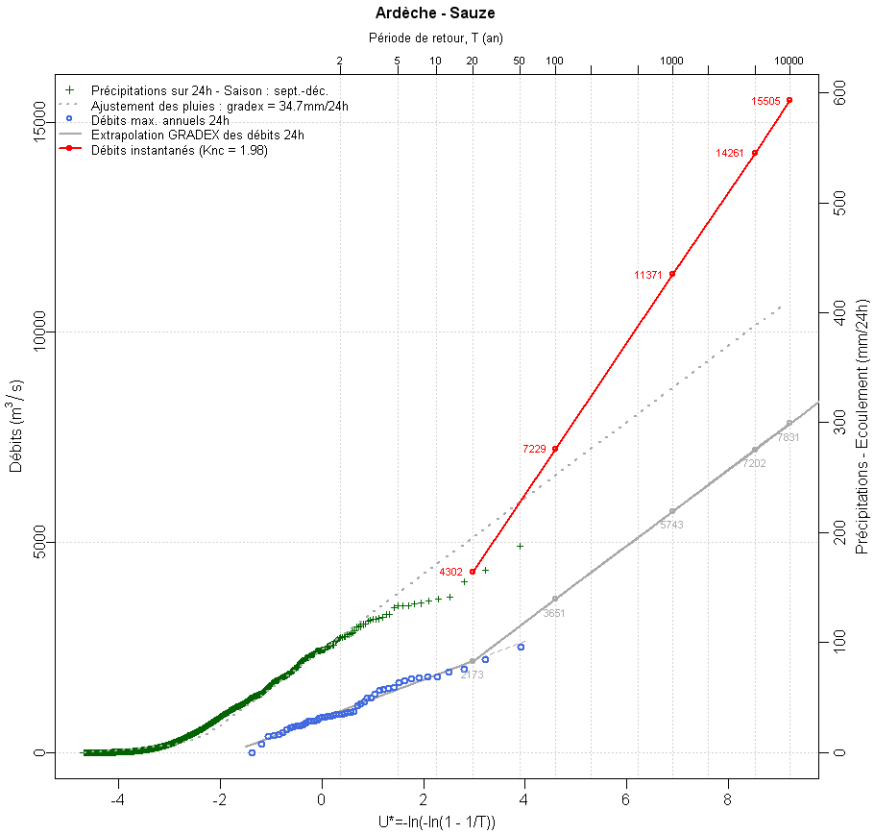


FIGURE 1: *Ardeche à Sauze : synthèse de l'étude GRADEX. Distribution des valeurs de pluies journalières et de débits journalières sur la période 1959-2008.*

En d'autres termes, nous pouvons dire que, à partir d'un certain état de saturation du bassin versant, la distribution du déficit d'écoulement ne dépend plus de la valeur de pluie ou de débit. Cette hypothèse se traduit graphiquement par un parallélisme entre la fonction de répartition des précipitations et celle des écoulements au pas de temps équivalent (Fig. 1 : courbe grise en trait plein). Le point de départ de cette extrapolation, nommé point pivot, est fixé à une période de retour T_p comprise, le plus souvent, entre 10 et 50 ans selon le bassin versant considéré.

Hypothèse 3. Quelle que soit sa fréquence ou durée de retour, le débit de pointe de crue (valeur maximale observée) peut être calculé à partir du volume écoulé (sur le pas de temps considéré) en utilisant un coefficient multiplicatif moyen caractéristique du bassin versant (Fig. 1 : courbe rouge). Ce coefficient, nommé coefficient de forme ou coefficient d'affinité, peut être estimé à partir des hydrogrammes de crues enregistrés sur le bassin versant.

La communauté hydrologique française, sans être uniformément adepte de la méthode, s'est accordée sur le fait que le GRADEX propose un compromis précision-robustesse précieux pour l'ingénieur en charge du dimensionnement d'ouvrages. Cependant, au niveau international, de nombreuses critiques ont été soulevées vis-à-vis de cette méthode, pour cela on peut faire référence aux publications de Ben-Zvi (1980), Beran (1981) et Reed (1994).

De plus, sa diffusion est restée dans le domaine technique et surtout en langue française avec quelques communications en langue anglaise lors de colloques, qui par contre sont difficilement

accessibles au niveau international [5]. D'ailleurs, ce décalage linguistique avec les hydrologues anglo-saxons a parfois été source de mauvaise interprétation de la méthode, e.g. le parallélisme asymptotique entre distribution des pluies et distribution des débits (deuxième hypothèse) a été compris de façon erronée comme un décalage temporel constant entre pluie et débit : $Q(t) = P(t) - k$.

De façon générale, la validité et l'applicabilité de ces trois hypothèses ont été largement discutées par la communauté des hydrologues. On peut citer Lang et Lavabre (2007) pour une analyse exhaustive des difficultés d'application de la méthode du GRADEX. Par rapport à la première hypothèse, le choix d'utiliser une distribution de pluie à décroissance exponentielle fait l'objet de nombreux débats (surtout au niveau international). En particulier, cette hypothèse restrictive du comportement asymptotique de la distribution des pluies conduit à observer un nombre trop important de dépassements de la pluie millennale (Garçon, 1995). En d'autres termes, on peut affirmer que ce modèle probabiliste des pluies conduit à affecter des périodes de retour bien trop élevées à certains événements observés, i.e. sous-estimer le risque pluviométrique. Concernant la deuxième hypothèse, elle a été qualifiée de « simplificatrice » à « légèrement pessimiste » (CFGB, 1994), i.e. sur-estimation du rendement de la relation pluie-débit. Relativement au passage des débits moyens aux débits de pointe, une incertitude supplémentaire est introduite par l'utilisation d'un coefficient de forme moyen.

Globalement, d'un point de vue opérationnel, on peut constater un retour d'expérience positif : il n'y a aucune indication significative de la sous-estimation de la crue de projet sur un ensemble de 450 dimensionnements d'ouvrage en France métropolitaine sur la période 1965-2010.

Toutefois, les ingénieurs d'EDF ont dû répondre au besoin de réformuler les risques pluviométriques et hydrologiques de manière plus approfondie. Pour cette raison, un travail exploratoire a été mené à partir de 1999 pour hiérarchiser les problèmes et définir de nouvelles pistes de développement, notamment sur l'ajustement des pluies. Le développement de la méthode SCHADEX (Simulation Climato-Hydrologique pour l'Appréciation des Débits EXtrêmes) a ensuite été mené de 2004 à 2006 à EDF-DTG [6] par Rémy Garçon, Emmanuel Paquet et Joël Gailhard, ce qui a permis d'aboutir à la première version opérationnelle de la méthode (Paquet *et al.*, 2006). La méthode SCHADEX apporte deux améliorations substantielles à la méthode du GRADEX :

- un modèle probabiliste utilisé pour la description de l'aléa pluviométrique, basé sur un échantillonnage par types de situations météorologiques (types de temps) ;
- l'utilisation d'un modèle hydrologique simulant la réponse du bassin à des précipitations de tous ordres pour approcher la distribution des écoulements rares et extrêmes.

Pour synthétiser, cette méthode vise à estimer les quantiles extrêmes de débits par un procédé de simulation stochastique qui combine un modèle probabiliste de pluie et un modèle hydrologique pluie-débit (Fig. 2). Aujourd'hui SCHADEX est la méthode de référence pour le calcul de la crue de projet servant au dimensionnement des évacuateurs des barrages d'EDF,

5. Paradoxalement, les premières publications dans des revues scientifiques internationales du premier rang ont été faites par des hydrologues non français (Naghettini *et al.*, 1996; Fernandes et Naghettini, 2008).

6. Division Technique Générale.

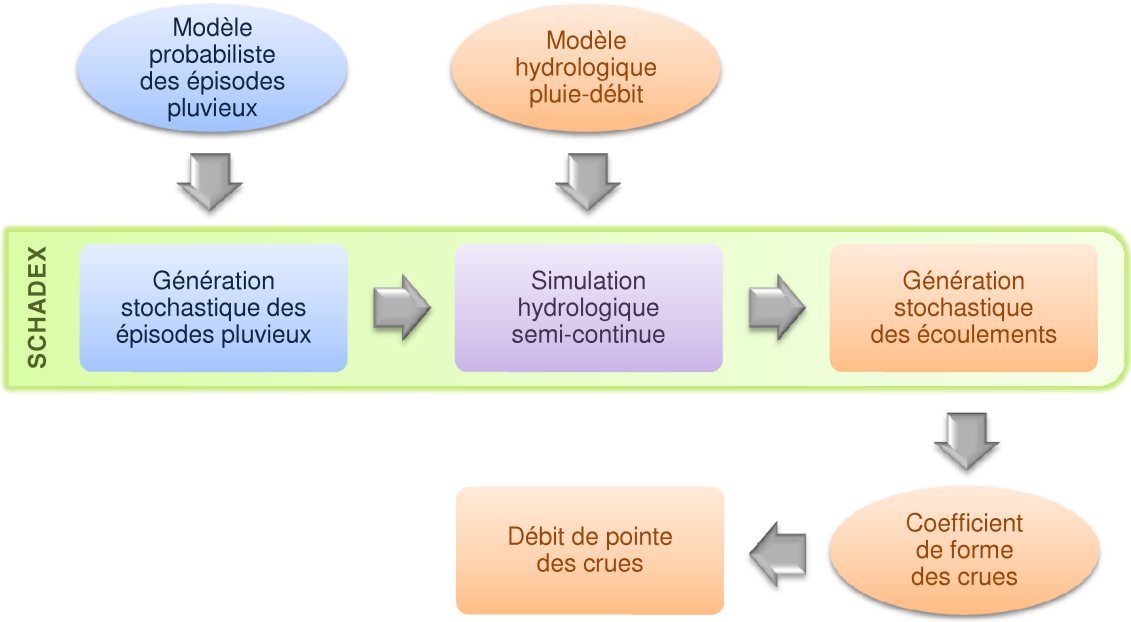


FIGURE 2: *Diagramme de la méthode Schadex.*

ayant été utilisée, depuis 2007, dans plus de 70 études de crues extrêmes.

Contexte scientifique

Le travail de recherche présenté dans cet ouvrage a été réalisé dans le cadre d'un contrat CIFRE [7] liant une entreprise, EDF, qui en a défini préalablement le sujet, et un laboratoire de recherche, le Cemagref de Lyon, qui a accepté cette collaboration avec la DTG.

L'objectif principal de cette thèse est la « validation » de la méthode SCHADEX de prédétermination des crues extrêmes.

Il faut tout d'abord préciser que le mot « valider », dans ce contexte, peut être source de mauvaise interprétation. Pour le comprendre, il suffit de penser que nous cherchons à « valider » une méthode d'estimation des crues « extrêmes » qui, par définition, ne sont presque jamais observées. Nous avons donc conscience du fait que « valider » un modèle d'estimation des débits extrêmes n'est pas une question scientifique à laquelle nous pouvons donner une réponse globale et absolue.

Dans ce travail de thèse nous avons cherché à évaluer les performances de la méthode SCHADEX de façon empirique en mettant en évidence ses possibilités et ses limites d'application.

Dans cette optique, nous avons traité la problématique selon deux axes principaux :

1. **Analyse et vérification des hypothèses sous-jacentes de la méthode**.
2. **Étude de sensibilité des estimations de débits extrêmes aux différentes composantes de la méthode**.

7. Convention Industrielle de Formation par la REcherche.

Concernant le premier aspect, l'objectif principal est de définir le champ d'application de la méthode SCHADEX. Par rapport au second, le but de la réalisation d'une étude de sensibilité est d'arriver à hiérarchiser les différentes composantes de la méthode et comprendre quels sont les facteurs qui conditionnent l'estimation des débits extrêmes (e.g. modèle probabiliste de pluie, modèle hydrologique, hypothèse de génération stochastique de débit, etc.). Pour avoir des résultats et des conclusions robustes et fiables, nous nous sommes appuyés sur la plus large gamme possible d'observations, à la fois en terme de régions et climats contrastés et en terme de taille et typologie des bassins versants.

De plus, en essayant de répondre à l'objectif principal de la thèse, nous avons eu l'occasion d'aborder des problématiques cruciales concernant les extrêmes en hydrologie et, plus précisément, la prédétermination des crues. Les thématiques suivantes ont été abordées :

1. **Comment décrire l'aléa pluviométrique sur le territoire français ?**
2. **Comment utiliser un processus de génération stochastique de débit pour la prédétermination des crues extrêmes ?**

Cette thèse ne prétend pas donner des réponses exhaustives à ces deux questions très vastes et toujours d'actualité. Cependant, elle représente une avancée scientifique vers une évaluation plus consciente de l'aléa pluviométrique et du risque hydrologique.

Ce mémoire s'organise en trois parties et sept chapitres.

La **première partie** porte sur la description et la « validation » des modèles probabilistes employés pour la génération des événements pluvieux générateurs de crues, avec notamment l'introduction d'une distribution des pluies observées conditionnée par type de temps.

Dans la **deuxième partie** le procédé de simulation hydrologique des volumes écoulés suite à des événements pluvieux intenses est étudié et justifié. Une analyse de sensibilité de ce procédé (i) à ses paramètres de simulation, (ii) au modèle probabiliste de pluie et (iii) au modèle hydrologique pluie-débit est réalisée pour essayer de hiérarchiser les étapes et les options de simulation du point de vue de leurs impacts sur le résultat final.

La **troisième partie** concerne l'étude du passage des quantiles extrêmes de volumes à ceux des débits de pointe à travers l'application d'un coefficient de forme. Des travaux destinés à l'amélioration de la méthodologie actuellement utilisée pour le calcul de ce coefficient sont présentés.

Pour la contextualisation de chaque chapitre, au sein de chaque partie, nous renvoyons le lecteur à l'introduction de la section correspondante.

Première partie

Modèles probabilistes des pluies : une approche par types de temps

Introduction de la première partie

L'étude statistique des crues extrêmes nécessite d'extrapoler la distribution des débits au-delà du domaine des observations. Il est donc essentiel d'exploiter des informations complémentaires, comme par exemple celles issues du réseau pluviométrique (Lang et Lavabre, 2007). Par conséquent, l'estimation correcte des quantiles des précipitations extrêmes est un passage crucial dans la prédétermination des crues extrêmes.

Différentes approches ont été proposées ces dernières années à propos de cette thématique. Plusieurs solutions, basées sur la théorie des valeurs extrêmes, utilisent un modèle asymptotique pour décrire le comportement stochastique des processus des valeurs extrêmes. La méthodologie courante de la modélisation des extrêmes est fondée sur les hypothèses d'indépendance, de stationnarité et d'homogénéité. Selon Coles *et al.* (2003), le non respect de l'hypothèse d'homogénéité est une des raisons qui peut amener à une estimation erronée des événements probabilistes extrêmes.

Les approches classiques de la théorie des valeurs extrêmes s'appuient sur l'utilisation de la distribution généralisée des valeurs extrêmes (GEV) ou de la distribution généralisée de Pareto (GP). Dans ce cadre, ces approches doivent faire face à la difficulté de l'estimation de leur coefficient de forme sur la base de données locales (Koutsoyannais, 2004). Les approches régionales, en rassemblant les données à l'échelle d'un domaine spatial, permettent d'améliorer la robustesse de l'estimation de ce paramètre.

Deux variantes existent : l'une directe où le paramètre de forme est considéré comme constant dans des zones climatiques homogènes (Madsen *et al.*, 1995 ; Neppel *et al.*, 2007 ; Ribatet, 2007 ; Pujol *et al.*, 2008) ; l'autre indirecte basée sur la simulation stochastique des événements pluvieux, tel que la méthode SHYPRE (Arnaud *et al.*, 2007), où les paramètres sont estimés en utilisant une approche régionale (méthode SHYREG, Arnaud *et al.*, 2006).

Dans la méthode SCHADEX, pour améliorer l'estimation de pluies extrêmes, en gagnant en robustesse sans perdre en précision, une approche alternative qui emploie une classification des types de circulation atmosphérique (appelés peut-être abusivement types de temps) est proposée. Ces types de temps sont une variable climatologique bien adaptée au contexte français. Ils permettent de diviser les échantillons de pluie en plusieurs sous-échantillons supposés plus homogènes, au moins d'un point de vue de la genèse météorologique.

Comme nous l'avons déjà dit dans l'introduction générale, dans la méthode SCHADEX,

la prédétermination des crues extrêmes est réalisée à l'aide d'un procédé de simulation hydrologique semi-continue [8]. Ce processus de simulation est fondé sur la génération stochastique des épisodes pluvieux. Plus précisément, avec le terme *épisode pluvieux*, P_{epi}, nous considérons l'épisode distribué sur trois pas de temps de forme triangulaire, où le max (*pluie centrale* $P(t)$) est au milieu de deux pluies dénommées *pluies adjacentes* ($P(t-1)$ et $P(t+1)$). L'objet de la première partie sera de décrire et de valider la génération stochastique des épisodes pluvieux. Nous commencerons tout d'abord par introduire dans le **chapitre 1** le modèle probabiliste des pluies centrales (nommé distribution MEWP [9]) et la classification par types de temps sur laquelle ce modèle est fondé.

Nous présenterons dans le **chapitre 2** la validation du modèle de pluies centrales. Cette validation sera réalisée en testant sa *justesse* et sa *robustesse* sur une vaste archive pluviométrique. Des critères pour traduire numériquement les concepts de *justesse* et *robustesse* seront ainsi proposés. Selon ces critères, le modèle MEWP sera comparé aux modèles classiques de la théorie des extrêmes.

Enfin, nous introduirons dans le **chapitre 3** le modèle probabiliste de pluies adjacentes. En conclusion de cette partie, la validation du processus de génération stochastique des épisodes pluvieux sera réalisée à travers la comparaison avec les observations.

8. Il s'agit d'une génération stochastique des écoulements à travers le croisement de l'aléa pluviométrique et de l'aléa « état de saturation » du bassin versant.

9. Acronyme de Multi-Exponential Weather Pattern.

Chapitre 1

Le modèle probabiliste des pluies centrales

Ce premier chapitre a comme objet l'introduction et l'explication du modèle probabiliste de pluie centrale utilisé dans la méthode SCHADEX. Il débute par la définition de certaines variables fondamentales pour la compréhension de la thématique, puis par une rapide description de la classification en « types de temps » dénommée EDF 2006. Il se termine par l'illustration des hypothèses du modèle probabiliste à l'aide de l'application à la série pluviométrique de Saint-Étienne-en-Dévoluy (38).

Sommaire

1.1 Épisode pluvieux, pluie centrale et pluies adjacentes 17
1.2 La classification en « types de temps » 18
1.2.1 Contexte 18
1.2.2 Une approche « bottom-up » pour l'identification des types de temps . 18
1.2.3 Pertinence de la classification 23
1.3 Techniques d'échantillonnage 26
1.3.1 Échantillonnage des valeurs extrêmes 26
1.3.2 Échantillonnage saisonnier 27
1.3.3 Échantillonnage par types de temps 28
1.4 Modèle probabiliste de pluie par type de temps 30
1.4.1 Formulation globale 30
1.4.2 La distribution MEWP 31
1.4.3 Estimation des paramètres et intervalles de confiance 32
1.4.4 Cas d'application 33
1.4.5 L'hypothèse exponentielle 39
1.5 Synthèse du premier chapitre 43

1.1 Épisode pluvieux, pluie centrale et pluies adjacentes

Le modèle de génération stochastique de précipitation se fonde sur les concepts d'épisode pluvieux, de pluie centrale et de pluies adjacentes. Nous pouvons définir l'**épisode pluvieux** (que nous indiquerons dans ce manuscrit avec la notation P_{epi}) comme un événement distribué sur trois pas de temps, de forme triangulaire (pour plus de details voir 3.4, à la page 94). Par construction, le maximum est au milieu et il est dénommé **pluie centrale** (P_c). Ainsi, pour qu'une pluie soit une pluie centrale, elle doit respecter les trois conditions suivantes :

Condition 1 : excéder 1 mm ($P_c \geq 1mm$).

Condition 2 : être supérieure à la pluie du pas de temps précédent ($P_c \geq P_{a-}$).

Condition 3 : être supérieure à la pluie du pas de temps suivant ($P_c > P_{a+}$).

Les deux pluies de chaque côté d'une pluie centrale sont donc appelées pluies adjacentes (P_{a-} et P_{a+}). La figure 1.1 illustre graphiquement ces concepts.

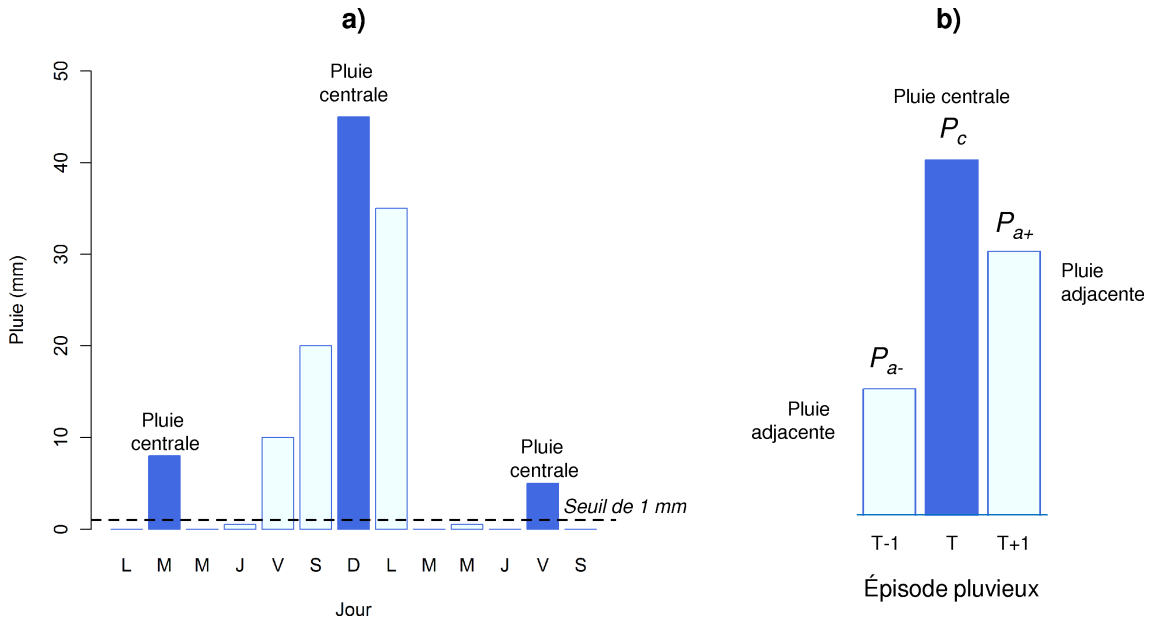


FIGURE 1.1: ***a)*** *Identification graphique des pluies centrales dans une chronique pluviométrique.* ***b)*** *Division d'un épisode pluvieux en pluie centrale et pluies adjacentes.*

Cette schématisation a été introduite exclusivement pour des raisons liées au processus de simulation hydrologique pour la prédétermination des crues extrêmes [1]. Des explications plus détaillées seront données dans les chapitres 3 et 4. Comme déjà affirmé dans l'introduction du chapitre, dans cette section nous allons focaliser notre attention sur la modélisation probabiliste de le pluie centrale. A titre d'information, la population des pluies centrales au pas de temps journalier représente en moyenne 20% de toutes les journées et 60% des journées pluvieuses.

1. Il s'agit d'une simulation hydrologique de débit pour le calcul de la crue de projet servant au dimensionnement des évacuateurs des barrages d'EDF. En d'autres termes ce processus de simulation génère une chronique de débits à travers le croisement de l'aléa pluviométrique et l'aléa « état de saturation » du bassin versant. Ce processus stochastique sera examiné en détail au chapitre 4.

Avant de décrire le modèle probabiliste de pluie centrale, dans les paragraphes suivants la classification en types de temps, sur laquelle le modèle est fondé, sera analysée.

1.2 La classification en « types de temps »

1.2.1 Contexte

La relation entre circulations atmosphériques à large échelle et précipitation a été largement étudiée, surtout en l'Europe Occidentale (voir Yarnal *et al.*, 2001 ; Boé et Terray 2008 ; Martinez *et al.* 2008 pour une revue). De nombreux auteurs se sont notamment concentrés sur la région Méditerranéenne, e.g. Romero *et al.*, 1999 ; Littmann, 2000 ; Martinez *et al.*, 2008. Littmann (2000) montre par exemple que l'analyse des situations synoptiques peut apporter d'importantes informations sur la distribution des événements pluviométriques intenses. Nous pouvons donc affirmer qu'une classification fondée sur un nombre limité de situations synoptiques pertinentes (ou « types de temps ») est un outil apte à synthétiser l'influence des processus météorologiques sur l'aléa de précipitation.

La classification en types de temps (dénommée par la suite EDF 2006) utilisée dans la méthode SCHADEX a été établie à EDF-DTG par Joël Gailhard (Paquet *et al.*, 2006). Elle a été développée spécifiquement pour les besoins d'EDF mais elle a aussi été utilisée dans d'autres applications scientifiques, par exemple l'estimation statistique des précipitations en montagne (Gottardi, 2009). Pour être précis, cette classification est en fait une classification en types de champs barométriques, mais par abus de langage la terminologie « type de temps » (de fait moins correcte) sera utilisée dans toute la suite du manuscrit.

Dans les paragraphes suivants, le processus utilisé pour l'identification de cette classification sera brièvement décrit.

1.2.2 Une approche « bottom-up » pour l'identification des types de temps

Pour définir une situation synoptique journalière à l'échelle de la France et des régions limitrophes, une base de données de champs de géopotentiels, ayant les caractéristiques suivantes, a été considérée :

- Champs de géopotentiels à 700 et 1000 hPa, à 0 h et 24 h, mesurés sur 110 points à partir de l'année 1953.
- Analyse centrée sur le Sud-est de la France (fenêtre d'analyse : de 6.2° Ouest à 12.9° Est et de 38.0° Nord à 50.3° N [2]).

Cette base de données a été établie et optimisée dans des travaux précédents sur la méthode des analogues (Guilbaud, 1997 ; Obled *et al.*,2002 ; Bontron, 2004 ; Ben Daoud, 2010), qui est une méthode de prévision opérationnelle des précipitations (Duband, 1970 ; Djerboua, 2001).

2. Cette fenêtre d'analyse dérive de travaux qui visaient particulièrement la prévision sur les bassins au sud / sud-est de la France.

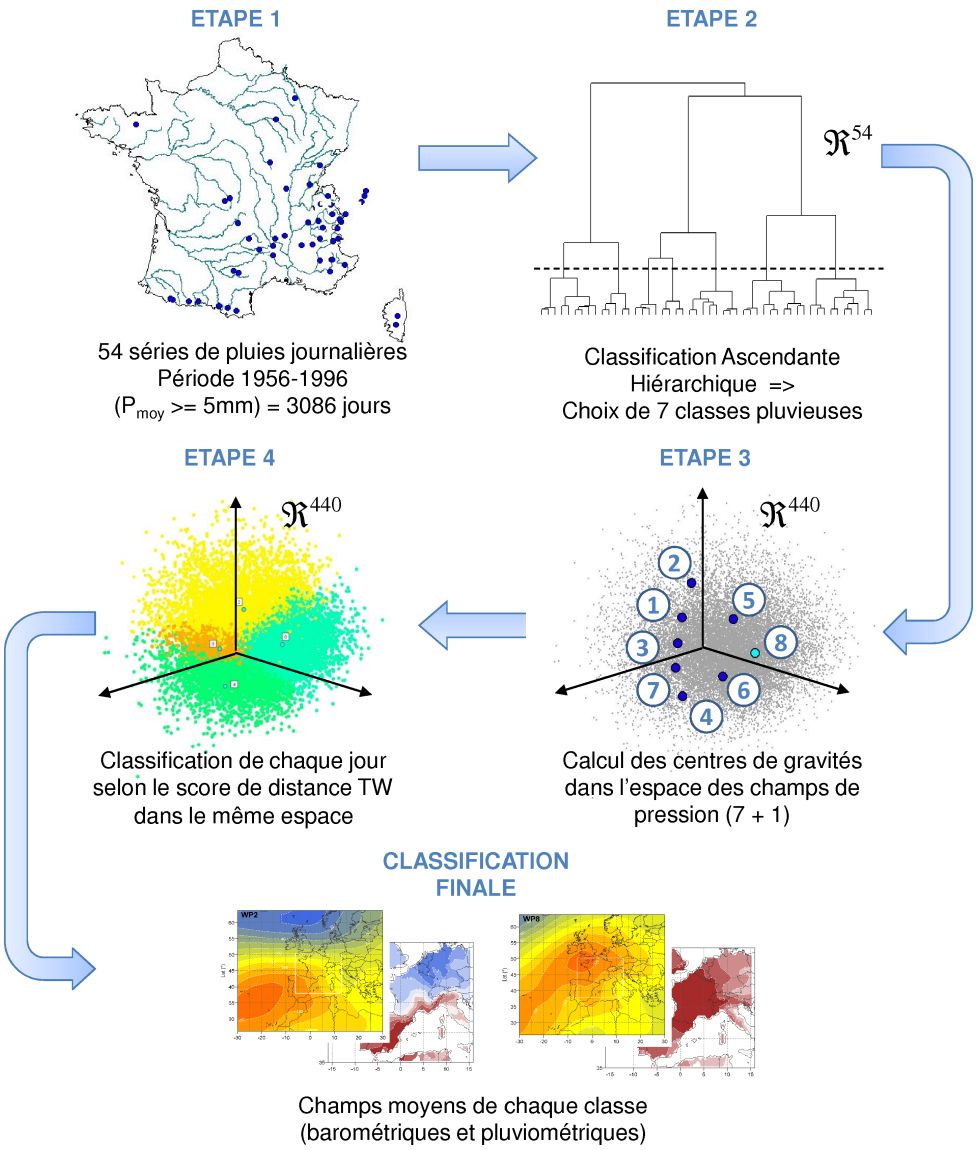


FIGURE 1.2: *Genèse méthodologique de la classification en types de temps*

De cette façon, chaque jour peut être défini dans un espace mathématique à 440 dimensions ($\Re^{440}$). Les 440 dimensions sont dues à la projection des 4 champs géopotentiels calculés sur les 110 points de la grille considérée. Le processus de classification suit une approche « bottom-up ». Les journées pluvieuses sont classifiées en utilisant l'information pluviométrique, puis ces classes sont projetées dans l'espace des champs géopotentiels ($\Re^{440}$), afin d'en calculer des centres de gravité par classe. Chaque journée est ensuite projetée dans ce même espace et classée en fonction de sa proximité avec un des centre de gravité identifiés.

Nous pouvons ainsi illustrer la genèse méthodologique de la classification par le schéma reporté en figure 1.2. La méthodologie utilisée peut être résumée en quatre étapes :

Étape 1 Pour décrire le champ pluviométrique journalier, 54 chroniques de pluies de bassin (combinaison linéaire de plusieurs postes de mesure, voir le paragraphe 3.2, à la page 82) disponibles sur la période 1956-1996 ont été considérées. Seuls les jours pour lesquelles ont été observés au moins 5 mm de pluie, en moyenne, on été retenus (3084 jours). Cet échantillon définis les « jours pluvieux » er représentent 21% des jours disponibles. Pour

chaque journée pluvieuse, la pluie journalière pour un bassin donné est ensuite normalisée par la précipitations moyenne du jour concerné (calculée sur les 54 chroniques de pluies). Cette « astuce » numérique a été réalisée pour arriver à considérer, d'une certaine façon, la « forme » du champ pluviométrique. En d'autres termes nous avons pris en compte « où il pleut » plutôt que « combien il pleut » .

Étape 2 Une classification ascendante hiérarchique (CAH) est ensuite réalisée sur la population des « formes » du champ pluviométrique des journées pluvieuses qui est définie dans un espace mathématique à 54 dimensions ($\Re^{54}$). Le dendrogramme de cette CAH montre que le choix de 7 classes pluvieuses est raisonnable. Une fois définies les 7 classes, les journées restantes (79% de la totalité des jours) peuvent être rangées dans une huitième classe non pluvieuse.

Étape 3 Nous pouvons ensuite calculer les centres de gravité (centroïdes) des 8 classes dans l'espace mathématique de champs géopotentiels ($\Re^{440}$).

Étape 4 Il est dés lors possible d'attribuer à chaque journée de l'historique la classe, parmi les 8 proposées, pour laquelle la journée en question et le centre de gravité sont les plus proches. La distance, dans l'espace $\Re^{440}$, entre la journée à classifier et le centre de gravité d'une classe est calculée à l'aide du score de Teweles-Wobus (Teweles et Wobus, 1954). Nous avons choisi ce critère parce qu'il a été optimisé pour ce type de calcul et parce qu'il a déjà été employé dans la méthode des analogues (Guilbaud, 1997; Obled *et al.*, 2002; Bontron, 2004; Ben Daoud, 2010). Cette ré-attribution des journées comporte certains changements par rapport au classement des journées de la période 1956-1996 qui ont déjà été classées à l'issue de la CAH.

Les types de temps ainsi obtenus sont illustrés en figure 1.3 à travers leur champ géopotentiel moyen à 1000 hPa à 0h. Pour une raison pédagogique, ces champs barométriques moyens ne sont pas présentés dans un ordre numérique mais en terme de direction de circulation atmosphérique : 2,1,3,7,4,6,5 et 8 (voir figure 1.2 - étape 3). Pour chaque type de temps (sauf pour le type de temps 8) une flèche indique le flux atmosphérique de basse couche induit par la situation synoptique moyenne. La dimension et l'orientation de cette flèche donnent une indication qualitative de l'intensité et de la direction des vents.

La figure 1.4 illustre les champs de précipitation de chaque type de temps sur la partie ouest de l'Europe sous la forme de ratio entre la moyenne de la précipitation des jours du type de temps i et la précipitation moyenne de tous les jours. Pour le calcul de ces ratios nous avons utilisé la base de données de précipitation journalière, définie sur une grille spatiale de résolution $0.5° x 0.5°$ et sur la période 1953-2005, fournie par le European Climate Assessment and Data (ECA&D) (Haylock *et al.*, 2008). Cette figure donne une image de la diversité des situations synoptiques des journées pluvieuses sur le territoire français.

Les types de temps sont donc dénommés en relation à la circulation atmosphérique associée. Le TT2 (Flux atlantique stationnaire), le TT1 (Onde atlantique) et le TT3 (Circulation de Sud-Ouest) correspondent à des circulations océaniques d'Ouest, dont le TT1 est le plus pluvieux par rapport à la région considérée. Le TT7 (Dépression centrale) et le TT4 (Circulation de Sud)

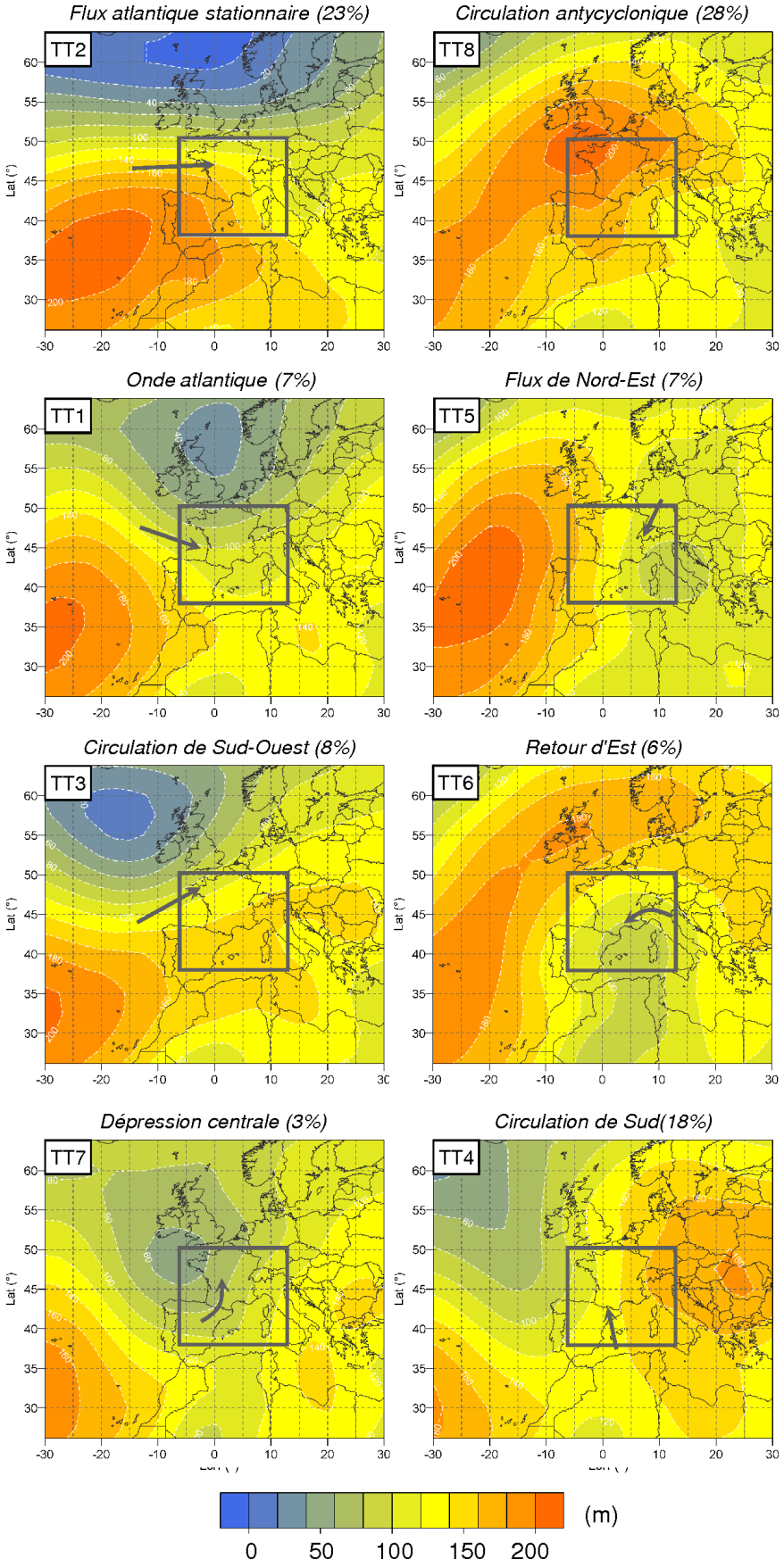


FIGURE 1.3: *Champ géopotentiel moyen (1000hPa - 0h) de la classification en types de temps EDF2006. Le cadre montre le fenêtre d'analyse (de 6.2° Ouest à 12.9° Est et de 38.0° Nord à 50.3° N) et la flèche indique le flux atmosphérique de basse couche.*

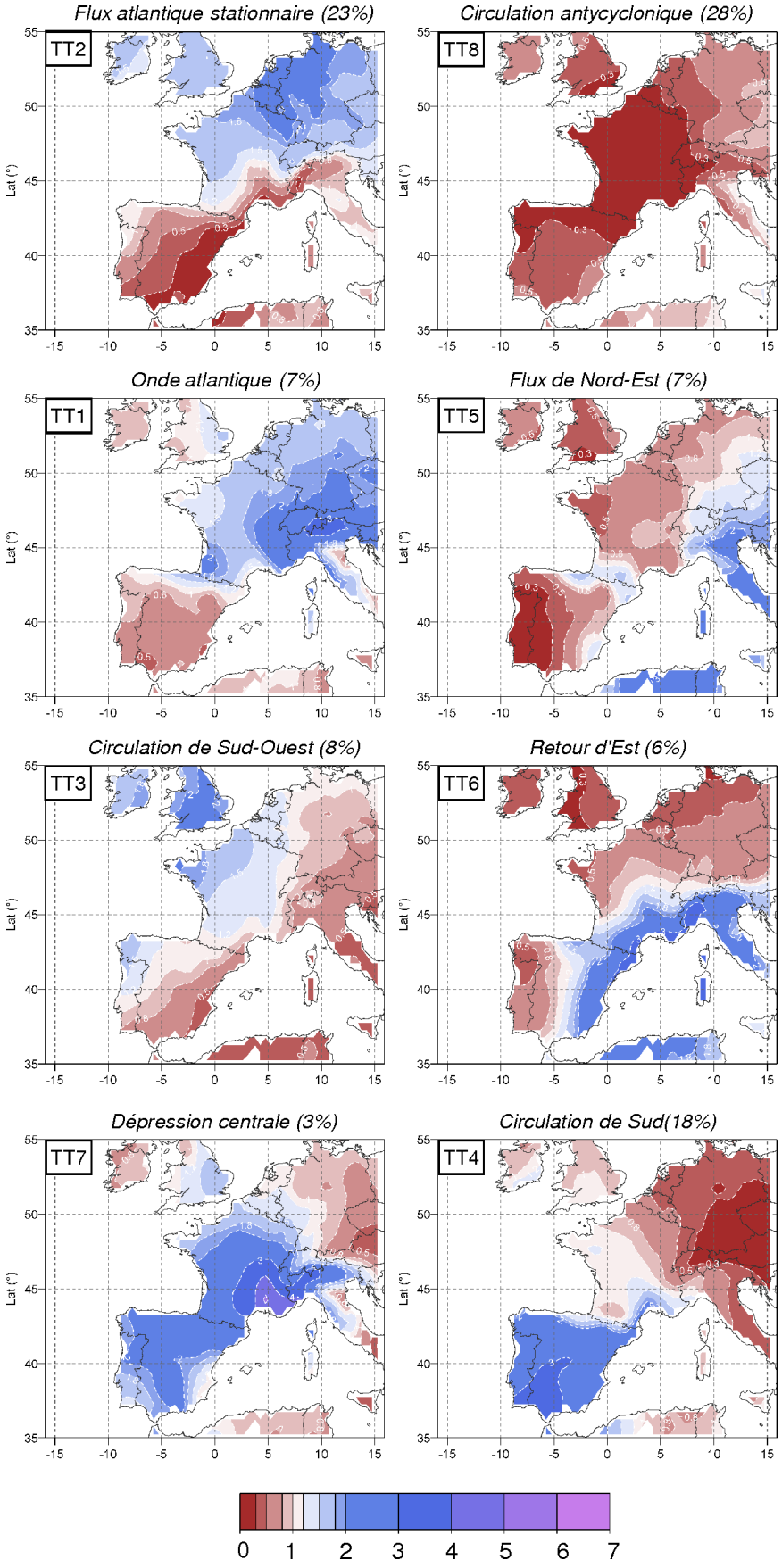


FIGURE 1.4: *Ratio entre la précipitation moyenne de chaque type de temps et la précipitation moyenne globale (tous types de temps confondus). Les zones en bleu sont celles où le type de temps considéré apporte des pluies supérieures à la moyenne locale.*

TABLE 1.1: *Occurrence des types de temps sur la période 1953-2005.*

Classe	Nom	Année	Hiver	Printemps	Été	Automne
TT1	Onde atlantique	7%	5%	7%	11%	7%
TT2	Flux atlantique stationnaire	23%	36%	22%	14%	21%
TT3	Circulation de Sud-Ouest	8%	4%	7%	12%	8%
TT4	Circulation de Sud	18%	19%	18%	10%	23%
TT5	Flux de Nord-Est	7%	7%	8%	6%	6%
TT6	Retour d'Est	6%	5%	8%	6%	5%
TT7	Dépression centrale	3%	2%	4%	3%	4%
TT8	Circulation antycyclonique	28%	21%	26%	38%	26%

correspondent à des circulations qui proviennent de la Méditerranée et ils intéressent surtout le Sud-Est de la France où ils amènent des épisodes pluvieux particulièrement intenses. Le TT6 (Retour d'Est) correspond aussi à une circulation méditerranéenne (dite « lombarde » [3]), mais généralement limitée à la frontière Franco-Italienne et le Roussillon. Le TT5 (Flux de Nord-Est) représente une circulation continentale. Pour terminer, le TT8 (Circulation Anticyclonique) caractérise des situations de hautes pressions ou, parfois, de « marais barométrique » [4]. Il regroupe les journées non pluvieuses si ce n'est pour des orages localisés d'été.

Les occurrences des huit types de temps calculées pour les quatre saisons et sur la période 1953-2005, sont reportées dans le tableau 1.1. Globalement nous observons que le TT8 est le plus fréquent, suivi par le TT2 et le TT4. Ces statistiques changent néanmoins selon les saisons, par exemple le TT2 est le plus fréquent en hiver et le TT8 en été.

1.2.3 Pertinence de la classification

Une classification en types de temps est un outil qui ne peut pas être séparé de son objet de départ : les événements pluvieux extrêmes. Une classification dédiée au vent ou au brouillard sera significativement différente de celle présentée ici. D'ailleurs les techniques de classification sont sensibles aux critères d'initiation aussi bien qu'au nombre de classes. Par conséquent, en s'appuyant sur le même objet (les champs de géopotentiel), le choix de clustering différents produiraient des classifications différentes. Il est donc presque impossible d'affirmer que la classification obtenue « est unique » ou qui est « la meilleure ». Plus raisonnablement, une classification doit être évaluée sur sa capacité à proposer un découpage convenable du phénomène étudié.

Deux autres classifications ont été considérées et comparées à la classification EDF 2006 : la classification proposée par Hess et Brezowsky (1952) et celle introduite par Boé (2007). Tout d'abord le pouvoir discriminant de ces trois classifications a été étudié par rapport à l'occurrence pluie/non-pluie, en utilisant des critères spécifiques comme le critère de Cramer (Bardossy *et al.*,

3. Vent d'Est.
4. Où le champ barométrique est homogène sans présenter un fort gradient.

1995 ; Stehlik et Bardossy, 2003). Soit Tab_0 le tableau de contingence pluie/non pluie par types de temps issu de la « climatologie » [5] et Tab_{TT} le tableau de contingence pluie/non pluie par types de temps issu de la classification considérée, la formulation de ce score est la suivante :

$$V = \sqrt{\frac{\chi^2(Tab_0, Tab_{TT})}{n \cdot inf(p-1, q-1)}} \tag{1.1}$$

où p et q sont les nombres de modalités du tableau de contingence et n le nombre d'individus. Ce critère varie entre 0 (pas de dépendance entre la classification et l'occurrence pluie/non-pluie) et 1 (dépendance totale, cas idéal).

Ensuite, un deuxième critère qui évalue la déviation entre les classes a été aussi calculé. Il s'appuie sur le respect de la propriété suivante :

$$\sum_i var(P)_{Intra} + \sum_i var(P)_{Extra} = var(P)_{Globale} \tag{1.2}$$

où $var(P)_{Intra}$ est la variance des pluies au sein d'une classe i, $var(P)_{Extra}$ est la variance des pluies des deux classes et $var(P)_{Globale}$ est la variance de toutes les pluies. Par conséquent plus une classification est discriminante plus sa variance $var(P)_{Intra}$ diminue et sa variance $var(P)_{Extra}$ augmente : les individus au sein des classes sont proches mais espacés d'une classe à l'autre. Ce deuxième critère est donc défini comme le ratio entre la déviation intra-classe ($var(P)_{Intra}$) et la déviation totale ($var(P)_{Globale}$) :

$$Score_{intra} = \frac{\sum_i var(P)_{Intra}}{var(P)_{Globale}} \tag{1.3}$$

Par conséquent, il varie entre 1 (déviation intra-classe égale à la déviation totale) et 0 (pas de déviation intra-classe : chaque classe contient la même valeur numérique, cas idéal).

Ces deux critères ont été calculés pour chacune des 54 séries pluviométriques considérées et sur la période commune aux classifications comparées (période 1953-1998). Le tableau 1.2 reporte la valeur moyenne des critères considérés calculés sur la base des 54 chroniques pluviométriques en utilisant les trois classifications prises en compte. Ce résultat souligne le bon pouvoir discriminant de la classification EDF 2006, de même ordre que celle proposée par Boé (2007).

Pour terminer, nous pouvons tirer les considérations suivantes :

– En ce qui concerne les champs pluviométriques présentés en figure 1.4, nous pouvons affirmer qu'ils sont bien contrastés, cela peut être interprétée comme synonyme d'un bon facteur discriminant.
– La classification EDF 2006, en étant applicable toute l'année et sur plusieurs domaines, est au moins aussi bonne que les autres.

Dans la suite de cette thèse nous serons confrontés à l'utilisation de longues séries pluviométriques qui démarrent avant 1953 (début de la classification EDF 2006). C'est pourquoi, une

5. Occurrence pluie/non pluie observée sur la période considérée (« climatologie ») répartie sur les différents types de temps : occurrence pluie/non pluie globale pondérée par l'occurrence des types de temps

TABLE 1.2: *Comparaison du pouvoir discriminant des trois classifications analysées : moyenne des scores calculée sur une base de 54 chroniques pluviométriques.*

Classification	Région	Nombre de classes	Coefficient Cramer	Score de déviation intra les classes
Hess et Brezowsky (1952)	Central Europe	30	0.336	0.916
Boé (2007)	France	38	0.429	0.856
EDF 2006	France	8	0.427	0.878
EDF 2006 (saisonnier)	France	8x4	**0.453**	**0.856**

autre classification en types de temps, dénommée EDF 1850, a été calculée en s'appuyant exclusivement sur des ré-analyses du champ barométrique à 1000 hPa disponible sur la période 1850-2003 (Ansell *et al.*, 2006).

TABLE 1.3: *Tableau de contingence entre les classification EDF 2006 (lignes) et EDF 1850 (colonnes) sur la période commune 1953 - 2003. En gras sont soulignés les maxima de chaque colonne.*

	TT1	TT2	TT3	TT4	TT5	TT6	TT7	TT8
TT1	**466**	291	134	19	330	28	21	120
TT2	338	**2719**	195	65	327	6	10	479
TT3	141	256	**459**	235	79	32	89	156
TT4	34	175	115	**2091**	4	181	109	575
TT5	30	14	14	12	**559**	84	3	738
TT6	16	2	12	26	71	**375**	17	589
TT7	77	47	88	161	20	91	**120**	34
TT8	5	64	44	185	119	55	8	**4667**

TABLE 1.4: *Pourcentage de types de temps identiques entre les classification EDF 2006 et EDF 1850 sur la période commune 1953 - 2003.*

	TT identiques
TT1	42%
TT2	76%
TT3	43%
TT4	75%
TT5	37%
TT6	44%
TT7	32%
TT8	63%

Sur la période commune (1953-2003) nous avons vérifié la correspondance entre ces deux classifications à travers le calcul d'un tableau de contingence (Tab. 1.3). De plus, le tableau 1.4

reporte le pourcentage de types de temps identiques entre les deux classifications, c'est-à-dire le rapport entre le nombre de journées où les deux classifications affectent le même type de temps et toutes les journées du type de temps considéré.

Globalement, nous pouvons affirmer que les deux classifications sont assez proches même si certaines différences sont remarquables. Ces différences sont dues au fait que les informations utilisées pour le calcul de la classification EDF 1850 sont réduites (exclusivement le champ barométrique à 1000 hPa) par rapport à celles utilisées pour la classification EDF 2006.

1.3 Techniques d'échantillonnage

Avant d'introduire le modèle de pluie centrale, nous allons rappeler les techniques d'échantillonnage classiquement utilisées dans les applications de la théorie des extrêmes, ainsi que deux autres techniques communément utilisées en hydrologie (échantillonnage saisonnier et en types de temps).

1.3.1 Échantillonnage des valeurs extrêmes

La théorie de valeurs extrêmes (TVE) est basée sur l'approximation asymptotique des lois des maxima dont les composantes sont des variables supposées indépendantes et identiquement distribuées (*i.i.d.*). Deux processus d'échantillonnage standard sont employés pour extraire de la population globale (i.e. pluie journalière) des sous-échantillons représentatifs du comportements asymptotique et conformes à ces hypothèses :

- **Maxima par blocs** (BM [6]). Cette approche permet d'extraire les valeurs maximales dans des blocs d'égale longueur. Il n'y a pas d'outils statistiques d'aide à la sélection de la taille des blocs. Il faut cependant que la condition asymptotique de la théorie des extrêmes soit vérifiée (Théorème de Fisher-Tippet), mais il faut aussi que nous ayons un nombre suffisant de maxima pour que l'estimation des paramètres du modèle utilisé soit assez précise. Pour ces raisons le choix de la taille des blocs est très important : une taille de blocs trop petite peut introduire un biais et une trop large peut conduire à une variance des estimateurs élevée (Coles, 2001). Il est donc courant de prendre en considération des blocs de taille un an, qui nous amènent donc à extraire des maxima annuels (AM [7]). Selon Coles *et al.* (2003), des considérations asymptotiques suggèrent que la distribution des AM puisse suivre la distribution Generalized Extreme Value (GEV).
- **Excès au-dessus d'un seuil** (POT [8]). Cette approche permet de sélectionner toutes les valeurs qui dépassent un certain seuil (voir Lang *et al.*, 1999 ; Rosbjerg et Madsen, 2004 pour une revue bibliographique). Selon Coles (2001), ces sous-échantillons peuvent être considérés comme des réalisations indépendantes d'une variable aléatoire dont la distribution peut être approchée par une distribution généralisée de Pareto (distribution GP).

6. Block maxima.
7. Annual Maxima.
8. Peaks over threshold.

Généralement, si les chroniques journalières sont disponibles, un processus d'échantillonnage POT est préférable à une approche AM, parce qu'il permet de prendre en compte l'éventualité que, pendant une année, plusieurs événements « extrêmes » puissent être observés.

Dans notre cas, nous réalisons un échantillonnage POT sur la population globale des pluies centrales. Nous avons vérifié l'indépendance de cette population de pluies centrales grâce au coefficient d'auto-corrélation de premier ordre (coefficient de corrélation de Pearson [9]. Nous avons calculé ce coefficient sur une base de données d'environ 500 postes (nous renvoyons au paragraphe 2.4, page 58, pour une description détaillée de cette base de données) ; sa valeur médiane vaut 0 pour un échantillonnage AM et POT sur des pluies centrales, 0.07 pour des pluies centrales non-rééchantillonnées et 0.23 pour les pluies journalières.

L'hypothèse que les variables considérées soient « identiquement distribuées » est par ailleurs discutable. Le fait d'extraire des AM ou des POT peut ne pas suffire. Considérons par exemple la série de débits d'un petit bassin versant de montagne où les valeurs les plus fortes sont généralement observées au printemps et/ou en automne. Dans ce cas particulier, deux populations associées à deux processus hydrologiques totalement différents (crues de fonte en printemps et crues associées aux intenses épisodes automnaux) sont mélangées dans un même échantillonnage avec une approche soit AM soit POT. Dans ces conditions l'hypothèse de distribution identique et l'application de la théorie des valeurs extrêmes (TVE) est contestable. Par conséquent, deux techniques complémentaires de sous-échantillonnage (échantillonnage en saison et en types de temps) ont été introduites pour mieux garantir le respect des hypothèses *i.i.d.*.

1.3.2 Échantillonnage saisonnier

Pour la plupart des régions et des types de climat, le régime de précipitation présente une forte saisonnalité. À un endroit donné, la fréquence et l'intensité des précipitations sont conditionnées par la situation météorologique qui dépend de certains facteurs saisonniers à large échelle, comme par exemple : la variation de l'apport d'énergie solaire (incidence de l'ensoleillement, durée du jour), la température de la surface de la mer, la position des centres d'action météorologiques, etc. Bien que les facteurs qui causent les épisodes pluviométriques les plus intenses soient nombreux, divers et complexes, leur variation saisonnière est en ravanche une véritable constante climatologique. Cet aspect est communément connu pour des régimes pluviométriques bipolaires (i.e. les moussons) mais il est aussi vrai pour les régions à climats tempérés beaucoup plus hétérogènes.

Réaliser un découpage saisonnier peut apparaître subjectif. Quels sont donc les indicateurs numériques à regarder ? Nous avons l'habitude d'utiliser deux critères :

1. **Quantiles des maxima annuels de chaque mois.** En pratique, nous collectons tous les maxima mensuels (i.e. les maxima de chaque année de tous les mois de janvier, février, etc.) et nous regroupons les mois avec les quantiles similaires. Un outil pratique pour

9. Étant données deux ou plusieurs variables aléatoires, ce coefficient est égal au rapport de leur covariance et du produit non nul de leurs écarts types. Le coefficient de corrélation est compris entre -1 et 1. Il est égal à 1 dans le cas où l'une des variables est fonction affine croissante de l'autre variable, à -1 dans le cas où la fonction affine est décroissante.

réaliser ce découpage est le box plot. La figure 1.5a montre le box plot des maxima mensuels pour le pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy.

2. **Gradex mensuels.** Nous ajustons une loi somme de deux exponentielles (voir chapitre 2 paragraphe 2.3 à la page 55) sur la pluie journalière de chaque mois et nous regroupons les mois avec les gradex [10] similaires. La figure 1.5b montre l'histogramme des gradex mensuels pour le pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy.

Ici, les deux critères de découpage sont presque équivalents. Dans le cas de la figure 1.5 un découpage en deux saisons est raisonnable : saison 1 (de décembre à août) et saison 2 (de septembre à novembre). Nous pouvons donc définir la « saison à risque » comme la saison à plus fort risque pluviométrique, c'est-à-dire les trois/quatre mois consécutifs qui maximisent la somme des gradex mensuel. Dans l'exemple montré en figure 1.5 la saison 2 (S-O-N) est la « saison à risque ».
Généralement pour la partie Sud / Sud-est de France, le nombre de saisons peut varier de 2 à 4, et la « saison à risque » est normalement observable de la fin de l'été au début de l'hiver : du mois d'août au mois de décembre (voir chapitre 2, paragraphe 2.4.2, à la page 60).

1.3.3 Échantillonnage par types de temps

Comme nous l'avons déjà dit dans la section précédente (paragraphe 1.2.1), en Europe le lien entre la typologie de situations atmosphériques et les pluies les plus intenses a fait l'objet de nombreuses études. Une discrimination des pluies selon une classification en types de temps est un moyen de regrouper les observations en fonction de leur genèse météorologique et donc de progresser vers une certaine homogénéité des sous-échantillons (au minimum d'un point de vue météorologique). Une application a été décrite par Ramos *et al.* (2001) pour les précipitations de durée 30' à Marseille. Cette étude montre que le comportement asymptotique des pluies est fortement conditionné par la présence d'un système convectif méso-échelle. De plus, selon Klemes (1993), ce type d'approche peut également fournir des informations supplémentaires sur les précipitations extrêmes, en renforçant les conclusions d'une analyse probabiliste.

A titre d'exemple, la figure 1.6 illustre, pour la station de Saint-Étienne-en-Dévoluy, le box plot des maxima annuels des différents types de temps. Nous pouvons clairement remarquer une forte variabilité entre les types de temps. Dans ce cas spécifique les types de temps 7 (Dépression centrale) et 4 (Flux de sud) sont associés aux plus forts événements pluviométriques. En analogie au concept de « saison à risque », nous pouvons définir le « type de temps à risque » comme le type de temps associé aux valeurs de pluies les plus intenses (i.e. type de temps caractérisé par le plus fort gradex de pluie).

10. GRADient de l'EXponentielle. Paramètre de la deuxième exponentielle, égale à la pente asymptotique sur un graphique de Gumbel, i.e. paramètre principal de l'aléa pluviométrique pour des distributions à décroissance exponentielle.

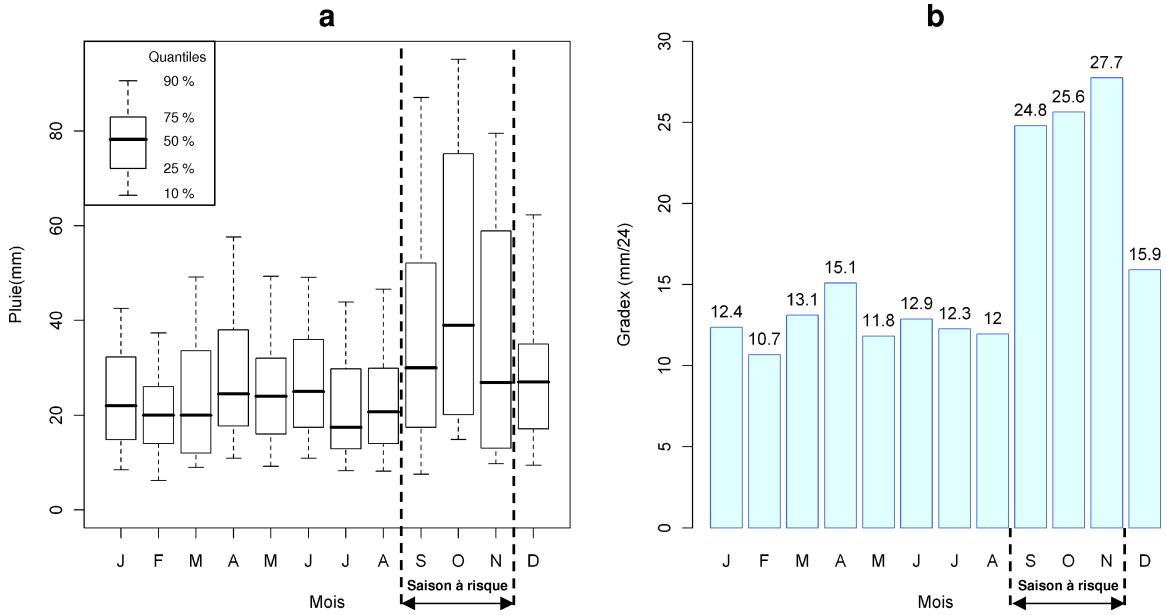


FIGURE 1.5: ***a)*** *Box plot de maxima annuels de chaque mois.* ***b)*** *Histogramme des gradex mensuels. Station de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005.*

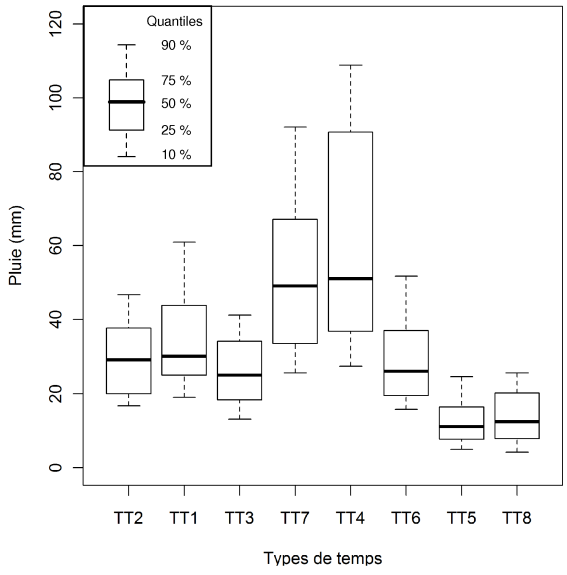


FIGURE 1.6: *Box plot de maxima annuels de chaque type de temps. Station de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005.*

1.4 Modèle probabiliste de pluie par type de temps

Après avoir donné certaines définitions de base (notion d'épisode pluvieux, de pluie centrale et des pluies adjacentes) et avoir décrit les différents types d'échantillonnages utilisés (échantillonnage des valeurs extrêmes, saisonnier et en types de temps) nous pouvons introduire le modèle probabiliste de pluie centrale.

1.4.1 Formulation globale

Soit Y la variable d'intérêt qui, dans notre cas, est la population des pluies centrales.

Soit $i = 1, ..., S$ l'indicateur des saisons. S est le nombre de saisons qui permet d'avoir un découpage saisonnier pertinent avec le régime de précipitation de la zone considérée (comme déjà dit dans la section précédente, en France, S varie généralement entre 2 et 4).

Soit $j = 1, ..., nTT$ l'indicateur des types de temps. nTT est le nombre de types de temps qui permet d'avoir une discrimination pertinente des situations météorologiques de la zone considérée (dans notre cas nTT est égal à 8, les huit types de temps de la classification EDF 2006).

Pour prendre en compte le découpage en saisons et en types de temps, la variable d'intérêt Y est divisée en $S \cdot nTT$ variables, Y_j^i :

$$Y = \bigcup_{i=1}^{S} Y^i \text{ et } Y^i = \bigcup_{j=1}^{nTT} Y_j^i \tag{1.4}$$

À partir de chaque échantillon de Y_j^i (population des pluies centrales de la saison i et du type de temps j) un sous-échantillonnage POT est ensuite extrait. Comme indiqué dans la section 1.3.1, des considérations asymptotiques suggèrent que cette sous-population puisse être modélisée par une loi GP, selon l'équation suivante :

$$F_j^i(z) = \Pr\left[Z_j^i = Y_j^i - u_j^i < z\right] = 1 - \left(1 + \xi_j^i \frac{z}{\lambda_j^i}\right)^{-\frac{1}{\xi_j^i}} \tag{1.5}$$

où u_j^i est le seuil et $\left\{\left(\lambda_j^i, \xi_j^i\right) : \lambda_j^i > 0, \xi_j^i \in \Re\right\}$ l'espace de variation des paramètres.

Une fois ajusté un modèle sur chaque sous-population Z_j^i [11], la **distribution saisonnière** peut être calculée comme la somme pondérée des distributions marginales. La fonction de répartition saisonnière a donc la forme suivante :

$$F^i(z) = \sum_{j=1}^{nTT} F_j^i(z) \cdot p_j^i \tag{1.6}$$

où le poids p_j^i est le pourcentage d'occurrence relative de chaque type de temps j dans une

11. Z_j^i est donc la population de pluies centrales sup-seuil de la saison i et du type de temps j.

saison i donnée. Ce poids ne sont pas des paramètres ajustés mais simplement calculé [12] à partir de la chronique des types de temps (Tab. 1.1).

De façon analogue au cas précédent, la **distribution globale** peut être calculée comme la somme pondérée des distributions saisonnières. La formulation de la fonction de répartition globale est la suivante :

$$F(z) = \sum_{i=1}^{S} F^i(z) \cdot p^i \tag{1.7}$$

où le poids p^i est le pourcentage d'occurrence relative de chaque saison (i.e. le ratio entre le nombre d'événements de la saison i et le nombre d'événements total). Comme pour les poids p^i_j, les poids p^i ne sont pas ajustés mais calculés à partir de la chronique observée.

1.4.2 La distribution MEWP

Dans la méthode SCHADEX, le modèle défini auparavant est utilisé sous **la forte hypothèse que le paramètre de forme ξ^i_j de chaque distribution marginale soit égal à 0**. En effet, une loi exponentielle simple (cas particulier d'une distribution GP, où le paramètre de forme est égal à 0) est employée comme distribution marginale de chaque type de temps. De ce fait la distribution saisonnière (équation 1.7) prend la forme suivante :

$$F^i(z) = \sum_{j=1}^{nTT} F^i_j(z) \cdot p^i_j = \sum_{j=1}^{nTT} \left(1 - \exp\left(-\frac{z}{\lambda^i_j}\right)\right) \cdot p^i_j \tag{1.8}$$

où le poids p^i_j est le pourcentage d'occurrence relative de chaque type de temps dans une saison i donnée et λ^i_j le paramètre d'échelle. En analogie avec la méthode du GRADEX, le paramètre λ^i_j peut être aussi défini comme le gradex du type de temps j de la saison i.

Cette distribution saisonnière est nommée distribution MEWP [13] (Garavaglia *et al.*, 2010a). Pour avoir une distribution de probabilité définie sur toute la gamme de pluie observable, $[0;+\infty]$, la fonction de répartition de chaque type de temps est étendue au-dessous du seuil à travers une interpolation des quantiles empiriques. Sinon la distribution MEWP ne serait définie qu'au-dessous du plus grand seuil parmi tous les types de temps.

En pratique le choix du seuil u^i_j est assez difficile (Leonard *et al.*, 2008). Afin d'éviter de compromettre le caractère asymptotique des valeurs observées (un seuil trop bas) et d'éviter d'avoir une variance des estimateurs trop élevée (un seuil trop haut), le seuil u^i_j est généralement choisi égal au quantile empirique 70% de l'échantillon POT de chaque type de temps. Ce choix de seuil a été vérifié sur une base de donnée d'environ 500 postes (voir paragraphe 2.4) en utilisant le Mean Residual Life plot (MRL plot, voir paragraphe 1.4.5) comme outil de contrôle.

La distribution globale annuelle (équation 1.7) n'est pas directement utilisée dans la méthode SCHADEX car la génération stochastique d'épisodes pluvieux est toujours réalisée de

12. Par conséquent ce type d'identification n'engendre que des incertitudes négligeables.

13. Multi-Exponential Weather Pattern distribution, c'est-à-dire distribution multi-exponentielle par types de temps.

façon conditionnelle à la saison. Nous renvoyons le lecteur au paragraphe 3.5, à la page 104, pour des explications plus précises.

1.4.3 Estimation des paramètres et intervalles de confiance

Concernant l'estimation des paramètres des modèles probabilistes, plusieurs techniques sont employées dans la littérature, par exemple : méthode de moments ordinaires, méthode généralisée des moments (Hansen, 1982), méthode L-moments ou moments pondérés (Hosking et Wallis, 1997), la méthode du maximum de vraisemblance (Aldrich, 1997), etc.

Nous avons choisi d'utiliser la méthode du maximum de vraisemblance. Soit alors $z_1, ..., z_n$ une séquence de variables ré-échantillonnées par l'approche POT, en partant d'une séquence de variables $i.i.d.$, la fonction de vraisemblance assume la forme suivante :

$$L(\alpha, ..., \omega | z_{i=1,...,n}) = \prod_{i=1}^{n} f(z_i | \alpha, ..., \omega) \tag{1.9}$$

où $\alpha, ..., \omega$ sont les paramètres du modèle et f sa densité de probabilité.

Pour l'estimation des paramètres, nous avons maximisé L, ou plus précisément pour des raisons de convergence numérique nous avons minimisé $-log(L)$. De plus, dans notre cas (loi exponentielle), les méthodes de maximum de vraisemblance, des moments ordinaires et des L-moments sont équivalents.

Concernant le calcul des intervalles de confiance, nous avons choisi de les calculer par simulation. Deux méthodes ont été testées :

Méthode « Bootstrap » . Le Bootstrap (Efron, 1979) est une méthode non paramétrique, qui consiste à tirer aléatoirement avec remise des valeurs de l'échantillon de départ, pour produire de nouveaux échantillons (échantillon bootstrap) de la même taille que l'échantillon de départ (Muller, 2006). Pour chacun des B échantillons Bootstrap ainsi créés, on détermine les quantiles q_f, d'une fréquence donnée f, à travers le modèle probabiliste considéré. Si $q_{B,\alpha/2}, q_{B,1-\alpha/2}$ sont les quantiles empiriques de fréquence $\alpha/2$ et $1-\alpha/2$ de la distribution empirique de q_f, l'intervalle de confiance de niveau $1-\alpha$ est égal à $\left[q_{B,\alpha/2}, q_{B,1-\alpha/2}\right]$ autour du quantile.

Méthode « Monte Carlo » . Cette méthode, à différence de la précédente, est une méthode paramétrique. Elle permet d'estimer des intervalles de confiance en s'appuyant sur la méthodologie de simulation Monte Carlo (Metropolis et Ulam, 1949 ; Metropolis, 1987). Soit Z l'échantillon de valeurs sur lequel on ajuste le modèle probabiliste. On tire aléatoirement, dans une loi uniforme $U[0,1]$, MC échantillons de probabilités de la même taille que l'échantillon de départ Z. À partir des MC échantillons de probabilité, on calcule MC ré-échantillonnages de Z, par inversion du modèle probabiliste. De façon analogue à la méthode « Bootstrap », pour chacun des MC échantillons ainsi créés on détermine les quantiles d'une fréquence donnée grâce au modèle probabiliste considéré. Par conséquent l'intervalle de confiance de niveau $1-\alpha$ est égal à $\left[q_{MC,\alpha/2}, q_{MC,1-\alpha/2}\right]$ autour du

quantile.

Les deux méthodes testées donnent des résultats très proches. Pour des raisons de rapidité de calcul et pour l'absence d'hypothèse sur la loi suivie, la méthode « Bootstrap » a été retenue. Pour prendre en compte la variabilité de l'occurrence de chaque type de temps dans le calcul des intervalles de confiance, nous avons choisi de modéliser cette occurrence avec une loi de Poisson. Par conséquent pour chaque simulation bootstrap, nous tirons aléatoirement selon une loi de Poisson l'occurrence des types de temps.

1.4.4 Cas d'application

Nous allons maintenant illustrer, à l'aide de la série pluviométrique de Saint-Étienne-en-Dévoluy (Fig. 1.7, période 1953-2005), les différents ajustements : lois exponentielles pour chaque type de temps, lois composites saisonnières (distribution MEWP) et distribution globale. Comme déjà analysé auparavant, nous pouvons découper la série considérée en deux saisons : saison 1 (de Décembre à Aout) et saison 2 (de Septembre à Novembre). Ce découpage est conforme à la distribution des gradex pluviométriques mensuels (Fig. 1.5).

TABLE 1.5: *Paramètre d'échelle, λ_j^i, seuil u_j^i, poids p_j^i de chaque type de temps et poids p^i des deux saisons considérées. Pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005.*

	Saison 1 (Déc-Aout)			Saison 2 (Sep-Nov)		
	λ_j^i (mm/24h)	u_j^i (mm)	p_j^i	λ_j^i (mm/24h)	u_j^i (mm)	p_j^i
TT1	10.8	13.9	17%	16.1	16	18%
TT2	8.2	12	25%	11.4	13.4	23%
TT3	9.9	13	9%	11.9	18.9	8%
TT4	**16.4**	**19**	**14%**	**37**	**30.7**	**21%**
TT5	6.4	6.9	7 %	7.9	5.8	7%
TT6	11.4	14.8	11%	9.9	19.9	7%
TT7	15.6	12.2	8 %	26.7	44.9	12%
TT8	8.5	8.6	9 %	4.8	4.8	4%
p^i	75%			25%		

Le tableau 1.5 illustre, pour les deux saisons considérées, le paramètre d'échelle, le seuil (qui correspond au quantile empirique 70% de valeur sup-seuil) et le poids de chaque type de temps des ajustements calés sur les observations. La dernière ligne du tableau reporte les poids de chaque saison utilisés pour le calcul de la distribution globale à partir des distributions saisonnières.

À titre d'exemple nous avons utilisé, à la place de la classification EDF 2006, une classification aléatoire (ALEA) avec les mêmes effectifs pour chaque classe, pour ajuster les pluies de la série pluviométrique de Saint-Étienne-en-Dévoluy. Le tableau 1.6 montre, pour les deux

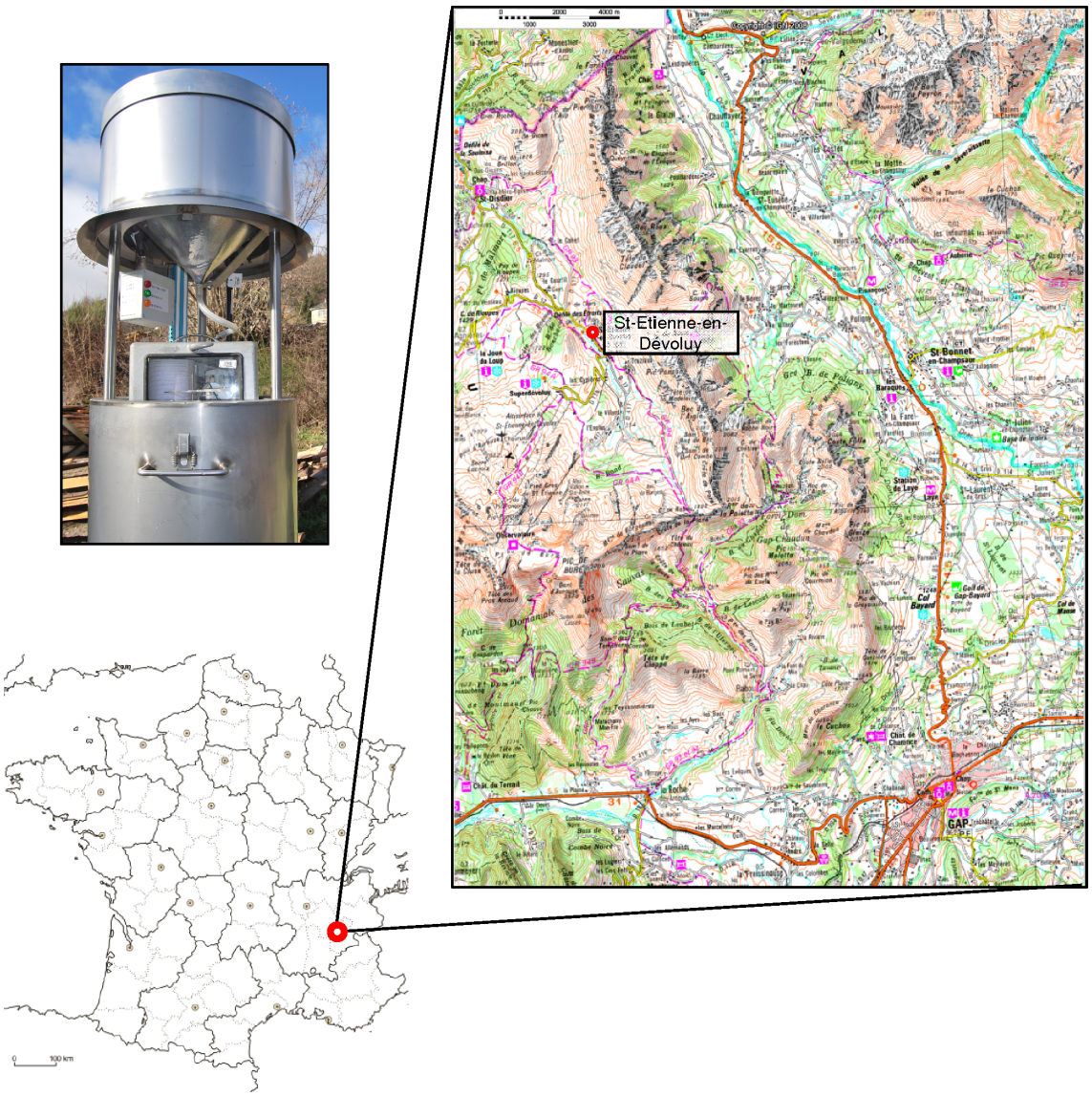


FIGURE 1.7: *Emplacement du pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy*

saisons considérées, la comparaison entre les paramètres d'échelle λ_j^i des huit types de temps obtenues en utilisant les classification EDF 2006 et ALEA. Il est important ici de noter que lorsqu'une classification aléatoire est employée la variation du paramètre d'échelle en relation au type de temps diminuée. En particulier l'écart-type des paramètres d'échelle passe de 3.5 à 1.5 pour la saison 1 et de 10.8 à 6.8 pour la saison 2, mais surtout le maximum passe de 16.4 $mm/24h$ à 13.6 $mm/24h$ (saison 1) et de 37 $mm/24h$ à 29.6 $mm/24h$ (saison 2).

Ces résultats révèlent une grande variabilité du paramètre d'échelle en relation au type de temps et à la saison. Nous considérons cette variabilité comme une indication de la pertinence du découpage par types de temps et par saisons. Un découpage inapproprié aurait produit des sous-échantillons peu diversifiés, qui auraient fourni des paramètres d'échelle similaires pour chaque type de temps et pour chaque saison. Les figures 1.8 et 1.9 montrent les huit distributions exponentielles simples ajustées sur les sous-échantillons par type de temps de la saison 1 (Déc-Août, Fig.1.8) et de la saison 2 (Sep-Nov, Fig.1.9).

En ce qui concerne la saison 1, le « type de temps à risque » est le type de temps 4 (Flux de

TABLE 1.6: *Paramètre d'échelle, λ_j^i, de chaque type de temps des deux saisons considérées calculé en utilisant la classification EDF 2006 et une classification aléatoire (ALEA). Pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005.*

	Saison 1 (Déc-Aout)		Saison 2 (Sep-Nov)	
	EDF 2006	ALEA	EDF 2006	ALEA
	λ_j^i	λ_j^i	λ_j^i	λ_j^i
	(mm/24h)	(mm/24h)	(mm/24h)	(mm/24h)
TT1	10.8	13.6	16.1	29.6
TT2	8.2	10.9	11.4	25.6
TT3	9.9	13.3	11.9	17.5
TT4	16.4	11.1	37.0	22.5
TT5	6.4	13.1	7.9	18.2
TT6	11.4	10.6	9.9	28.7
TT7	15.6	9.6	26.7	10.2
TT8	8.5	12.8	4.8	28.0
Ècart-Type	3.5	1.5	10.8	6.8

sud) avec un gradex pluviométrique de 16.4 $mm/24h$. Le type de temps 7 (Dépression centrale), avec un gradex égal à 15.6 $mm/24h$ produit aussi des phénomènes intenses. De façon analogue, pour la saison 2, les types de temps avec les plus forts risques sont le type de temps 4 (gradex égal à 37 $mm/24h$, donc le « type de temps à risque ») et le type de temps 7 (gradex égal à 26.7 $mm/24h$). Si toutefois les deux saisons ont le même « type de temps à risque », leur aléa pluviométrique reste très différent. En fait le plus fort gradex vaut 16.4 $mm/24h$ pour la saison 1 et 37 $mm/24h$ pour la saison 2. Ce résultat justifie clairement le découpage saisonnier.

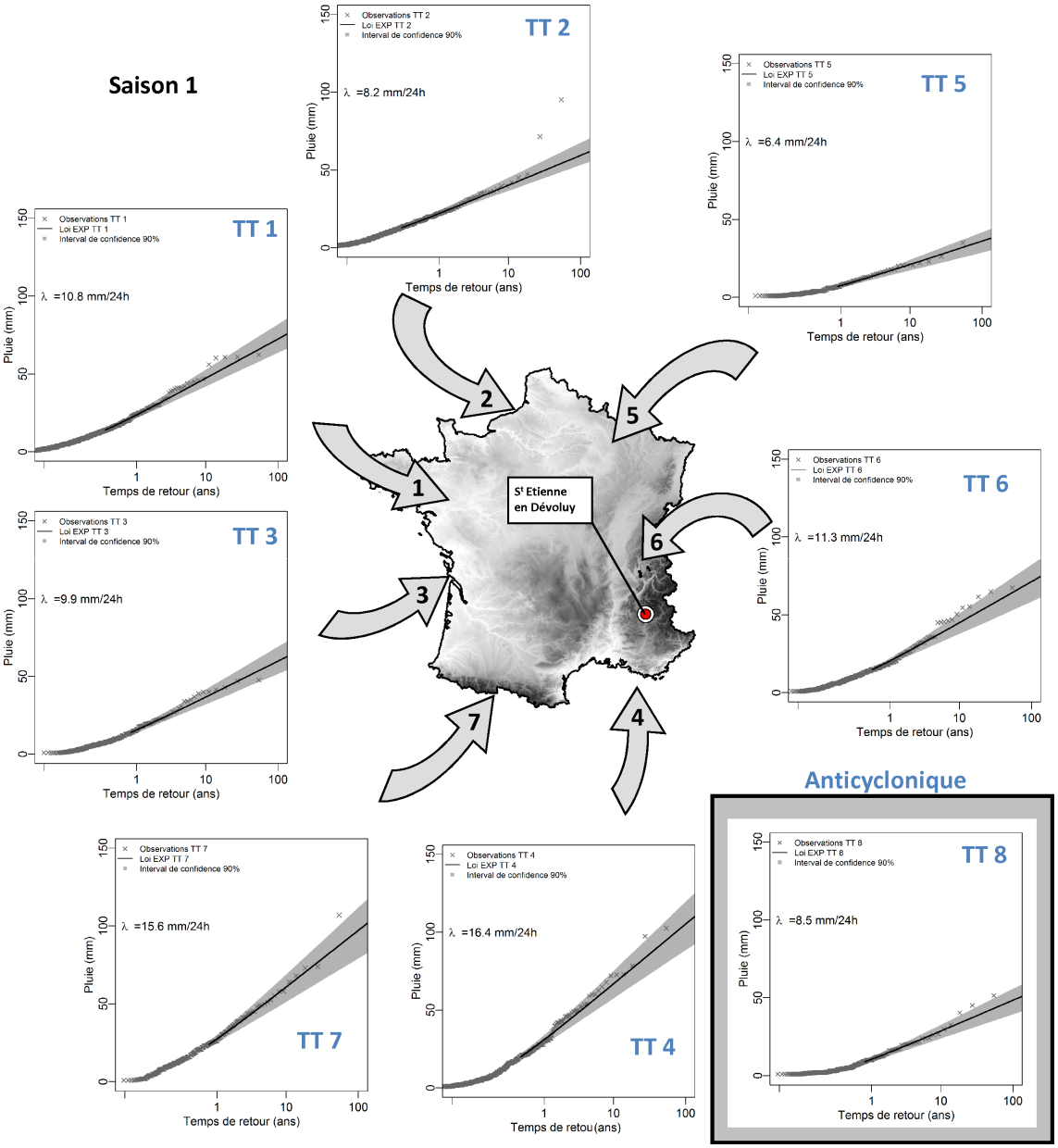


FIGURE 1.8: *Huit lois exponentielles simples calées sur les huit sous-échantillons par types de temps de la saison 1 (Déc- Août). Pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005. L'aire grisée représente l'intervalle de confiance bootstrap à 90%, calculé à l'aide de la méthode Bootstrap. Les flèches schématisent la direction du flux atmosphérique de basse couche de chaque type de temps.*

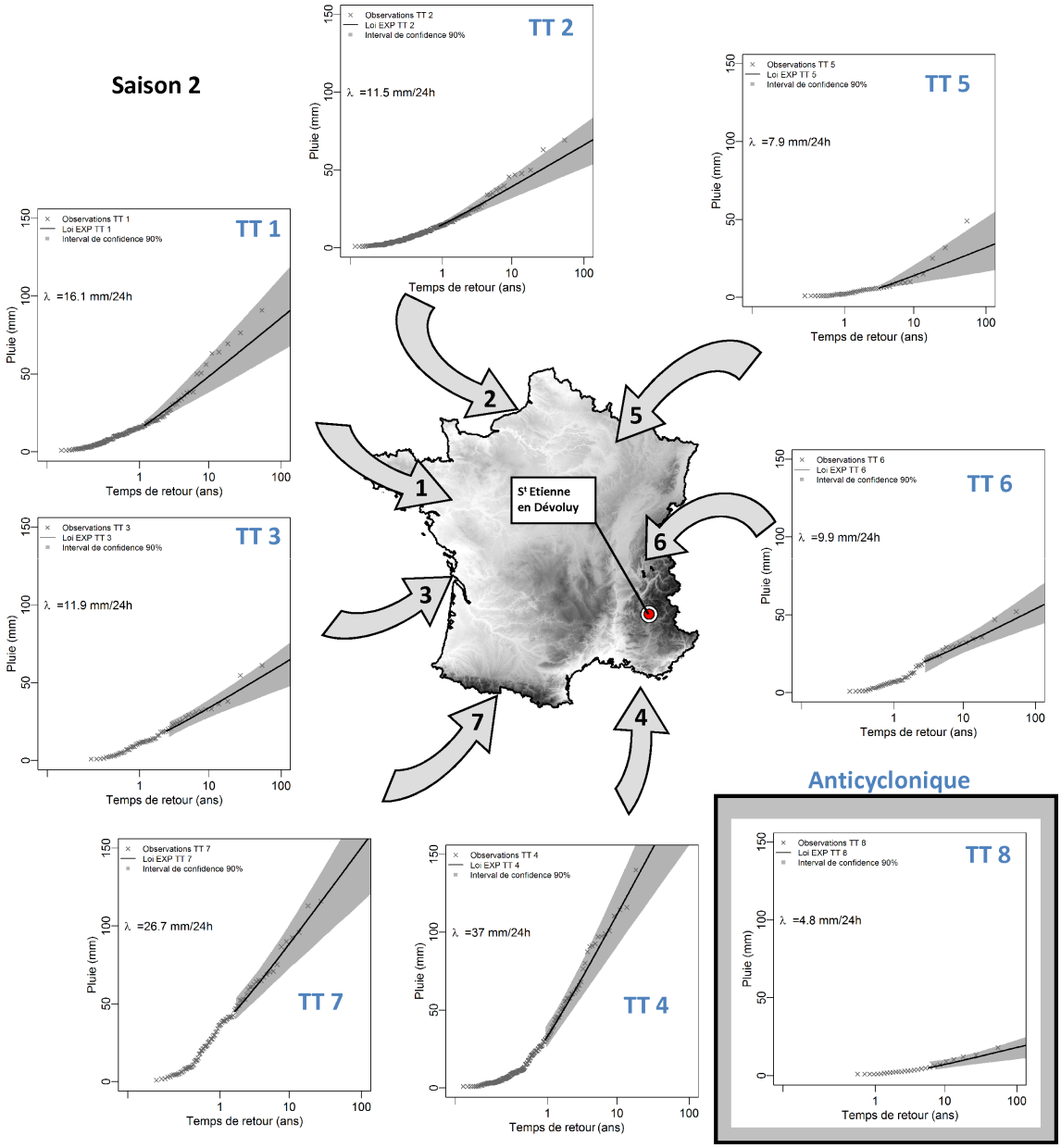


FIGURE 1.9: *Huit lois exponentielles simples calées sur les huit sous-échantillons par types de temps de la saison 2 (Sep- Nov). Pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005. L'aire grisée représente l'intervalle de confiance bootstrap à 90%, calculé à l'aide de la méthode Bootstrap. Les flèches schématisent la direction du flux atmosphérique de basse couche de chaque type de temps.*

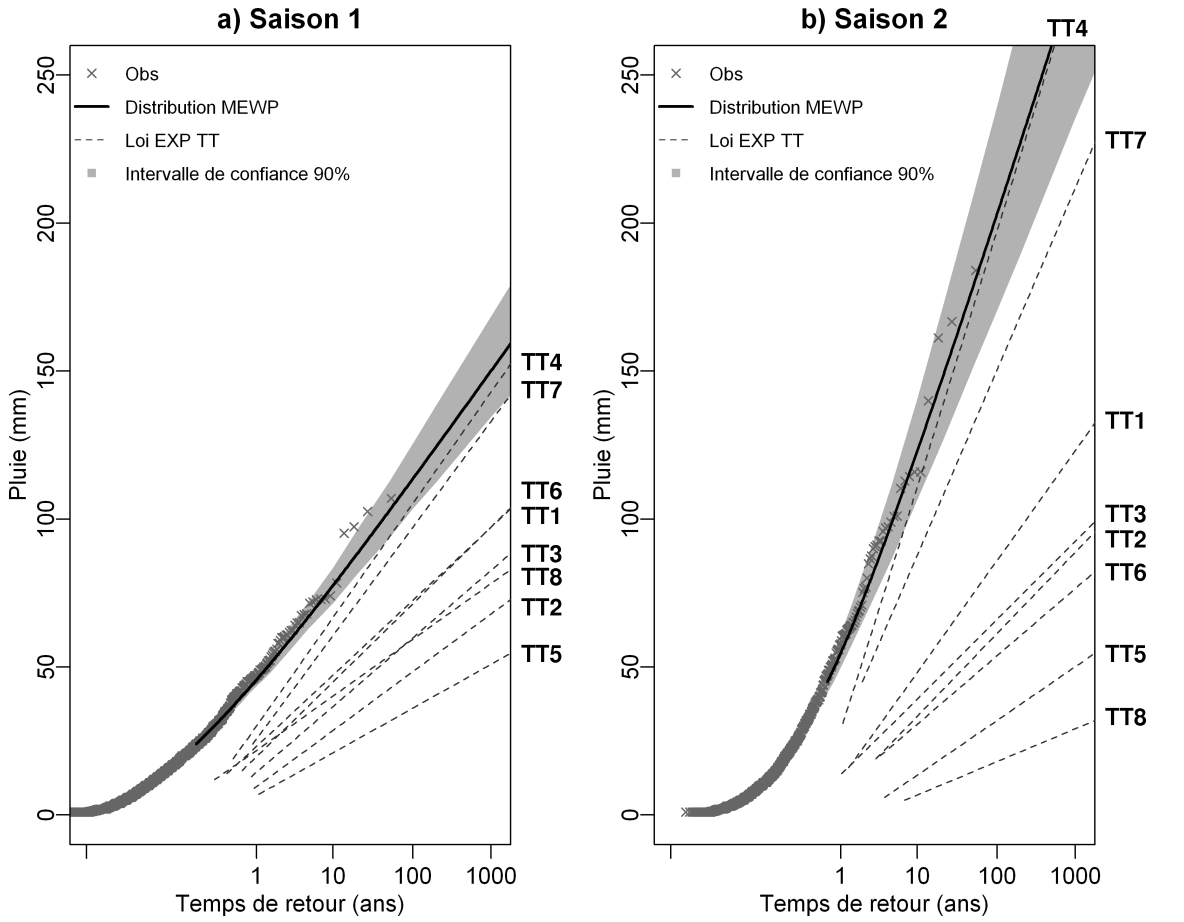


FIGURE 1.10: ***a)*** *Distribution MEWP de la saison 1 (Déc-Août)* ***b)*** *Distribution MEWP de la saison 2 (Déc-Août). Pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005. L'aire grisée représente l'intervalle de confiance à 90%.*

Les huit distributions exponentielles simples de la saison 1 (respectivement de la saison 2) sont composées, en utilisant les poids p_j^i reportés dans le tableau 1.5, pour générer la distribution composite MEWP de la saison 1 (Fig. 1.10a) (respectivement de la saison 2, Fig. 1.10b).

De façon analogue les deux distributions saisonnières (Fig.1.10) sont composées, en utilisant les poids p^i reportés dans le tableau 1.5, pour calculer la distribution composite globale (Fig.1.11).

En analysant les graphiques des ajustements, nous pouvons relever une bonne cohérence entre les observations et les modèles.

Concernant le modèle probabiliste introduit, deux caractéristiques peuvent être soulignées, en conclusion :

– La présence d'une courbure significative de la fonction de répartition du modèle saisonnier (1.10) et du modèle global (1.11) à partir de temps de retour faibles à modérés (50 ans). En d'autres termes, à ces fréquences, un comportement non exponentiel est observable. Cette courbure est induite intrinsèquement par la composition pondérée de plusieurs distributions.
– En ce qui concerne les temps de retour supérieurs à 50 ans, le comportement asymptotique des lois saisonnières est totalement porté par le « type de temps à risque ». De façon

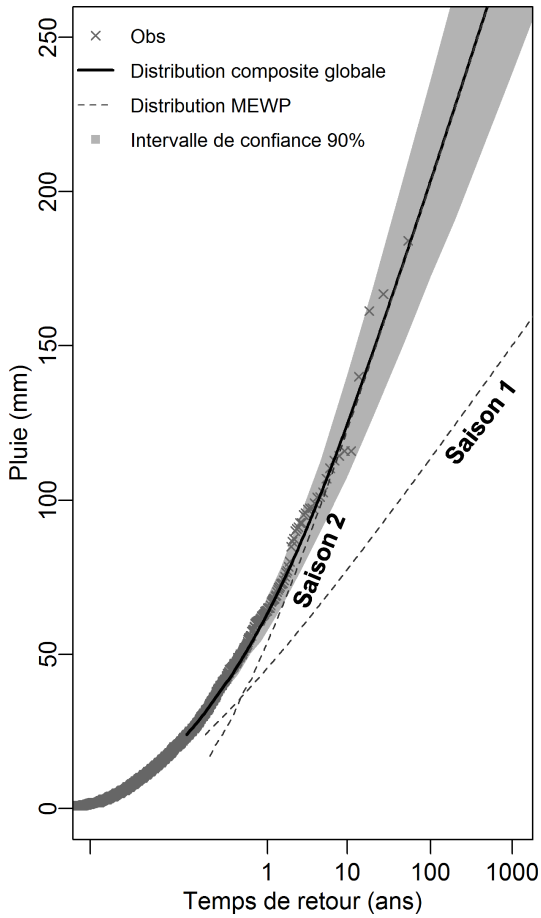


FIGURE 1.11: *Distribution composite globale. Pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy, période 1953-2005. L'aire grisée représente l'intervalle de confiance 90%.*

analogue le comportement asymptotique de la loi globale, à partir d'un certain temps de retour, converge vers celui de la loi composite de la « saison à risque ».

1.4.5 L'hypothèse exponentielle

Dans le paragraphe précédent nous avons introduit, à l'aide d'un exemple, le modèle probabiliste des pluies centrales. Nous avons énoncé, sans trop rentrer dans les détails, l'hypothèse de décroissance exponentielle simple de la fonction de répartition des pluies de chaque type de temps.

Au début de cette thèse, nous nous sommes intéressés à qualifier cette hypothèse. Dans un premier temps nous avons analysé plusieurs cas singulièrement. Nous avons étudié les ajustements et nous avons vérifié la cohérence de l'hypothèse de décroissance exponentielle à l'aide d'outils statistiques spécifiques (e.g. le MRL plot). Dans ce paragraphe, en nous appuyant sur l'exemple de la série pluviométrique de Saint-Étienne-en-Dévoluy, nous allons donc analyser le comportement asymptotique du modèle probabiliste proposé.

Pour étudier le comportement asymptotique de notre modèle nous avons donc utilisé le Mean Residual Life (MRL) Plot. Il s'agit d'un outil statistique principalement utilisé pour vérifier le choix du seuil dans un échantillonnage POT. Sa formulation mathématique est la suivante :

$$\left[\left(u, \frac{1}{n_u}\sum_{i=1}^{n_u}(x_i - u)\right) : u < x_{max}\right] \tag{1.10}$$

où $x_1, ..., x_{n_u}$ sont les n_u observations qui dépassent le seuil u et x_{max} la valeur maximale de x_i. En d'autres termes, pour élaborer ce graphe, il suffit de déterminer la moyenne des valeurs au-dessus d'un seuil donné et de faire varier le seuil.

Selon Coles (2001), au-dessus d'un seuil u_0, pour lequel une distribution GP fournit une approximation valable, le MRL plot devrait être approximativement linéaire par rapport à u. Plus précisément, la moyenne des excès au-dessus d'un seuil u_0 doit être constante et égale au paramètre d'échelle, λ, dans le cas d'une distribution exponentielle (paramètre de forme ξ égal à 0) et doit augmenter linéairement dans le cas d'une distribution GP (ξ supérieur à 0) (Shanbhag, 1970).

L'interprétation graphique du MRL plot peut apparaître subjective. Toutefois, dans notre approche, nous avons utilisé le MRL plot pour illustrer la manière dont la vision du comportement asymptotique d'une population peut changer radicalement en fonction de la technique d'échantillonnage utilisée (POT sur la population globale, saisonnière ou saisonnière et en types de temps).

La figure 1.12a montre l'ajustement d'une distribution GP et d'une loi exponentielle sur la pluie observée sans réaliser un échantillonnage en saison et en type de temps. La figure 1.12b illustre le MRL associé à cet ajustement. Par rapport au MRL, nous pouvons observer une tendance linéaire croissante, facteur qui suggère un comportement asymptotique de type GP, avec un coefficient de forme positif (Fig.1.12).

Considérons maintenant la figure 1.13. Cette figure montre un ajustement GP et un ajustement EXP, avec MRL plot associé, calés sur la population de pluie de la « saison à risque » (Saison 2, Sep-Nov). Dans ce cas, nous pouvons remarquer que la tendance linéaire croissante du MRL est moins marquée. Un palier horizontal (au niveau de 22.6 mm/24h) est calculé avec un seuil égal au quantile empirique 70%. De cette illustration, nous pouvons déduire qu'à la fois un comportement asymptotique de type GP (avec coefficient de forme positif) et un de type exponentiel, sont envisageables.

Arrivons enfin à la figure 1.14. Dans ce cas, nous avons considéré la population des pluies de la « saison à risque » (Saison 2, Sep-Nov) et du « type de temps à risque » (TT 4). Par rapport au MRL plot (Fig.1.14b) nous pouvons observer que le MRL est quasiment constant à partir d'un seuil d'environ 10 mm. Dans ces conditions, le choix d'utiliser un modèle exponentiel apparaît plus naturel (Fig.1.14b).

La figure 1.15 montre à titre d'exemple le MRL plot des pluies des types de temps 4 et 7 pour la saison 1 et 2. Ces graphes confirment un comportement asymptotique exponentiel des

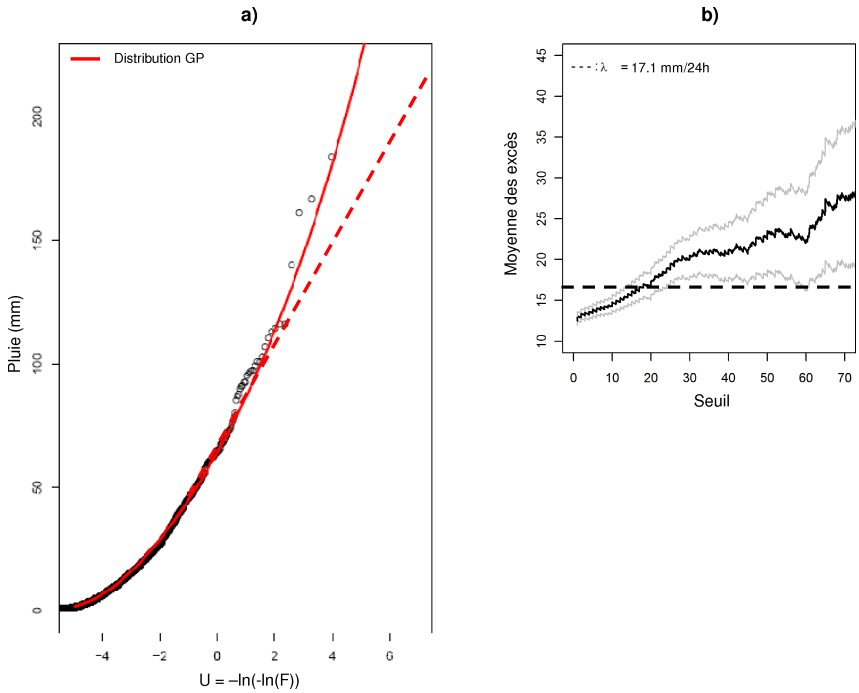


FIGURE 1.12: ***a)*** *Ajustement par une distribution GP et une loi exponentielle des pluies observées au pluviomètre de Saint-Etienne-en-Dévoluy (Période 1953-2005, sans découpage saisonnier et par types de temps).* ***b)*** *MRL plot associé. Les lignes grises représentent les intervalles de confiance au niveau 90%. La ligne pointillée montre la valeur du paramètre d'échelle calibré selon un modèle exponentiel (seuil égal au quantile empirique 70%)*

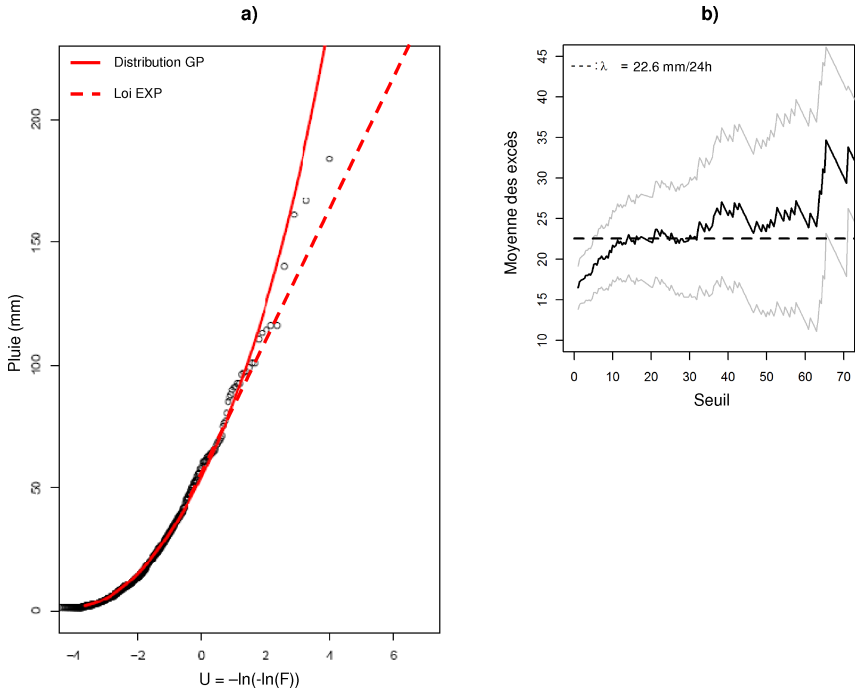


FIGURE 1.13: ***a)*** *Ajustement par une distribution GP et une loi exponentielle des pluies de la saison 2 (Sep-Nov, « Saison à risque ») observées au pluviomètre de Saint-Etienne-en-Dévoluy (Période 1953-2005).* ***b)*** *MRL plot associé. Les lignes grises représentent les intervalles de confiance au niveau 90%. La ligne pointillée montre la valeur du paramètre d'échelle calibré selon un modèle exponentiel (seuil égal au quantile empirique 70%).*

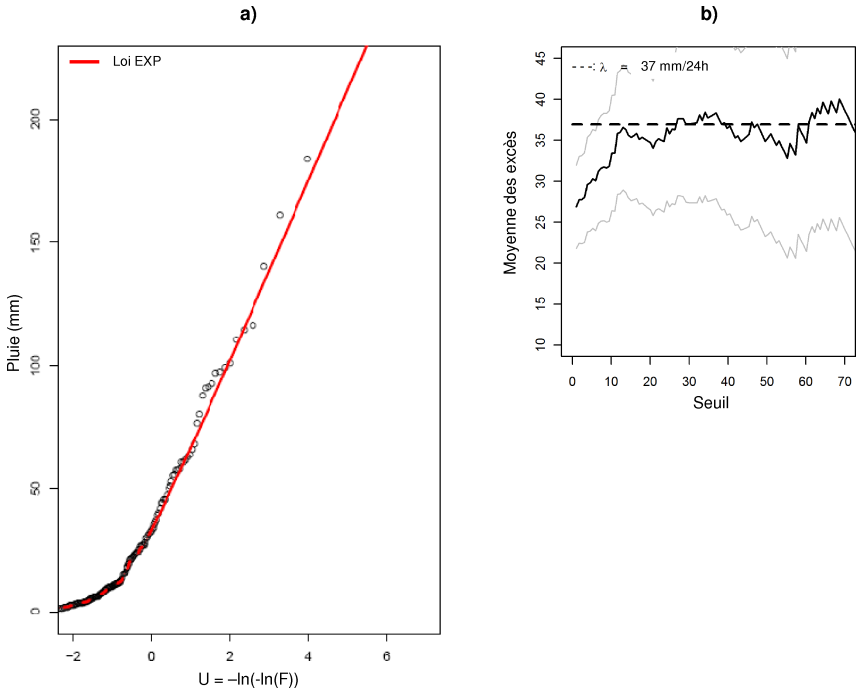


FIGURE 1.14: ***a)*** *Ajustement par une loi exponentielle des pluies de la saison 2 (Sep-Nov, « Saison à risque ») et du type de temps 4 (« Type de temps à risque ») observées au pluviomètre de Saint-Etienne-en-Dévoluy (Période 1953-2005).* ***b)*** *MRL plot associé. Les lignes grises représentent les intervalles de confiance au niveau 90%. La ligne pointillée montre la valeur du paramètre d'échelle calibré selon un modèle exponentiel (seuil égal au quantile empirique 70%).*

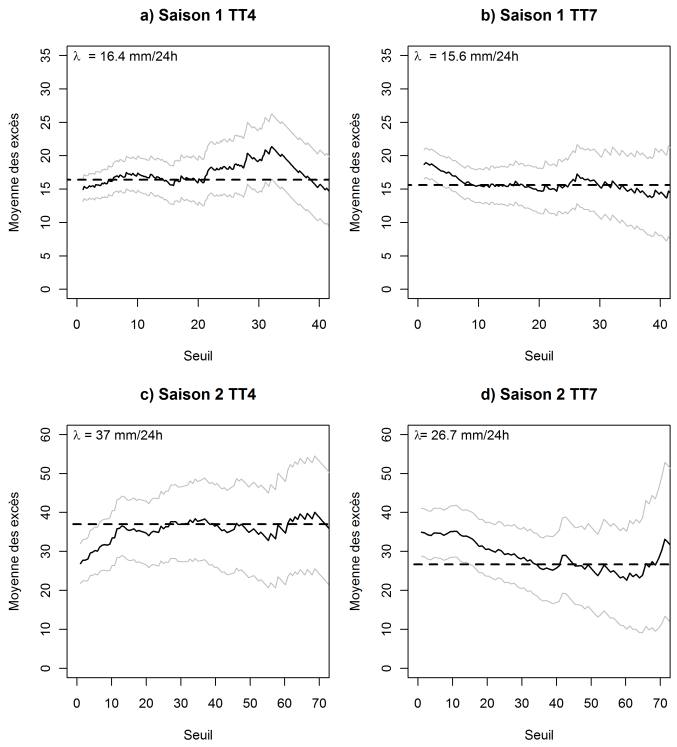


FIGURE 1.15: *MRL plot des pluies des types de temps 4 et 7 de la saison 1 (**a** et **b**) et de la saison 2 (**c** et **d**). Les lignes grises représentent les intervalles de confiance au niveau 95%. La ligne pointillée montre la valeur du paramètre d'échelle calibré selon un modèle exponentiel (seuil égal au quantile empirique 70%). Pluviomètre de Saint-Etienne-en-Dévoluy (Période 1953-2005).*

populations examinées.

À partir de cet exemple nous pouvons déduire deux conclusions importantes :

– **Sous l'hypothèse exponentielle, ne pas considérer un découpage en types de temps conduit à sous-estimer le risque pluviométrique**. Pour notre exemple, une loi exponentielle calée sur la population globale a un gradex de 17.1 $mm/24h$, calée sur la « saison à risque » a un gradex de 22.6 $mm/24h$ et, calée sur le « type de temps à risque » de la « saison à risque », a un gradex de 37 mm/24h.
– **Le comportement asymptotique dépend du niveau d'échantillonnage utilisé**. En d'autres termes le comportement asymptotique pourrait être exponentiel, mais, dans ce cas, des échantillonnages classiques (POT sur toute l'année ou sur une saison donnée) pourraient complètement le cacher.

1.5 Synthèse du premier chapitre

Dans ce chapitre nous avons introduit le modèle probabiliste de pluie centrale à l'aide de son application à la série pluviométrique de Saint-Étienne-en-Dévoluy.

La classification en types de temps EDF 2006, sur laquelle le modèle probabiliste de pluie est fondé, a été brièvement décrite. Son pouvoir discriminant et sa pertinence ont été démontrés en la comparant avec d'autres classifications.

L'exemple du pluviomètre de Saint-Étienne-en-Dévoluy nous a permis d'illustrer l'importance du découpage saisonnier et par types de temps. L'hypothèse de décroissance exponentielle simple de la fonction de répartition des pluies de chaque type de temps a été analysée et qualifiée.

Concernant cette thématique des tests complémentaires ont été réalisés. Les points présentés dans ce chapitre, enrichis par une première évaluation du modèle MEWP en termes de *justesse* et *robustesse* (voir chapitre 2 pour une explication plus détaillée) ont été publiés dans la revue Hydrology and Earth System Sciences (2010), sous l'intitulé suivant : « Introducing a rainfall compound distribution model based on weather sub-sampling fg. Cet article est reporté dans son intégralité en annexe A.

Une comparaison plus approfondie entre le modèle probabiliste MEWP et les modèles classiques de la théorie des extrêmes sera traitée dans le chapitre suivant.

Chapitre 2

Validation du modèle probabiliste des pluies centrales

Ce chapitre a pour objectif de « valider » le modèle probabiliste de pluie centrale, déjà introduit dans le chapitre 1. À cet effet, la distribution MEWP a été comparée aux modèles probabilistes standard issus de la théorie des valeurs extrêmes. Un cadre méthodologique de comparaison y est d'abord défini. Des critères numériques aptes à la quantification de la performance des modèles en termes de *justesse* et *robustesse* sont proposés. Les modèles et la base de données considérés sont ensuite introduits. Le chapitre se termine par l'analyse des résultats de la comparaison.

Sommaire

2.1 Valider, comparer... c'est-à-dire ? 47
2.2 Méthodologie de comparaison 47
2.2.1 La *justesse* d'un modèle probabiliste 49
2.2.2 La *robustesse* d'un modèle probabiliste 52
2.3 Les modèles probabilistes considérés 55
2.4 La base de données 58
2.4.1 Critique de la base de données 58
2.4.2 Caractéristiques de la base de données 60
2.5 Structure de la comparaison 62
2.6 Résultats de la comparaison 63
2.6.1 *Justesse* 63
2.6.2 *Robustesse* 67
2.6.3 Synthèse de la comparaison 70
2.7 Une comparaison quantitative 72
2.8 Synthèse du deuxième chapitre 76

2.1 Valider, comparer... c'est-à-dire ?

« Valider » un modèle probabiliste des valeurs extrêmes est tout sauf facile. On pourrait penser que nous cherchons à « valider » un modèle probabiliste des pluies « extrêmes » mais les pluies « extrêmes » ne sont presque jamais observées.

Tout d'abord le mot « valider » peut être mal interprété (Popper, 1978; Wallis, 2008). Nous avons déclaré que l'objectif de ce chapitre est la « validation » du modèle introduit dans le chapitre précédent. Pour être clair, nous ne cherchons pas à « valider de manière absolue » l'approche par types de temps, mais à vérifier empiriquement ses performances en les comparant, sous des échantillons nécessairement limités [1], avec celles des modèles probabilistes classiquement utilisés. En conséquence l'expression « valider » doit être plutôt interprétée comme synonyme d'« évaluer ».

Pour cela, une comparaison de différents modèles a été réalisée. Nous pensons que la comparaison entre les performances du modèle MEWP et d'autres est une bonne stratégie pour le qualifier et le tester.

2.2 Méthodologie de comparaison

Tout d'abord nous avons essayé de répondre à la question suivante : **Comment pouvons-nous juger de la qualité d'un ajustement des valeurs extrêmes ?**

Une première réponse peut être de réaliser une vérification graphique. Il s'agit simplement de comparer graphiquement les observations au modèle dans un graphique de probabilité. Cette approche présente deux inconvénients : elle est longue et subjective. De plus la distribution empirique reste difficile à interpréter à la fois parce que les plusieurs formules existantes divergent pour les valeurs « extrêmes » et parce que dans l'absolue, sa formulation reste inconnue.

Une alternative à la vérification graphique est fournie par les tests statistiques. Dans la littérature, plusieurs tests statistiques sont proposés pour mesurer la qualité d'un ajustement vis-à-vis des observations. Ces tests constituent ce qu'il est internationalement convenu de nommer le *goodness-of-fit tests*. Ici nous ne reportons que la liste des tests les plus utilisés :

- Test du χ^2 de Pearson (Plackett, 1983) ;
- Test de Kolgomorov-Smirnov (Kolmogorov, 1941 ; Smirnov, 1944) ;
- Test de Anderson-Darling (Anderson et Darling, 1952) ;
- Test de Cramer-von-Mises (Cramer, 1928 ; Darling, 1957) ;
- Test de Shapiro-Wilk (Shapiro et Wilk, 1965) ;
- Test de Lilliefors (Lilliefors, 1967).

Il est important de faire remarquer que ces tests ne sont pas adaptés aux distributions des valeurs extrêmes puisqu'ils ne sont pas assez sensibles à la variation des queues de distribution. Pour prendre en compte cette limite importante, certains auteurs ont proposé des modifications des tests standard. On trouve par exemple la modification du test de Kolgomorov-Smirnov

1. Notamment limités en nombre de valeurs « extrêmes ».

proposé par Khamis (1997) ou par Liao et Shimokawa (1999). Laio (2004) introduit une modification des tests de Cramer-von-Mises et Anderson-Darling pour mieux évaluer la qualité d'un ajustement d'une distribution des valeurs extrêmes lorsque les paramètres sont inconnus.

Des applications des critères AIC [2] (Akaike, 1974) et BIC [3] (Schwarz, 1978) sont aussi courants en hydrologie. Nous faisons référence, par exemple, aux travaux de Nachàzel (1993), Di Baldassarre *et al.* (2009) et Laio *et al.* (2009). Ces deux critères, à la différence de ceux que nous avons énumérés auparavant, rajoutent un coefficient de « pénalité » au nombre proportionnel de paramètres. Laio *et al.* (2009) ont évalué leurs performances à travers un test d'adéquation d'un échantillon synthétique (généré à partir d'une loi connue) à sa loi théorique d'appartenance. Ils montrent que, si la distribution théorique est une loi à deux paramètres, les critères AIC et BIC donnent de bons résultats. Ils soulignent, au contraire, une perte de performance dans le cas des distributions à trois paramètres.

Dans notre démarche, nous avons cherché à « pousser » la comparaison un peu plus loin. Nous ne nous sommes pas arrêtés au jugement de la qualité d'un ajustement. Nous avons en fait essayé d'évaluer la capacité « predictive » d'un modèle par rapport à des données indépendantes de la période de calage (i.e. donnée de validation), avec un regard spécifique sur la queue de distribution (i.e. performance du modèle sur l'estimation de la probabilité de dépassement des valeurs élevées). Une simple évaluation du *goodness-of-fit* n'est pas suffisante pour apprécier la capacité d'un modèle probabiliste à prédire la probabilité de dépassement de valeurs pas encore observées. Par conséquent, nous proposons une approche alternative fondée sur des critères spécifiques.

Nous sommes partis du principe qu'un modèle probabiliste de pluie extrême doit être à la fois ***juste*** et ***robuste***.

Un **modèle *juste*** est un modèle qui estime la « bonne » probabilité de dépassement des valeurs élevées. Concrètement, cette qualité ne peut être évaluée que par rapport aux observations. En conséquence, il est nécessaire de considérer à la fois de longues séries et une base de données dense pour augmenter la population des valeurs « extrêmes » observées.

Un **modèle *robuste*** est un modèle qui fournit des estimations similaires lorsqu'une faible perturbation est introduite dans les données. Cette propriété est très importante, en particulier pour l'extrapolation des quantiles élevés, afin d'éviter une estimation trop sensible à l'effet d'échantillonnage.

Mesurer la *robustesse* d'un modèle probabiliste est plus simple que quantifier sa *justesse*. Par contre une analyse fondée seulement sur la *robustesse* n'est pas exhaustive, car elle n'informe pas sur la capacité d'un modèle à décrire ou prédire les valeurs élevées. En l'absence d'une analyse sur la *justesse*, un modèle plus robuste n'est pas forcément préférable à un modèle qui l'est moins : un modèle peut être robuste mais totalement faux !

En conclusion, la *justesse* et la *robustesse* sont deux propriétés complémentaires. Tout d'abord, nous allons nous concentrer sur la *justesse* et, ensuite, sur la *robustesse*.

2. Akaike Information Criterion.
3. Bayesian Information Criterion.

Dans les paragraphes suivants des critères spécifiques sont proposés afin de quantifier la *justesse* et la *robustesse* d'une modèle probabiliste.

2.2.1 La *justesse* d'un modèle probabiliste

Comme mentionné auparavant, quantifier la *justesse* d'un modèle, par rapport à son estimation des quantiles extrêmes, n'est pas une tâche facile. Nous nous sommes inspirés des méthodes utilisées pour évaluer les performances des prévisions probabilistes, en particulier du diagramme de *justesse* (en anglais appelé *reliability or attribute diagramme*) (Wilks, 1995). Cet outil est largement utilisé dans le domaine de la prévision probabiliste (voir Bartholmes *et al.*, 2009 pour une application intéressante) pour quantifier la cohérence d'une prévision d'événements binaires. Il s'agit d'un graphique qui met en relation la fréquence des observations (axes des abscisses) avec la probabilité des prévisions (axes des ordonnées).

De la même façon, nous proposons un outil spécifique pour évaluer l'accord entre la probabilité de non-dépassement des quantiles élevés donnée par le modèle probabiliste et leur fréquence empirique d'observation. Cet outil, nommé **critère *FF***[4], est fondé sur une procédure de *split-sample* (Klemes, 1986) et il a été introduit pour la première fois par Garçon (1995).

Critère FF

Soit D une base de données composée de L séries de longueur N, où D^i est la série au site i. Le calcul du critère FF peut être décomposé selon les étapes suivantes :

Étape 1 Chaque série D^i est divisée en deux sous-échantillons de même longueur $N/2$:

$$\left(x_1^i,...,x_{N/2}^i\right) \text{ et } \left(x_{N/2+1}^i,...,x_N^i\right) \tag{2.1}$$

Étape 2 Deux fonctions de répartition $F_1^i(x)$ and $F_2^i(x)$ du même modèle sont ajustées sur chaque sous-échantillon.

Étape 3 Soit $m_1^i = max\left\{x_1^i,...,x_{N/2}^i\right\}$ et $m_2^i = max\left\{x_{N/2+1}^i,...,x_N^i\right\}$. Sous des hypothèses de variables aléatoires i.i.d., la probabilité de non-dépassement de m_1^i (respectivement m_2^i) est calculée avec la fonction de répartition de la seconde partie $F_2^i(x)$ (respectivement de la première partie $F_1^i(x)$)(Fig.2.1) de la façon suivante :

$$FF_1^i = Pr\left(M_i \leq m_1^i\right) = \left[F_2^i\left(m_1^i\right)\right]^{N/2} \tag{2.2a}$$

$$FF_2^i = Pr\left(M_i \leq m_2^i\right) = \left[F_1^i\left(m_2^i\right)\right]^{N/2} \tag{2.2b}$$

4. Acronyme de Fréquence-Fréquence.

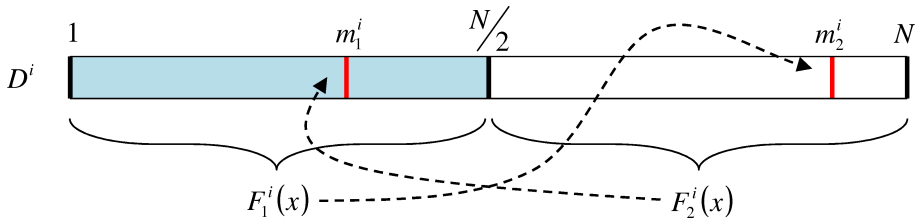


FIGURE 2.1: *Schématisation du calcul du critère FF en validation.*

$2L$ valeurs de probabilité FF sont ainsi calculées. Si le modèle probabiliste utilisé est le modèle parfait, alors la distribution de valeurs de FF doit suivre la distribution doublement bornée de Kumaraswamy, de paramètres N et 1 : i.e. $K[N,1]$.

En effet :

$Pr\left(FF^i \leq t\right) = Pr\left(\hat{F}^i\left(m^i\right) \leq t\right)$. Si $\hat{F}^i = F^i$:

$$\begin{aligned} Pr\left(FF^i \leq t\right) &= Pr\left(m^i \leq \left\{F^i\right\}^{-1}(t)\right) \\ &= Pr\left(D_k^i \leq \left\{F^i\right\}^{-1}(t)\,\forall k = 1,...,N^i\right) \\ &= \left[F\left(\left\{F^i\right\}^{-1}(t)\right)\right]^{N^i} \\ &= t^{N^i} \end{aligned}$$

Un diagramme de probabilité-probabilité (*pp plot*) est utilisé pour vérifier cette propriété : en d'autres termes, plus un modèle produit une trace proche de la bissectrice plus il est *juste*.

En pratique, les distributions théoriques $F_1^i(x)$ et $F_2^i(x)$ sont remplacées par leurs estimations qui sont ajustées sur des sous-échantillons de taille limitée. Par conséquent un écartement de la bissectrice est dû, de façon intrinsèque, à la taille des sous-échantillons considérés. Nous avons essayé de quantifier cet écart à l'aide d'un exemple numérique. Nous avons généré, à partir d'une loi exponentielle simple, trois bases de données synthétiques D : chacune en 1000 échantillons :

D1 Ensemble de 552 séries ($L = 552$) chacune d'une longueur de 50 ans ($N = 50$) [5].

D2 Ensemble de 552 séries ($L = 552$) chacune d'une longueur de 10 ans ($N = 10$).

D3 Ensemble de 552 séries ($L = 552$) chacune d'une longueur de 1000 ans ($N = 1000$).

Pour chaque type de base de données nous avons généré 1000 échantillons et, à partir des ajustements réalisés sur ces échantillons, nous avons calculé le critère FF. La figure 2.2 montre la valeur médiane (des 1000 générations) de la distribution FF simulée sur les trois bases considérées (D1, D2 et D3). Comme on pouvait l'imaginer, la distribution du critère FF se rapproche de la bissectrice (le résultat théorique) lorsque la taille N augmente. Pour $N = 1000$ la distribution simulée et la bissectrice sont presque coïncidentes. Ce biais intrinsèque étant gardé à

5. Ces dimensions sont celles de la base de données réellement considérées dans la comparaison (voir le paragraphe 2.5).

l'esprit, l'analyse du critère de *justesse* devient plus qualitative que quantitative, tout en restant par contre un bon moyen de comparaison de modèles probabilistes.

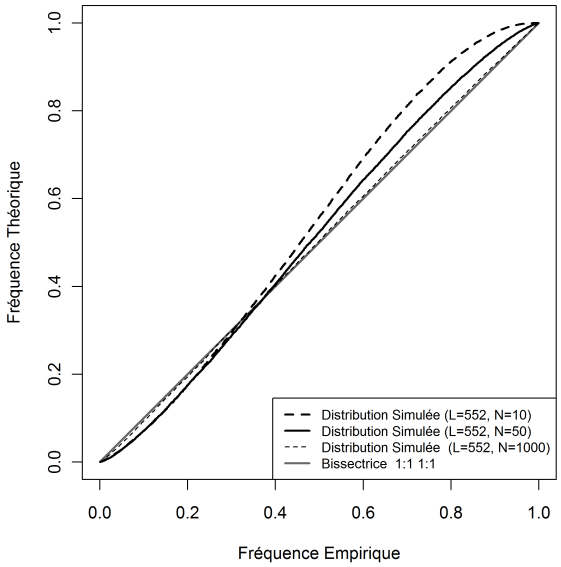


FIGURE 2.2: *Valeur médiane (des 1000 générations) de la distribution FF simulée sur trois bases de données de taille N différente et générées aléatoirement à partir d'un modèle exponentiel simple.*

La procédure FF est utilisée pour évaluer la capacité d'un modèle à assigner la « bonne » probabilité à des fortes valeurs issues d'un échantillon non utilisé pour l'ajustement. De façon analogue, avec le *split sample test*, ce type de procédure peut être nommé **critère FF en validation**.

Une variante de la procédure FF en validation peut être aussi calculée pour évaluer la *justesse* par rapport à l'échantillon de calibration. Au lieu de calculer la probabilité de non-dépassement du maximum de la première partie avec la fonction de répartition ajustée sur la deuxième partie, on utilise la fonction de répartition calée sur la première partie, et *vice versa* (Fig.2.3) :

$$\left(FF_1^i\right)^* = Pr\left(M_i \leq m_1^i\right) = \left[F_1^i\left(m_1^i\right)\right]^{N/2} \tag{2.4a}$$

$$\left(FF_2^i\right)^* = Pr\left(M_i \leq m_2^i\right) = \left[F_2^i\left(m_2^i\right)\right]^{N/2} \tag{2.4b}$$

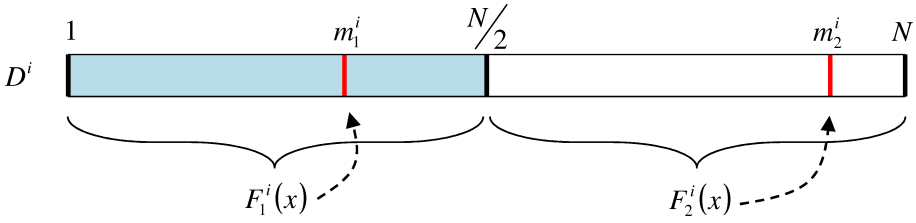


FIGURE 2.3: *Schématisation du calcul du critère FF en calage.*

Cet approche est intéressante pour les cas où la distribution FF^* est moins variable que la distribution théorique $K[N,1]$. En effet, la distribution $K[N,1]$ correspond à ce qui devrait être observé en utilisant la « vraie » distribution des données. Par conséquent, si un modèle

probabiliste fournit une distribution de FF^* moins variable que la distribution théorique, il tend à « sur-ajuster » les valeur élevées. Ce comportement est typique des modèles sur-paramétrés. De façon analogue au critère FF en calibration, cette procédure est nommée **critère FF en calage**.

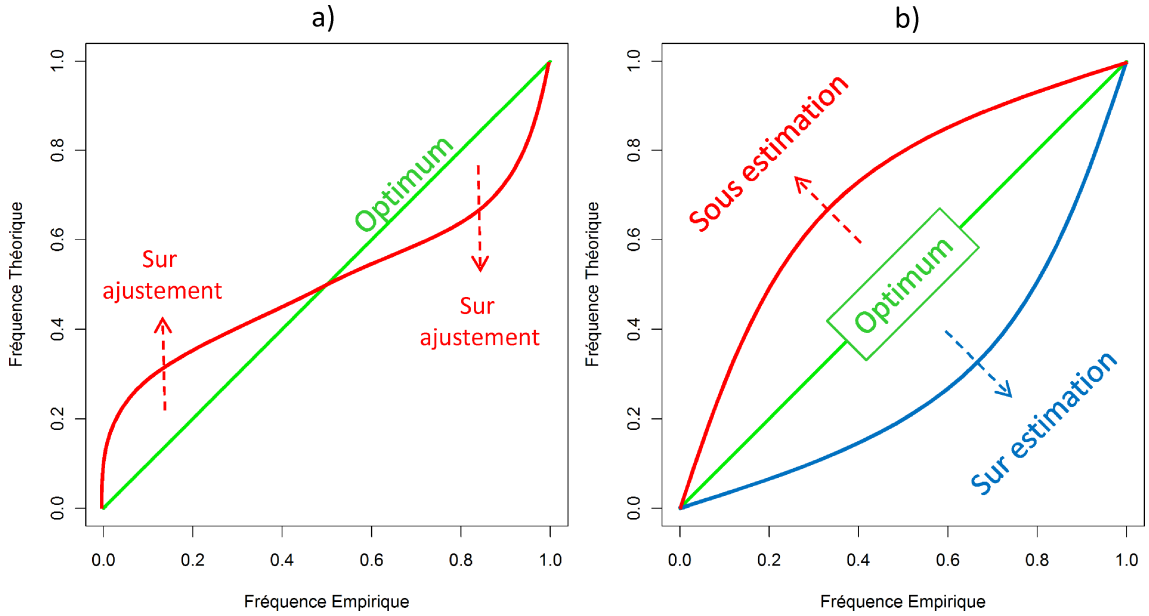


FIGURE 2.4: *Explication graphique du critère FF : a) en calage, b) en validation.*

La figure 2.4 représente l'explication graphique du critère FF en calage (Fig. 2.4a) et en validation (Fig. 2.4b). Les comportements typiques de sous-estimation, de sur-estimation et de sur-calage sont mis en évidence.

2.2.2 La *robustesse* d'un modèle probabiliste

Tout d'abord, le terme *robustesse* peut être considéré comme « inadapté » en hydrologie puisque, généralement, ce terme s'adresse à l'application d'une méthode à l'extérieur de son domaine normal d'application (Bobee *et al.*, 1993). Cependant nous avons choisi d'utiliser le mot *robustesse* (peut-être abusivement) pour le simple fait qu'il a été historiquement utilisé dans les applications operationnelles d'EDF.

Avec le terme *robustesse*, nous entendons la capacité d'un modèle à fournir des estimations peu sensibles à l'échantillon de calage, i.e. proches lorsque deux, ou plus, différentes périodes de calage sont considérées. Concrètement, il s'agit de diviser la base de données considérée en plusieurs sous-périodes et, ensuite, de comparer les résultats des ajustements obtenus pour chaque sous-période. Aussi bien pour synthétiser les résultats que pour quantifier la *robustesse*, deux scores numériques sont proposés : le critère $SPAN_T$ et le critère $COVER_T$.

Critère $SPAN_T$

Le critère $SPAN_T$ a pour but d'évaluer la variabilité de l'estimation des quantiles élevés. Sa formulation est la suivante :

$$SPAN_T = \frac{max\left\{\hat{q}_{T,n=1,\ldots,m}\right\} - min\left\{\hat{q}_{T,n=1,\ldots,m}\right\}}{\frac{1}{m}\sum_{n=1}^{m}\hat{q}_{T,n}} \tag{2.5}$$

où $\hat{q}_{T,n}$ est l'estimation du modèle probabiliste au temps de retour T pour la sous-période n (parmi m sous-périodes considérées). Ce score est toujours supérieur à 0, qui est le score optimal, c'est-à-dire quand l'estimation du modèle probabiliste est totalement indépendante du découpage en sous-périodes réalisé.

Critère $COVER_T$

Un modèle peut être considéré comme *robuste* quand, pour un temps de retour T donné, les estimations des intervalles de confiance issus de deux ajustements ou plus ont un bon taux de recouvrement. Nous nous intéressons au recouvrement des intervalles de confiance plutôt qu'à leur dimension. Par exemple un modèle probabiliste ajusté sur deux sous-périodes différentes peut avoir des intervalles de confiance assez serrés mais totalement déconnectés. C'est-à-dire que le modèle reste « trop fidèle » aux données de calage et donc son incertitude est inférieure au bruit intrinsèque aux données. Pour quantifier cette propriété nous proposons un deuxième score nommé $COVER_T$, qui mesure le taux de recouvrement de différents intervalles. La formulation de ce critère est la suivante :

$$\begin{aligned} COVER_T &= \frac{\prod_{n=1}^{m} Pr\left(max\left\{\hat{q}_{T,\alpha/2,n=1,\ldots,m}\right\} \leq \hat{q}_{T,n} \leq min\left\{\hat{q}_{T,1-\alpha/2,n=1,\ldots,m}\right\}\right)}{(1-\alpha)^m} \\ &= \frac{\prod_{n=1}^{m} Pr\left(a \leq \hat{q}_{T,n} \leq b\right)}{(1-\alpha)^m} \end{aligned} \tag{2.6}$$

où $\hat{q}_{T,\alpha,n}$ est l'estimation du modèle au temps de retour T avec un niveau de confiance α et calculée sur la sous-période n de m sous-périodes distinctes. Une explication graphique du score pour l'exemple de deux sous-périodes est reportée en figure 2.5. Cette figure montre que l'optimum du score est 1 (intervalles de confiance identiques) et que le minimum est 0 (intervalles de confiance totalement déconnectés).

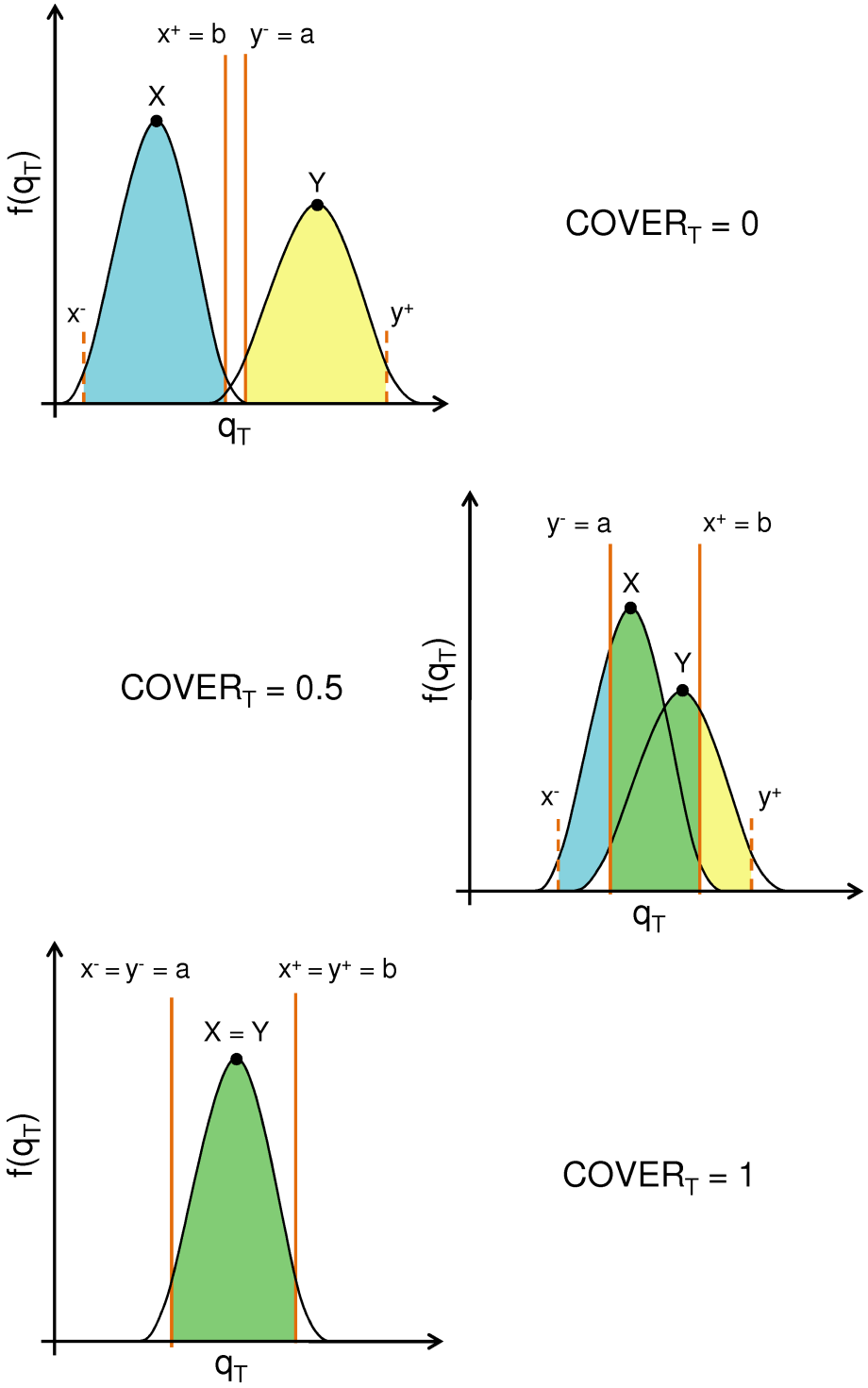


FIGURE 2.5: *Explication graphique du score $COVER_T$. Trois cas typiques : $COVER_T$ égal à 0 (recouvrement nul), à 0,5 (demi-recouvrement) et à 1 (recouvrement intégral).*

2.3 Les modèles probabilistes considérés

Dans cette section, nous allons rapidement dresser la liste des modèles probabilistes considérés dans la comparaison.

La distribution GEV et la loi de Gumbel

La distribution généralisée des valeurs extrêmes (GEV) est caractérisée par la fonction de répartition suivante :

$$F(x|\mu,\lambda,\xi) = 1 - exp\left(-\left[1+\xi\left(\frac{x-\mu}{\lambda}\right)\right]^{-1/\xi}\right) \tag{2.7}$$

où μ est le paramètre de position, λ celui d'échelle et ξ celui de forme.
Le domaine des paramètres est : $\{(\mu,\lambda,\xi) : \mu,\xi \in \Re, \lambda > 0\}$.

Un cas particulier de la distribution GEV est la loi de Gumbel (GUM) où le paramètre de forme ξ est égal à 0. Sa fonction de répartition est :

$$F(x|\mu,\lambda) = exp\left[-exp\left\{-\left(\frac{x-\mu}{\lambda}\right)\right\}\right] \tag{2.8}$$

Comme la théorie des valeurs extrêmes le suggère, ces deux distributions seront ajustées sur l'échantillon de maxima par blocs des pluies (voir paragraphe 1.3.1 à la page 26).

La distribution GP et la loi Exponentielle

La distribution généralisée de Pareto (GP) est caractérisée par la fonction de répartition suivante :

$$F(x|\lambda,\xi) = 1 - \left(1+\xi\frac{x}{\lambda}\right)^{-1/\xi} \tag{2.9}$$

où λ est le paramètre d'échelle et ξ celui de forme.
Le domaine des paramètres est : $\{(\lambda,\xi) : \xi \in \Re, \lambda > 0\}$.

Un cas particulier de la distribution GP est la loi Exponentielle (EXP) où le paramètre de forme ξ et égal à 0. Sa fonction de répartition est :

$$F(x|\lambda) = 1 - exp\left(\frac{x}{\lambda}\right) \tag{2.10}$$

Comme la théorie des valeurs extrêmes le suggère ces deux distributions seront ajustées sur l'échantillon des pluies au-dessus d'un seuil donné (voir paragraphe 1.3.1 à la page 26).

La loi Somme de deux Exponentielles

La loi Somme de deux Exponentielles (STE, acronyme anglais de Sum of Two Exponentials) est la distribution historiquement utilisée dans la méthode du Gradex (Duband *et al.*, 1988 ;

Duband et Garçon, 1992). Sa fonction de répartition est la suivante :

$$F(x|\alpha,\beta,a,c) = 1 - \alpha exp\left(-\frac{x}{a}\right) - \beta exp\left(-\frac{x}{c}\right) \tag{2.11}$$

où a et c sont les paramètres d'échelle (i.e. a le gradex de la première exponentielle et c celui de la deuxième). Les paramètres α et β doivent respecter la condition : $\alpha + \beta = 1 - F_0$, où F_0 est la fréquence empirique de pluie nulle. Cette loi sera ajustée sur l'échantillon des pluies journalières.

Les distributions composites par Types de Temps

La distribution composite saisonnière MEWP a été déjà introduite dans le paragraphe 1.4, à la page 30. Sa fonction de répartition est reportée en équation 1.5, à la page 43.

Nous avons choisi aussi d'introduire dans cette comparaison le cas plus général de la distribution MEWP : la distribution MGPWP [6]. C'est-à-dire une loi composite de huit distributions GP ajustées sur les sous-populations de pluie échantillonnées selon les huit types de temps. Sa fonction de répartition est la suivante :

$$F(x|\lambda_{1,\ldots,8},\xi_{1,\ldots,8}) = \sum_{i=1}^{8}\left(1 - \left[1 + \xi_i\frac{x}{\lambda_i}\right]^{-1/\xi_i}\right)\cdot p_i \tag{2.12}$$

où le poids p_i est le pourcentage d'occurrence relative de chaque type de temps, λ_i le paramètre d'échelle et ξ_i celui de forme. La distribution MGPWP doit être considérée comme une sorte d'« exercice de style » (Queneau, 1947; Madden, 2005). Dans le chapitre précédent, nous avons défini comme « raisonnable » l'hypothèse de décroissance exponentielle des pluies d'un type de temps donné. Afin de confirmer l'hypothèse exponentielle comme raisonnable, nous avons choisi d'analyser les performances du modèle MGPWP, tout en étant conscients de son caractère sur-paramétré et difficilement applicable.

Nous soulignons qu'un découpage saisonnier a été réalisé pour tous les modèles. Comme nous l'avons démontré dans le paragraphe 1.3.2, à la page 27, par rapport au territoire français, la prise en compte d'une variabilité saisonnière du risque pluviométrique est fondamentale. Donc, pour une station pluviométrique donnée, nous avons choisi d'appliquer, avant l'échantillonnage caractéristique de chaque modèle (i.e. BM, POT et par TT), le même découpage saisonnier. Une analyse régionale du risque pluviométrique saisonnier sera présentée dans la section suivante. Le tableau 2.1 reporte la liste des modèles probabilistes considérés.

6. Acronyme de Multi Generalized Pareto Weather Pattern distribution.

TABLE 2.1: *Techniques d'échantillonnage et nombre de paramètres à ajuster par maximum de vraisemblance des modèles probabilistes considérés.*

Distribution	Type d'échantillonnage	Nombre de paramètres à ajuster
GEV	BM par saison	3
GUM		2
GP	POT par saison	2
EXP		1
STE	Saison	3
MEWP	POT par saison et par TT	8
MGPWP		16

Concernant l'estimation de paramètres, la méthode du maximum de vraisemblance (voir paragraphe 1.4.2, à la page 31) est employée dans le cadre de cette comparaison. Les intervalles de confiance sont calculés par la méthode Bootstrap (voir paragraphe 1.4.2, à la page 31).

Concernant le nombre des paramètres à ajuster par maximum de vraisemblance, les distributions composites (MEWP et MGPWP) ont sensiblement plus de paramètres que les modèles probabilistes standard : elles ont respectivement huit paramètres [7] (un paramètre d'échelle par chaque type de temps) et seize paramètres [8] (un paramètre d'échelle et un paramètre de forme pour chaque type de temps). Un des buts de cette comparaison sera d'évaluer le sur-paramétrage potentiel de ces modèles et le risque de manque de robustesse.

7. Le poids p_i des distributions MEWP et MGPWP, qui représente le pourcentage d'occurrence relative du type de temps i, ne est pas un paramètre à ajuster par maximum de vraisemblance car il est directement calculé à partir de la chronique journalière des types de temps. Par conséquent ce type d'identification n'engendre que des incertitudes négligeables. Il est d'une certaine manière une donnée descriptive de la climatologie d'une zone géographique donnée.

8. Voir note précédente.

2.4 La base de données

Ce travail s'appuie sur une base de données qui rassemble deux grandes archives pluviométriques au pas de temps journalier :

- **Archive Dense** : 1502 postes de mesure d'EDF, Météo France, Météo Suisse et d'INM [9] sur la période 1953-2005. Avec une altitude moyenne de 622 m, les postes considérés sont plutôt répartis autour des trois massifs montagneux français : Alpes, Pyrénées et Massif Central. Cette répartition spatiale des postes est principalement due à la concentration des stations EDF dans les endroits à forts enjeux hydroélectriques.
- **Archive Longue** : 308 séries SQR [10] de Météo France sur la période 1904-2003. Les postes considérés sont plutôt positionnés en zone de plaine avec une altitude moyenne de 305 m.

2.4.1 Critique de la base de données

La critique de données est un travail vraiment important mais très peu gratifiant. Pour avoir des résultats acceptables et pouvoir établir des conclusions crédibles, les données traitées doivent être absolument critiquées et contrôlées. Des données de mauvaise qualité nous auraient conduit à des conclusions erronées. Pour mener à bien notre travail, nous avons réalisé quatre types de critiques :

1. La détection de valeurs aberrantes ponctuelles ;
2. La détection de décalages temporels ;
3. La détection de ruptures chronologiques ;
4. La détection de tendances.

Nous avons traité le problème de détection et correction des ruptures temporelles à travers l'étude de la stabilité dans le temps d'un modèle (régression linéaire multiple) reliant les mesures d'une station pluviométrique à celles de stations voisines bien corrélées (Peterson et Easterling, 1994 ; Gottardi, 2009). Les tests effectués sont basés sur le principe du test d'homogénéité d'Alexandersson (Alexandersson, 1986) et des cumuls de résidus associés aux ellipses de Bois (Bois, 1971).

Concernant la détection de tendances dans les séries pluviométriques nous avons choisi d'utiliser un test non paramétrique puisqu'il ne nécessite pas d'hypothèses sur la distribution des données (Hamed, 2009). Dans cette optique, Renard (2006) montre que, pour la détection d'une tendance dans des données non autocorrélées et où la distribution est inconnue, les tests de Mann-Kendall (Mann, 1945 ; Kendall, 1975) et du rho de Spearman (Lehmann, 1975 ; Sneyers, 1990) sont parmi les tests les plus performants. Du moment que les deux tests sont quasiment équivalents, nous avons sélectionné celui de Mann-Kendall.

9. Istituto Nacional de Meteorologia (Météo Espagnole).
10. Séries Quotidiennes de Référence.

En plus des tests présentés auparavant, pour mieux étudier le comportement asymptotique des pluies extrêmes, nous avons choisi de ne retenir que les séries avec moins de 10% de valeurs manquantes pour chaque année disponible.

Concernant l'archive dense, nous nous sommes appuyés sur le travail de Gottardi (2009), qui avait déjà critiqué cette base de données par rapport aux trois premiers points de la critique. Nous l'avons complété par la détection de tendances. Sur l'archive longue, le travail de critique a été réalisé en intégralité.

Après la critique, 478 stations (sur 1502) de l'archive dense et 37 stations (sur 308) de l'archive longue ont été retenues. Les critères les plus sélectifs ont été le pourcentage maximum de valeurs manquantes. Les caractéristiques de la base de données (avant et après la critique) sont reportées en tableau 2.2. La figure 2.6 présente les emplacements des postes considérés.

TABLE 2.2: *Caractéristiques de la base de données.*

	Période sélectionnée	Années de mesure	Nombre de stations		Réseau
			Totale	Selectionnées	
Archive Dense	1953-2005	53	603	209	EDF-DTG
			555	193	Météo France
			213	65	Météo Swiss
			131	11	INM
Archive Longue	1904-2003	100	308	37	Météo France SQR

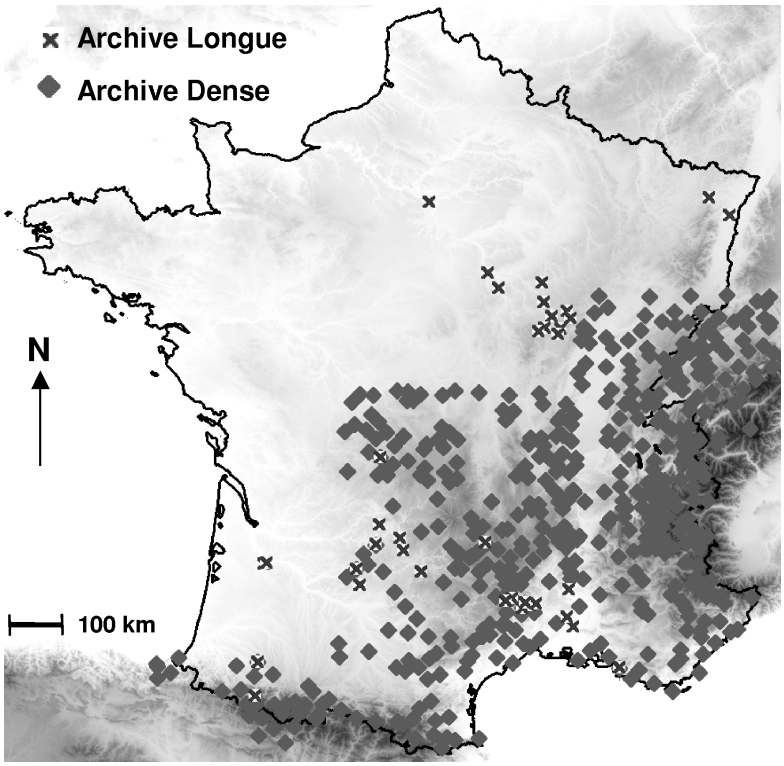


FIGURE 2.6: *Emplacements des postes de l'Archive Dense et de l'Archive Longue.*

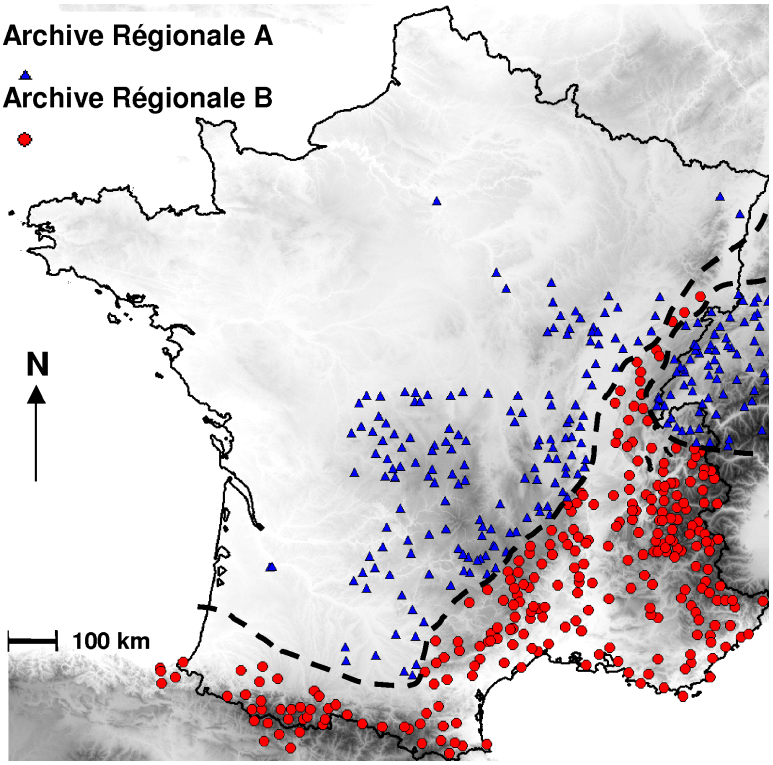


FIGURE 2.7: *Classification régionale des stations pluviométriques par rapport à leur « Saison à Risque ».*

2.4.2 Caractéristiques de la base de données

Par rapport aux archives considérées, les plus fortes précipitations sont observables globalement entre la fin de l'été et la fin de l'automne (de Août à Novembre). Pour chaque poste des archives, nous avons calculé la « Saison à Risque » [11] (voir paragraphe 1.3.2, à la page 27). Nous avons fixé la durée de la « Saison à Risque » à trois mois. La base de donnée (Archive Dense et Archive Longue) a été divisée en deux sous-archives en fonction de leur « Saison à Risque » : l'**archive régionale A** (« Saison à Risque » de Août à Octobre) et l'**archive régionale B** (« Saison à risque » de Septembre à Novembre).

Ce découpage montre une certaine cohérence spatiale (Fig. 2.7). Pour arriver à avoir cette nette distribution spatiale, des « compromis » ont été effectués. L'intérêt de cette démarche est d'avoir une répartition qui soit correcte dans l'ensemble. Les stations situées dans la partie Ouest et Nord-Ouest du Massif Central, dans les Vosges, dans le Morvan et dans la partie Est de la Suisse constituent l'archive régionale A. Toutefois, les stations situées dans les Alpes, Jura, Pyrénées et dans la partie sud-est du Massif central, appartiennent à l'archive régionale B. De manière intéressante, on retrouve une remontée de la région B entre le Morvan et les Vosges, le long de la vallée de la Saône, axe de pénétration des perturbations méditerranéennes.

Les figures 2.8a et 2.8c présentent les box plot des maxima de pluie sur trois mois glissants respectivement pour l'archive régionale A et B. Comme attendu, les quantiles les plus élevés sont observés entre Aout et Octobre (archive régionale A) ou entre Septembre et Novembre

11. Il s'agit de la saison à plus fort risque pluviométrique, c'est-à-dire les trois/quatre mois consécutifs qui maximisent la somme des gradex mensuels.

(archive régionale B). À l'aide des figures 2.8b et 2.8d, nous montrons que les deux archives recouvrent un large gamme de cumul journalier de précipitation : de 40 à 80 mm (respectivement de 40 à 290 mm) pour l'estimation empirique de la pluie décennale de l'archive régionale A (respectivement B) et de 50 à 220 mm (respectivement de 70 à 520 mm) pour l'estimation empirique de la pluie cinquantennale de l'archive régionale A (respectivement B). Les archives régionales A et B possèdent deux différences marquées : l'une selon leur saisonnalité (Fig. 2.7), l'autre selon l'amplitude de leurs intensités (Fig. 2.8 et Tab. 2.3).

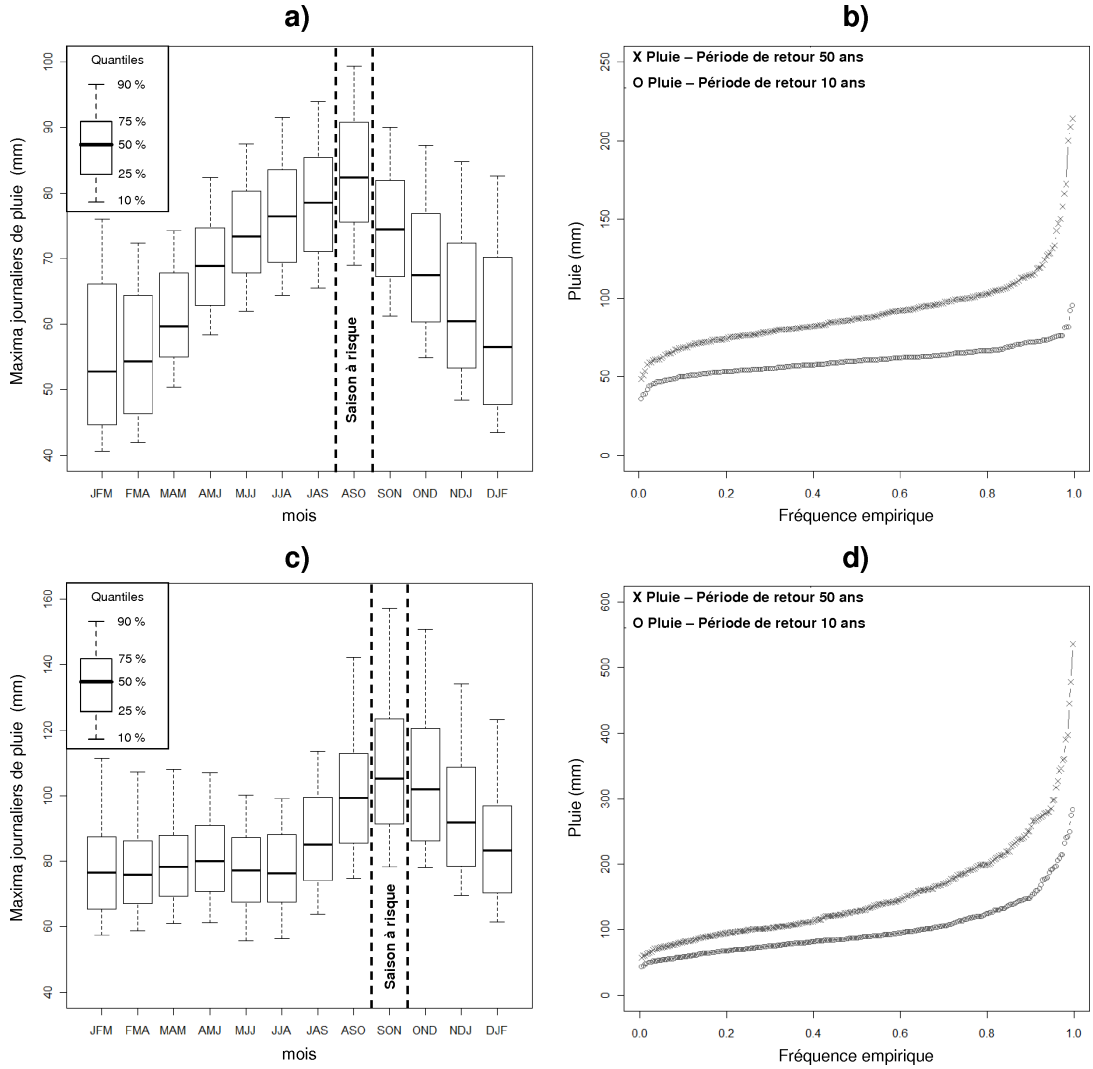


FIGURE 2.8: *Box plot des maxima sur trois mois glissants de l'archive régionale A (a) et B (c). Distributions empiriques de la pluie décennale et cinquantennale de l'archive régionale A (b) et B (d).*

TABLE 2.3: *Quantiles empiriques 10%, 50% et 90% de la pluie décennale et cinquantennale de l'archive régionale (AR) A et B.*

	$T = 10$ **ans**		$T = 50$ **ans**	
	AR A	AR B	AR A	AR B
Quantile 10%	50 mm	55 mm	71 mm	90 mm
Médiane	58 mm	75 mm	83 mm	125 mm
Quantile 90%	70 mm	145 mm	120 mm	275 mm

2.5 Structure de la comparaison

Dans cette section, nous présentons en détail la technique et la structure de la comparaison réalisée. Tout d'abord, la base de données décrite au paragraphe précédent a été divisée en sous-périodes de 25 ans : deux périodes de 25 ans dans le cas de l'archive dense et quatre pour l'archive longue. Le diagramme de division est présenté en figure 2.9. Ensuite les sept modèles considérés ont été ajustés sur toutes les sous-périodes et pour tous les postes qui constituent la base de données.

Par rapport à la notation utilisée au paragraphe 2.2.1, la base de données considérée présente les caractéristiques suivantes : $L = 552$ ($L = 478 + 2 \cdot 37 = 552$ postes) et $N = 25$ ans.

Concernant l'archive longue, pour le calcul du critère FF, nous avons considéré les couples 1ère - 2ème sous-périodes (1904-1928 et 1929-1953) et 3ème - 4ème sous-périodes (1954-1978 et 1979-2003).

Des structures de division alternatives à celle présentée en figure 2.9, avec sous-périodes de tailles différentes ou des découpages temporels aléatoires (i.e. périodes non consécutives), ont été aussi testées. Le but de ces tests a été de vérifier si les valeurs des scores sont influencées par des effets climatiques et/ou par la longueur des périodes de calage/validation. Toutes les structures de division testées ont donné des résultats comparables. Pour des raisons pratiques nous présenterons exclusivement les résultats issus du découpage chronologique (Fig.2.9).

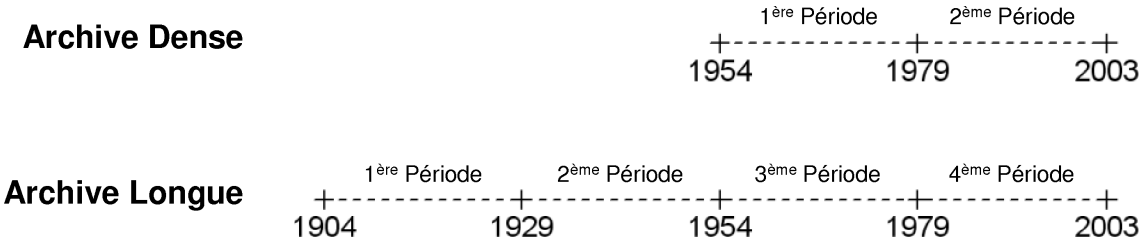


FIGURE 2.9: *Diagramme de division en sous-périodes pour les deux archives considérées.*

2.6 Résultats de la comparaison

Dans cette partie, nous présentons et analysons les résultats de la comparaison. Après le calcul des scores, nous avons remarqué que les distributions GUM (respectivement GEV) et EXP (respectivement GPD) ont des performances quasiment identiques. Ainsi, pour des raisons pratiques et pour faciliter la compréhension des résultats, les scores des distributions GUM et GEV seront reportés seulement dans les tableaux et pas dans les figures. Tout d'abord, nous allons analyser les résultats en terme de *justesse* et ensuite nous nous concentrerons sur les performances en *robustesse*.

2.6.1 *Justesse*

Les critères FF en calage et en validation ont été calculés pour les sept modèles probabilistes considérés. Comme nous l'avons dit auparavant, un *pp plot* est utilisé pour comparer les fréquences empirique et théorique de la valeur du critère FF. La figure 2.10 montre les pp plots des critères FF en calage et en validation pour les modèles probabilistes considérés.

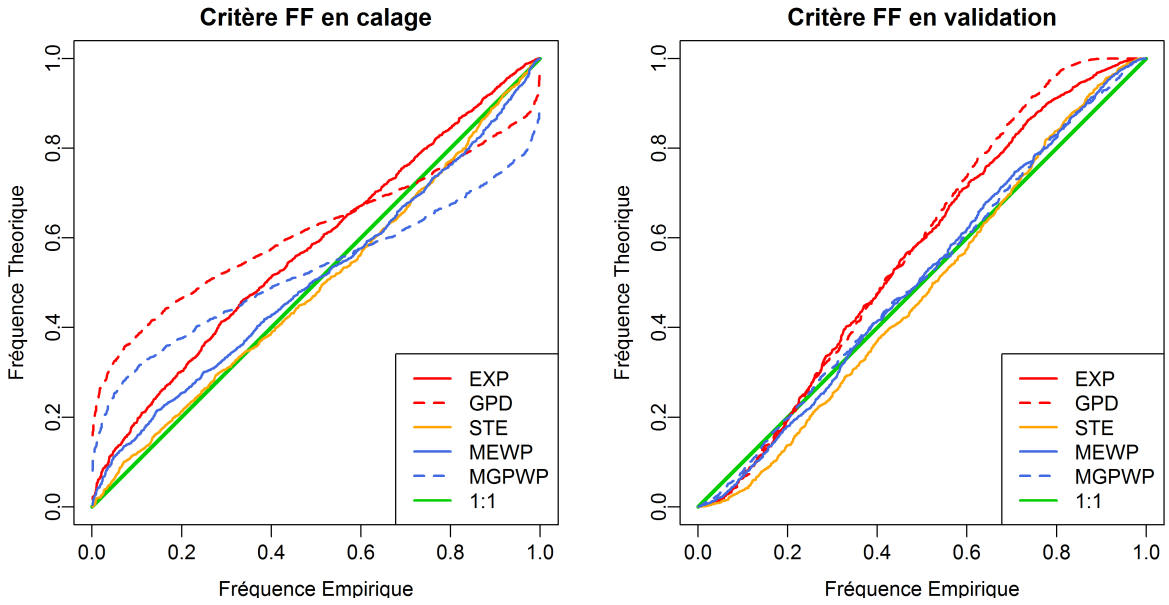


FIGURE 2.10: *pp plot des critères FF en calage (gauche) et en validation (droite) pour les modèles probabilistes considérés.*

D'après les résultats en validation, les modèles probabilistes MGPWP et MEWP présentent des performances voisines. Par contre, en calage, le modèle MGPWP est le pire modèle, en étant le plus loin de la bissectrice. Plus précisément, l'allure de la distribution des valeurs de FF de ce modèle apparaît moins variable que la distribution théorique. Comme nous l'avons indiqué dans la section 2.2.1 et en figure 2.4, ce comportement est typique des modèles potentiellement sur-paramétrés. À la faveur de ce résultat nous pouvons affirmer que caler un paramètre de forme ξ pour chaque sous-population de pluie par type de temps amène le modèle MGPWP à se sur-ajuster aux valeurs élevées de calage. Cependant ce sur-paramétrage n'influence pas le caractère prédictif en validation du modèle MGPWP, conclusion *a priori* inattendue.

Le modèle STE donne de très bons résultats tant en calage qu'en validation. Néanmoins en validation il présente des performances légèrement inférieures à celles des modèles par types de temps (MEWP et MGPWP).

Concernant les distributions EXP et GP, nous remarquons une sensible chute de performance en validation. Ces deux modèles arrivent moins à prédire correctement les quantiles élevés. De plus la distribution GP, comme la distribution MGPWP, semble se sur-ajuster aux valeurs élevées (critère FF en calage). En général, la distribution EXP montre de meilleurs résultats que la distribution GP. Nous pouvons expliquer ce constat assez étonnant du fait de la variabilité excessive du paramètre de forme de la loi GP (principalement due à son estimation locale).

Le paramètre de forme d'une distribution GP peut être aussi bien positif que négatif et, dans ce dernier cas, la distribution résultante est bornée supérieurement (asymptote horizontale). De plus, si la distribution ajustée est bornée et si le maximum observé de la période de validation est plus élevé que l'asymptote horizontale, le critère FF en validation sera égal à 1. En d'autres termes le modèle voit comme « impossible » le maximum observé, ce qui est très pénalisant.

Par rapport à toutes les stations et à toutes les sous-périodes considérées (1104 couples stations · périodes) nous avons observé 632 cas (55%) où le paramètre de forme de la loi GP est inférieur à 0 et 99 cas où la valeur de FF est égale à 1 (9% des cas). Ces résultats mettent en évidence toutes les limites d'une estimation locale du paramètre de forme ξ. Au contraire, concernant la distribution MGPWP, nous avons observé seulement 43 cas (4%) où le paramètre de forme de la loi GP du « type de temps à risque » est inférieur à 0 et moins de 1% de cas où la valeur de FF est égale à 1. **Il apparaît globalement plus raisonnable d'estimer le paramètre de forme à partir des sous-populations de pluie échantillonnées par types de temps qu'à partir de la population globale**. Cet aspect sera repris en conclusion du chapitre.

TABLE 2.4: *Aire entre la bissectrice et les distributions des critères FF des modèles considérés en calage et en validation.*

	$1 - Aire_{FF}$	
	Calage	Validation
GUM	0.93	0.94
GEV	0.86	0.93
EXP	0.93	0.94
GPD	0.86	0.93
STE	0.98	0.96
MEWP	0.97	0.98
MGPWP	0.88	0.99

Pour synthétiser les résultats, nous avons calculé l'aire comprise entre la bissectrice et la distribution du critère FF en calage et en validation pour chaque distribution FF des modèles considérés (Tab. 2.4). Nous pouvons affirmer que dans l'ensemble la distribution MEWP est le modèle probabiliste le plus *juste*, étant donné que sa distribution est parmi les plus proches de la bissectrice soit en calage (avec la distribution STE, qui est la plus proche), soit en validation

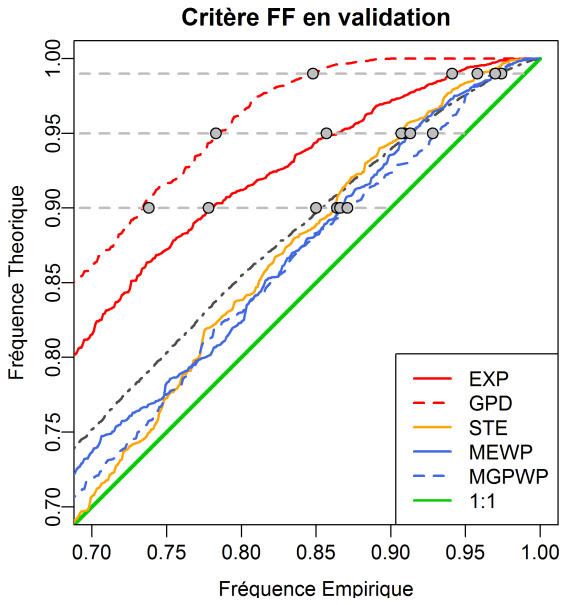


FIGURE 2.11: *pp plot du critère FF en validation : zoom sur les fréquences élevées.*

(avec la distribution MGPWP, qui est la plus proche).

Dans la suite, nous nous sommes concentrés sur la capacité prédictive des modèles, par rapport aux fréquences élevées.

Nous pouvons exprimer les résultats du critère FF en validation de la façon suivante. Considérons, par exemple, les résultats de la loi EXP : la fréquence empirique du quantile 0.95 de FF_{EXP} est 0.86. En d'autres termes, une valeur qui est supposée être dépassée une fois sur 20 selon le modèle EXP ($FF_{EXP} = 0.95$), est réellement dépassée une fois sur 7 (fréquence empirique égale à 0.86).

Ce type d'analyse a été réalisé pour tous les modèles (y compris la simulation réalisée en utilisant une loi exponentielle simple présentée au paragraphe 2.2.1) et pour trois fréquences différentes : 0.9, 0.95 et 0.99. Les résultats de cette analyse sont présentés dans le tableau 2.5. La figure 2.11 reporte les résultats du critère FF en validation (déjà présentés en Fig.2.10) en réalisant un zoom sur les fréquences élevées.

Nous pouvons observer que, par rapport à la solution théorique, tous les modèles tendent à sous-estimer les quantiles élevés. Comme nous l'avons déjà montré au paragraphe 2.2.1, cette sous-estimation est due principalement à la taille finie des échantillons considérés.

Les distributions STE, MEWP et MGPWP sont les modèles les moins biaisés, avec les estimations (respectivement 7, 11 et 24 pour STE ; 7, 11 et 34 pour MEWP ; 8, 15 et 32 pour MGPWP) plus proches des valeurs théoriques (respectivement 10, 20 et 100) et des valeurs simulées (respectivement 7, 11 et 38). On rappelle que ces dernières prennent en compte l'effet d'échantillonnage. Par rapport au quantile 0.99, les modèles par types de temps sont légèrement moins biaisés que tous les autres.

TABLE 2.5: *Résultats du critère FF en validation pour les modèles considérés.*

			$\frac{1}{1-f(FF)}$	$f(FF)$
Une valeur qui est dépassée **une** fois sur **10** selon :	*Simulation EXP (L=552, N=50)*	est observée **une** fois sur	7	0.850
	GUM		5	0.784
	GEV		4	0.744
	EXP		5	0.780
	GPD		4	0.734
	STE		7	0.861
	MEWP		7	0.866
	MGPWP		8	0.869
Une valeur qui est dépassée **une** fois sur **20** selon :	*Simulation EXP (L=552, N=50)*	est observée **une** fois sur	11	0.909
	GUM		7	0.860
	GEV		5	0.793
	EXP		7	0.864
	GPD		5	0.783
	STE		11	0.907
	MEWP		11	0.913
	MGPWP		15	0.931
Une valeur qui est dépassée **une** fois sur **100** selon :	*Simulation EXP (L=552, N=50)*	est observée **une** fois sur	38	0.974
	GUM		16	0.938
	GEV		7	0.847
	EXP		17	0.941
	GPD		7	0.848
	STE		24	0.958
	MEWP		34	0.970
	MGPWP		32	0.969

2.6.2 *Robustesse*

Nous allons maintenant comparer les modèles considérés en terme de *robustesse*. Les scores de *robustesse* ont été calculés pour tous les postes et, pour synthétiser les résultats, nous allons présenter leur distribution empirique.

La figure 2.12 montre les distributions empiriques du score $SPAN_T$ calculés pour les temps de retour suivants : 10, 20, 50, 100 et 1000 ans. Les distributions GP et MGPWP sont les plus sensibles à la variabilité de l'échantillonnage. À partir d'un temps de retour de 50 ans, les distributions du score $SPAN_T$ de ces deux modèles commencent à s'écarter de l'optimum. La faible *robustesse* des modèles GP et MGPWP est due à la variabilité excessive du paramètre de forme ξ, qui est très différent d'une sous-période à l'autre. On observe aussi que la distribution MGPWP s'écarte plus que la distribution GP du $SPAN_T$ idéal, surtout pour un temps de retour de 1000 ans. Les autres modèles (EXP, STE et MEWP) ont des distributions du score $SPAN_T$ similaires et proches de 0. Pour un temps de retour de 10 et 20 ans, les scores restent quasiment similaires pour tous les modèles. Cependant le modèle MEWP est le plus *robuste* et, au contraire, le modèle MGPWP le moins robuste.

Pour terminer la comparaison en termes de robustesse, il est important de le compléter avec le recouvrement des intervalles de confiance. La figure 2.13 montre les distributions empiriques du score $COVER_T$ calculé pour les temps de retour suivants : 10, 20, 50, 100 et 1000 ans. Les modèles MEWP et MGPWP ont les distributions empiriques du score $COVER_{10}$ et $COVER_{20}$ plus proches du score idéal (égal à 1). Au contraire, à partir d'un temps de retour de 50 ans, la distribution MGPWP est la plus performante. Son taux de recouvrement élevé est principalement dû à la largeur de ses intervalles de confiance. En fait, si les intervalles de confiance sont larges, la probabilité d'observer un bon recouvrement est plus élevée. En s'appuyant sur toute la base de données nous avons calculé que, pour un temps de retour de 100 ans, la largeur de l'intervalle de confiance de la distribution MGPWP est en moyenne égale à ± 0.76 de l'estimation centrale. Les distributions EXP, GP, STE et MEWP ont respectivement en moyenne la largeur de l'intervalle de confiance égale à ± 0.17, ± 0.52, ± 0.10 et ± 0.22 de l'estimation centrale. La distribution MEWP donne de bons résultats en termes de taux de recouvrement, même si la largeur de ses intervalles de confiance est modérée. Les distributions EXP, GP et STE, par rapport au critère $COVER_T$, sont moins robustes que les deux modèles fondés sur l'approche par types de temps. En particulier la distribution STE présente la distribution empirique du score $COVER_T$ la plus éloignée du score idéal. En ce qui concerne le pourcentage des taux de recouvrement nuls (i.e. $COVER_T$ égal à 0), les modèles GP et STE ont dans environ 10% des cas deux intervalles de confiance totalement déconnectés.

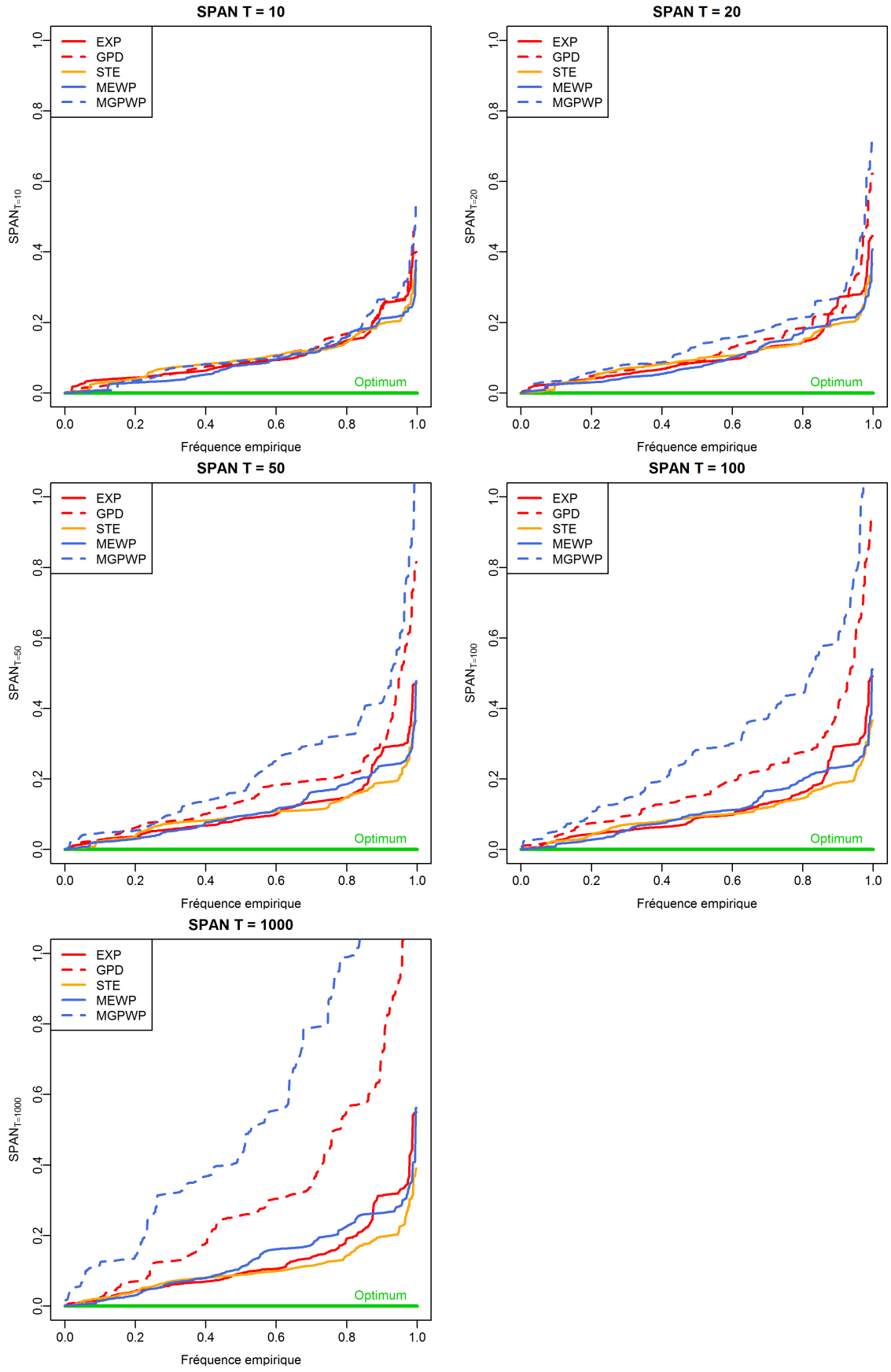


FIGURE 2.12: *Distribution empirique du critère $SPAN_T$ pour des temps de retour de 10, 20, 50, 100, 1000 ans.*

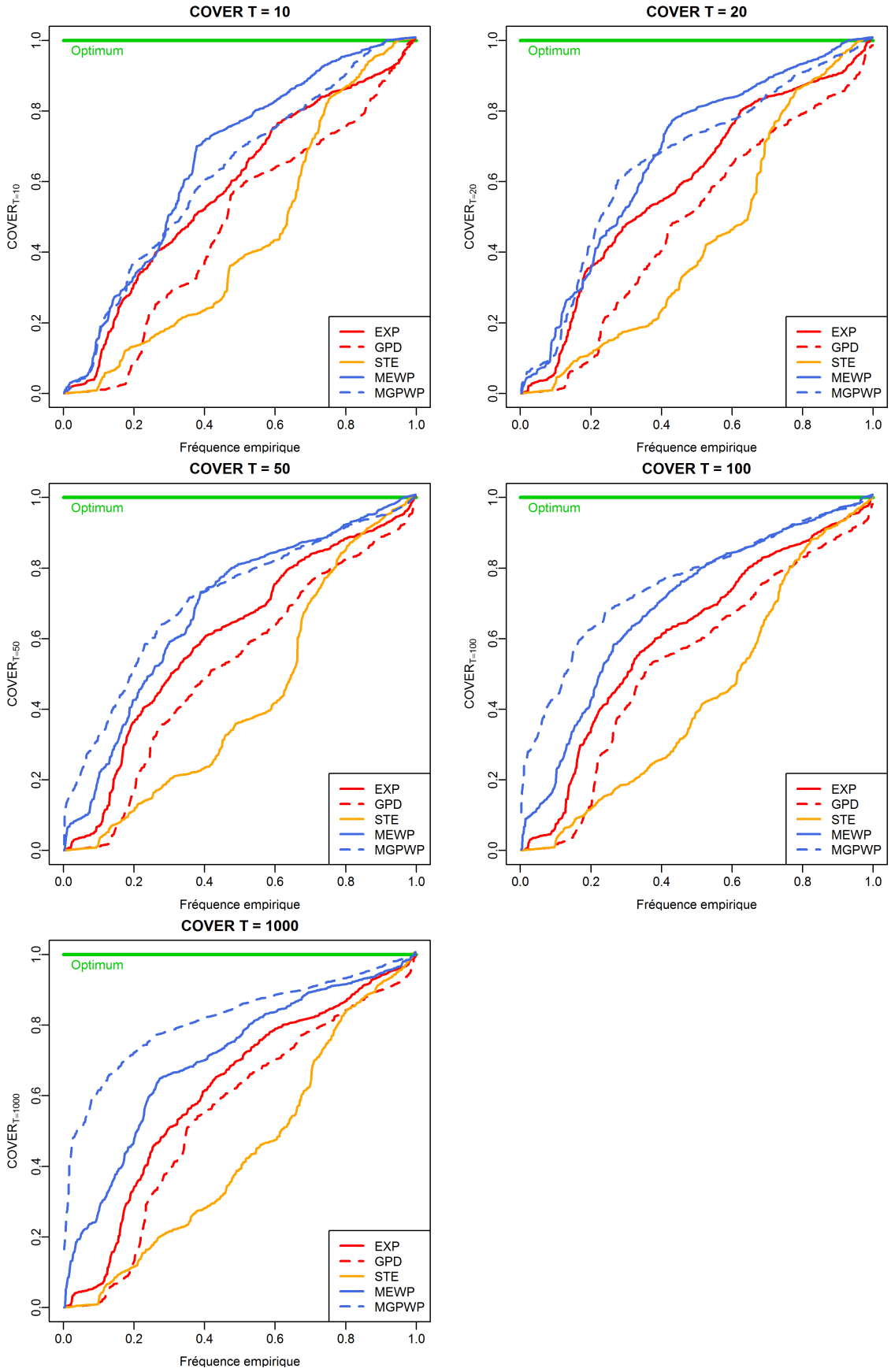


FIGURE 2.13: *Distribution empirique du critère $COVER_T$ pour des temps de retour de 10, 20, 50, 100, 1000 ans.*

TABLE 2.6: *Moyenne des critères $SPAN_T$ et $COVER_T$. Les nombres en gras soulignent les meilleures performances pour chaque temps de retour.*

Score	Temps de retour (Ans)	Opt	GUM	GEV	EXP	GPD	STE	MEWP	MGPWP
$SPAN_T$	10	0	0.09	0.10	0.09	0.10	0.10	**0.08**	0.10
	20	0	0.10	0.12	0.10	0.12	0.10	**0.09**	0.15
	50	0	0.11	0.16	0.12	0.16	0.10	**0.10**	0.22
	100	0	**0.11**	0.19	0.12	0.19	**0.11**	**0.11**	0.31
	1000	0	0.12	0.31	0.13	0.32	**0.11**	0.13	0.62
$COVER_T$	10	1	0.58	0.50	0.51	0.48	0.44	**0.58**	0.10
	20	1	0.59	0.53	0.53	0.48	0.44	**0.67**	0.66
	50	1	0.60	0.58	0.53	0.51	0.44	0.68	**0.71**
	100	1	0.60	0.60	0.54	0.53	0.45	0.69	**0.76**
	1000	1	0.61	0.64	0.55	0.54	0.46	0.70	**0.81**

Pour synthétiser, nous reportons dans le tableau 2.6 la moyenne des scores $SPAN_T$ et $COVER_T$ pour les temps de retour de 10, 20, 50, 100 et 1000 ans pour les modèles probabilistes considérés. En relation avec les résultats exposés dans les figures 2.12 et 2.13 et en tableau 2.6, la distribution MEWP offre un bon niveau de robustesse pour des temps de retour à la fois modérés et élevés, auusi bien par rapport à la variabilité de l'estimation des quantiles extrêmes (score $SPAN_T$), que par rapport au taux de recouvrement des intervalles de confiance.

2.6.3 Synthèse de la comparaison

Après avoir analysé les résultats de la comparaison en terme de *justesse* et *robustesse*, il apparaît qu'aucun des modèles ne surpasse tous les autres pour chacun des critères. Les modèles probabilistes STE, MEWP et MGPWP se partagent les différents prix. Cependant la distribution STE présente un faible recouvrement des intervalles de confiance et la distribution MGPWP montre des faiblesses par rapport à la distribution des critères $SPAN_T$ et FF en calage. Enfin la distribution MEWP est toujours parmi les meilleurs modèles, étant un bon compromis entre la *justesse* et la *robustesse*.

Pour synthétiser les résultats, nous reportons en figure 2.14 un graphique en étoile qui montre une comparaison synthétique des modèles probabilistes considérés. Nous avons sélectionnés six critères numériques, deux de *justesse* (aire entre la bissectrice et la distribution FF en calage et en validation [12]) et quatre de *robustesse* (score $SPAN_T$ [13] et $COVER_T$ pour un temps de retour de 20 [14] et 1000 ans). Comme nous l'avons déjà dit auparavant, la distribution MEWP est globalement le meilleur compromis.

12. Une simple transformation mathématique a été réalisé pour que l'optimum de ce score soit 1.
13. Voir la note précédente.
14. Nous avons choisi de retenir ce temps de retour parce qu'il est le plus proche de la durée de la période de calage (25 ans). En d'autres termes, il représente le début de l'extrapolation.

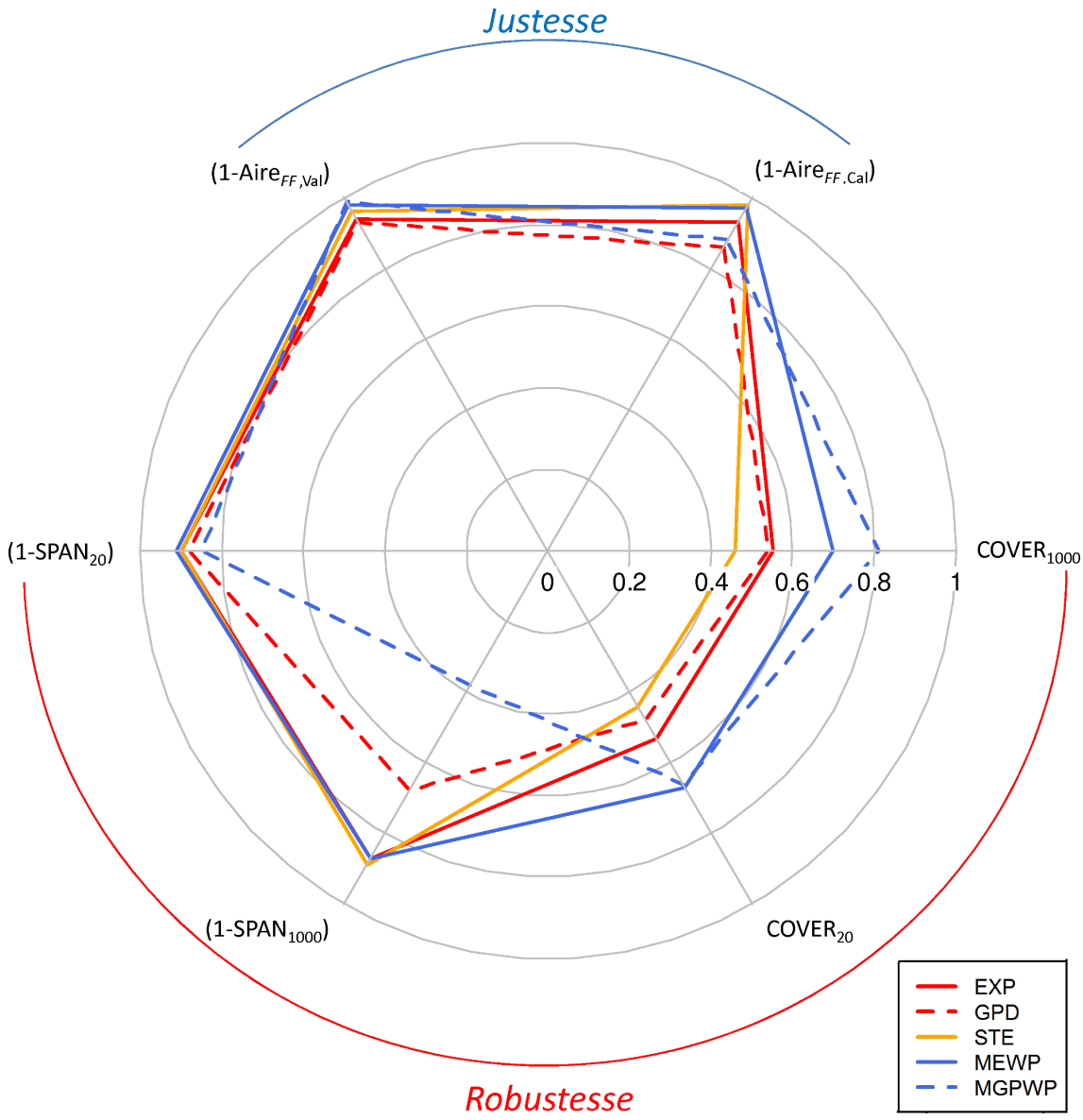


FIGURE 2.14: *Graphique en étoile de synthèse de la comparaison.*

2.7 Une comparaison quantitative

Pour terminer la comparaison, nous avons choisi de confronter, pour des temps de retour fixés (10, 100 et 1000 ans), les estimations du modèle MEWP vis-à-vis de celles des autres modèles considérés. Le but de cette approche est de mettre en évidence des biais éventuels entre le modèle MEWP et les autres modèles.

Nous avons ajusté les sept modèles probabilistes considérés sur les 515 chroniques de la base de données (478 de l'archive dense et 37 de l'archive longue) dans leur intégralité (50 ans pour l'archive dense et 100 pour l'archive longue) sans réaliser aucun découpage temporel. Nous avons comparé dans un graphique en double échelle logarithmique les estimations du modèle probabiliste MEWP à celles des autres modèles pour un temps de retour de 10 ans (Fig.2.15), 100 ans (Fig.2.16) et 1000 ans (Fig.2.17). Dans les graphiques nous reportons aussi le pourcentage de cas où l'estimation du modèle MEWP est plus élevée (en bas à droite dans le graphique) et le taux complémentaire, correspondant aux cas où l'estimation est plus faible (en haut à gauche).

Pour le temps de retour de 10 ans, la figure 2.16 montre que les estimations des sept modèles probabilistes sont assez proches. Ce constat est logique puisque la longueur des séries considérées (50 ou 100 ans) dépasse largement le temps de retour en question, i.e. on n'est pas encore dans le domaine de l'extrapolation.

En observant le temps de retour de 100 ans les différences entre les modèles sont plus visibles. Les estimations de la distribution MEWP sont, de façon systématique, plus fortes que celles des distributions GUM et EXP (respectivement pour 85% et 93% des cas). La distribution STE donne des estimations légèrement plus faibles que celle de la distribution MEWP. Les différences entre la distribution MEWP et les distributions GEV et GPD, sont plus marquées, mais on observe plus souvent des cas où la distribution MEWP fournit des estimation plus élevées (respectivement dans 70% et 64% des cas). Au contraire le modèle probabiliste MGPWP donne des valeurs systématiquement plus fortes que la loi MEWP (79% de cas).

Les différences déjà soulignées en examinant le temps de retour de 100 ans sont encore plus nettes et marquées pour le temps de retour de 1000 ans.

En conclusion de cette comparaison qualitative, nous pouvons affirmer que le comportement de la distribution MEWP est quand même très apparenté à celui des lois EXP et STE. De plus il est important de remarquer que l'estimation locale du paramètre de forme induit un bruit dans les estimations de le distribution GEV, GP et MGPWP.

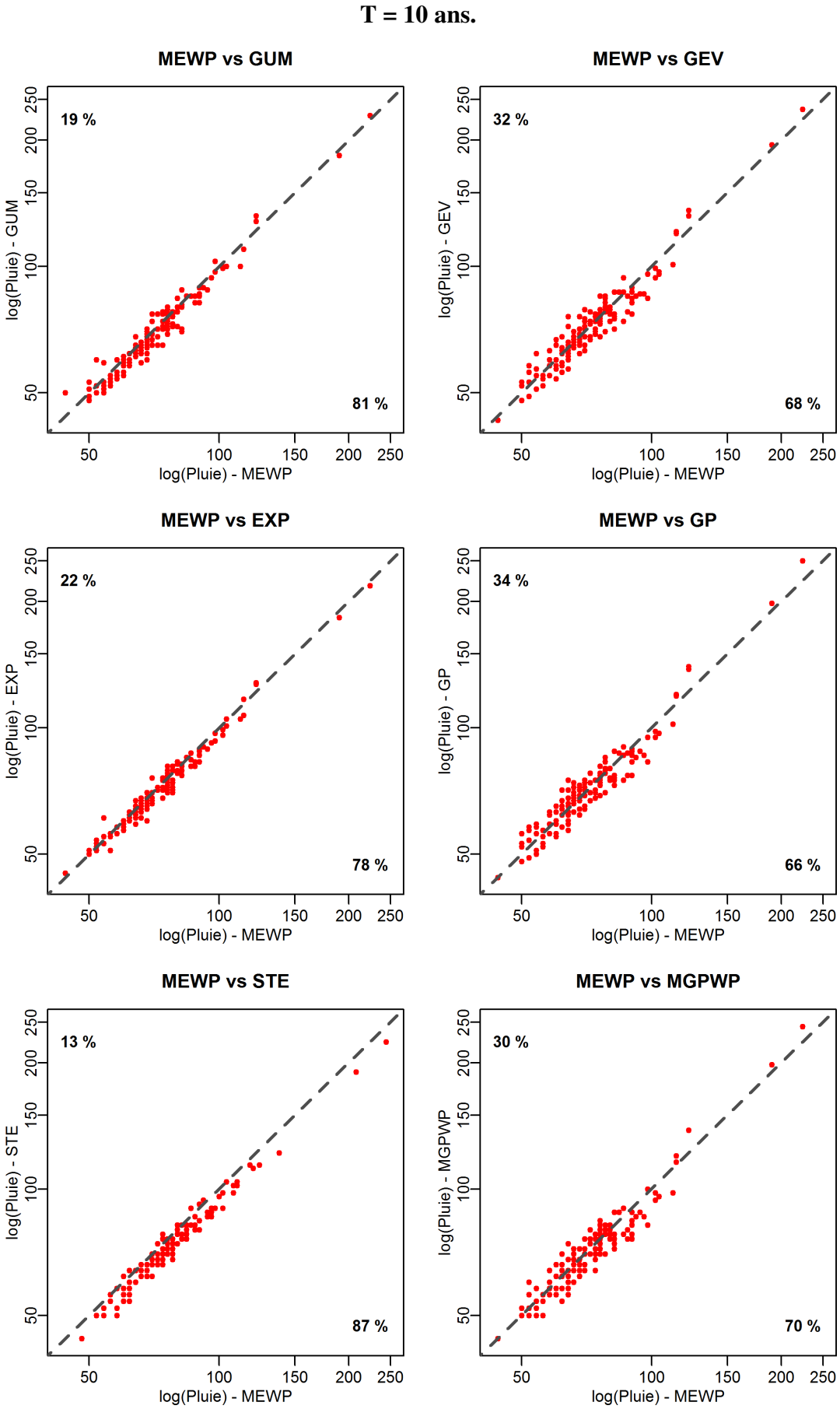


FIGURE 2.15: *Comparaison des estimations du modèle probabiliste MEWP à celles des autres modèles pour un temps de retour de 10 ans. Le pourcentage des cas où le modèle MEWP est plus élevé (en bas à droite) et son complémentaire (en haut à gauche) sont reportés.*

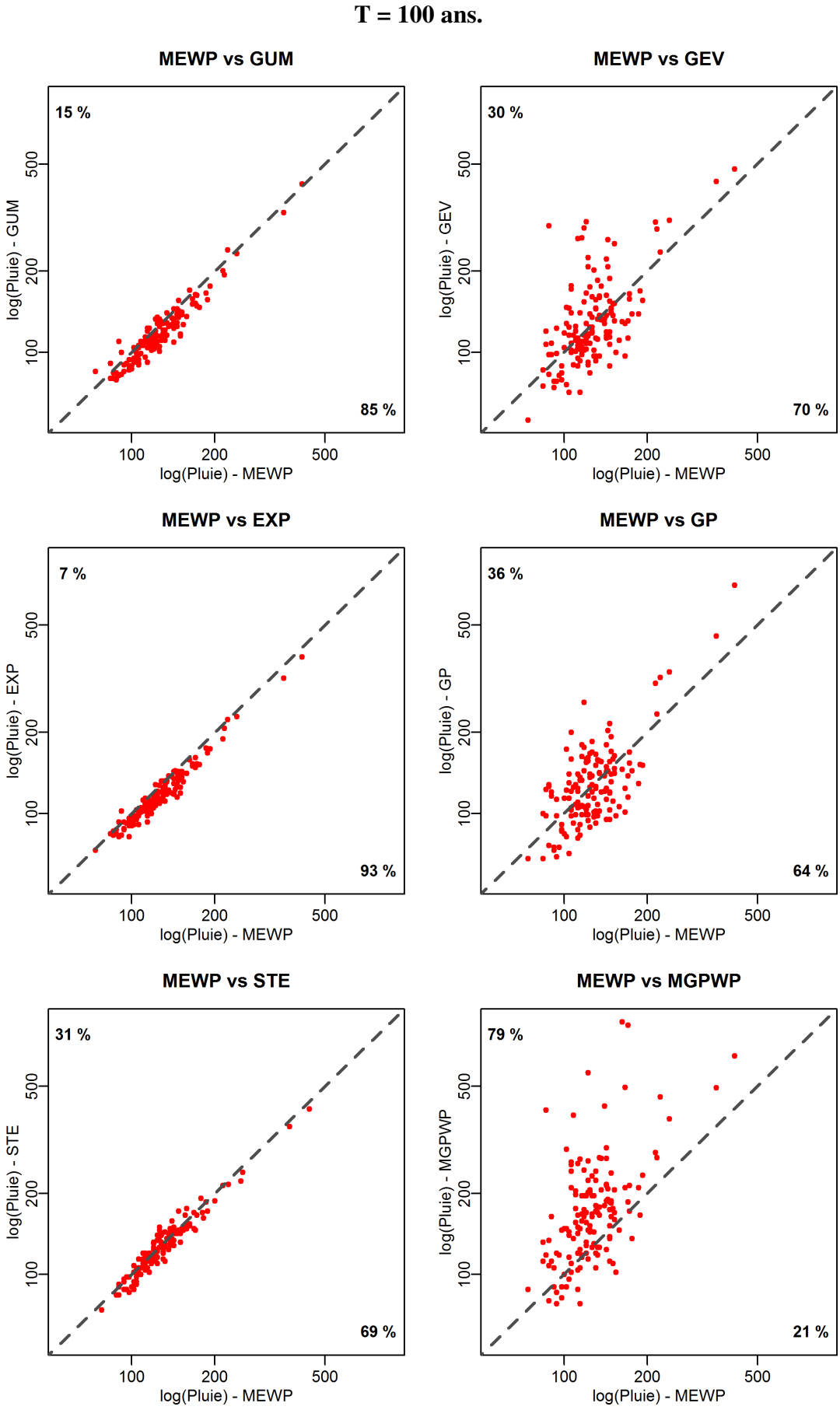


FIGURE 2.16: *Comparaison des estimations du modèle probabiliste MEWP à celles des autres modèles pour un temps de retour de 100 ans. Le pourcentage des cas où le modèle MEWP est plus élevé (en bas à droite) et son complémentaire (en haut à gauche) sont reportés.*

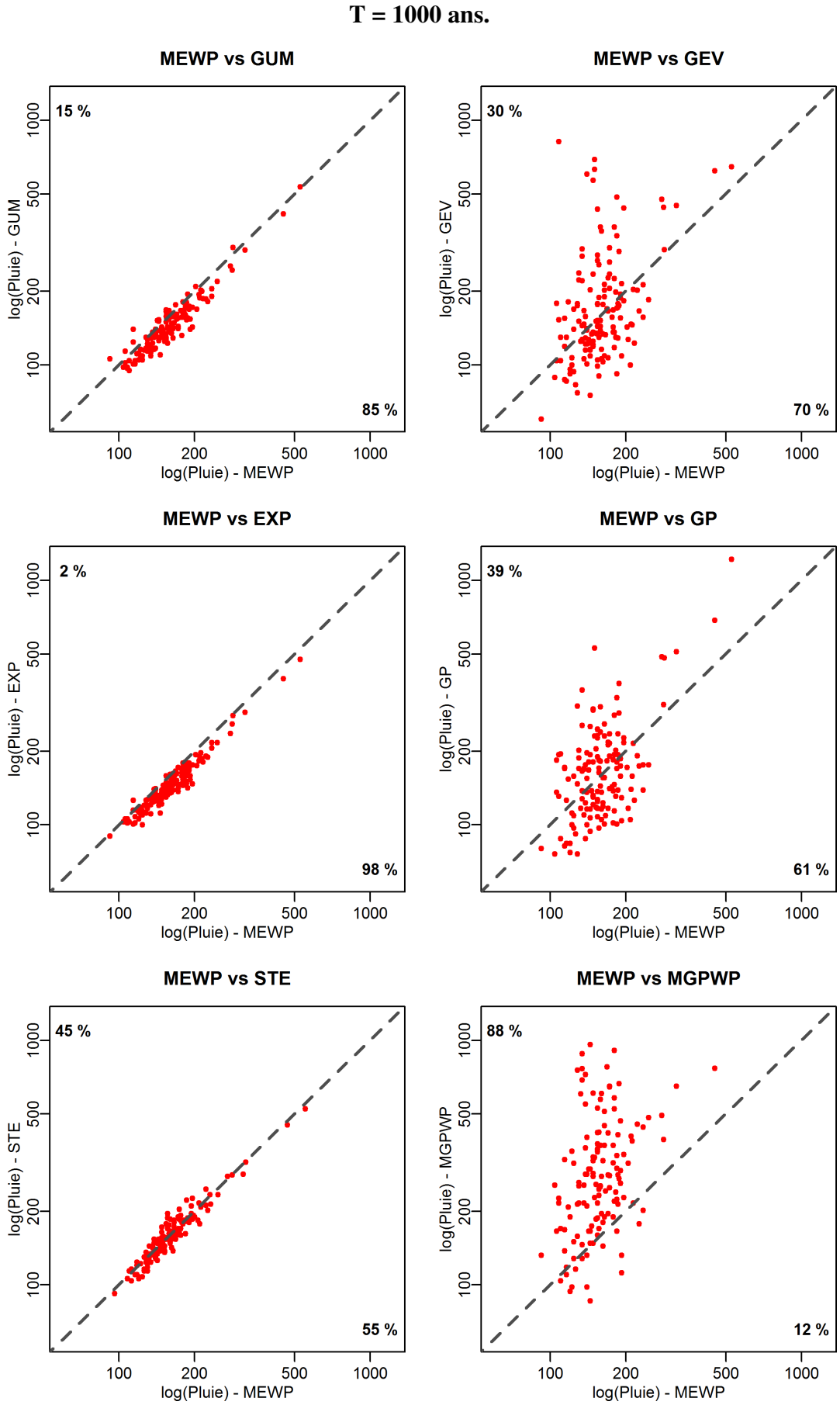


FIGURE 2.17: *Comparaison des estimations du modèle probabiliste MEWP à celles des autres modèles pour un temps de retour de 1000 ans. Le pourcentage des cas où le modèle MEWP est plus élevé (en bas à droite) et son complémentaire (en haut à gauche) sont reportés.*

2.8 Synthèse du deuxième chapitre

Dans ce chapitre, nous avons évalué les performances du modèle probabiliste MEWP à travers une comparaison avec les modèles standard issus de la théorie des valeurs extrêmes. Nous avons introduit une méthodologie de comparaison spécifique pour essayer de quantifier tant la *justesse* que la *robustesse* des modèles probabilistes testés. Pour donner du sens à la comparaison, une vaste base de données des pluies journalières a été exploitée.

Étant donné le nombre de modèles comparés et le nombre de stations pluviométriques considérées, nous pouvons tirer les conclusions générales suivantes :

- **Intérêt du découpage par types de temps.** Les résultats de la comparaison montrent que les modèles basés sur ce type de sous-échantillonnage (MEWP et MGPWP) ont une capacité considérable à prédire correctement les probabilités de valeurs non encore observées (non considérées dans l'échantillon de calage) : bonne performance du critère FF en validation. Cette considération suggère que le nombre élevé de paramètres, qui peut être considéré *a priori* comme un aspect négatif, n'influence pas les qualités statistiques de ce modèle.
- **Difficulté d'estimation du paramètre de forme, ξ, des distributions GEV, GP et MGPWP.** Les résultats montrent que l'estimation locale du paramètre de forme induit une chute de robustesse des modèles, surtout pour les temps de retour élevés, i.e. 100, 1000 ans. Par conséquent, pour des applications opérationnelles, nous recommandons une estimation régionale du paramètre de forme (Madsen *et al.*, 1995; Neppel *et al.*, 2007; Ribatet, 2007; Pujol *et al.*, 2008), non testée au cours de cette thèse.
- **Utilisation difficile du modèle probabiliste MGPWP.** L'analyse des scores souligne, comme nous l'avons déjà dit au début du chapitre, que pour des raisons de cohérence et de répétitivité, l'application de ce modèle est problématique dans un contexte opérationnel. Les performances de cette distribution sont très contrastées. D'une part une bonne distribution du critère FF en validation et des valeurs proches de l'optimum du score $COVER_T$, et d'autre part le critère FF en calage et le score $SPAN_T$ loin de leur valeur idéale. Toutefois nous envisageons la possibilité de tester dans des développements futurs l'utilisation d'une distribution GP pour ajuster les pluies du « type de temps à risque », mais en nous appuyant sur une estimation régionale du paramètre de forme. On renvoie aux conclusions générales pour une discussion sur les perspectives futures.
- **Bonne performance de la distribution STE**. Ce modèle probabiliste présente globalement des bons scores. Il est parmi les meilleurs modèles par rapport au critère FF (soit en calage soit en validation) et au score $SPAN_T$. Cependant il présente un taux de recouvrement des intervalles de confidence insuffisant : il est le pire modèle par rapport au score $COVER_T$.
- **« Validation » du modèle MEWP.** Le modèle MEWP représente un bon compromis entre la *justesse* et la *robustesse*. Il montre de bonnes capacités « prédictives » par rapport à des données indépendantes de la période de calage. De plus sa formulation permet d'avoir des estimations assez robustes pour aussi bien l'estimation centrale que ses intervalles de confiance. En général la comparaison réalisée nous a permis de mettre en évidence la

qualité de ce modèle probabiliste.

Las travaux présentés dans ce chapitre ont fait l'objet d'un article soumis à la revue Hydrology and Earth System Sciences (2010), sous l'intitulé suivant : « Reliability and robustness of rainfall compound distribution model based on weather patterns sub-sampling ».Cet article est reporté dans son intégralité en annexe B.

Dans le chapitre suivant, nous allons compléter la description probabiliste de l'épisode pluvieux avec l'introduction du modèle probabiliste des pluies adjacentes. La validation du processus de génération stochastique des épisodes pluvieux sera aussi abordée dans le chapitre suivant.

Chapitre 3

Validation du processus de génération stochastique des épisodes pluvieux

L'objet de ce chapitre est la « validation » du processus de génération stochastique des épisodes pluvieux. En premier lieu, la définition du pas de temps caractéristique du bassin versant est donnée pour, ensuite, décrire l'objet pluie spatiale du bassin versant. Après avoir défini l'objet d'étude (pluie spatiale à pas de temps adapté au bassin versant considéré), le modèle probabiliste des pluies adjacentes sera introduit. Ensuite le processus de génération stochastique des épisodes pluvieux sera analysé, en distinguant les études à pas de temps journalier (ou pluri-journalier) de celles à pas de temps infra-journalier. Dans la dernière partie, nous allons évaluer le processus de génération stochastique en vérifiant la concordance entre le modèle et les observations. Cette analyse sera menée en s'appuyant sur une base de données de 32 bassins versants.

Sommaire

3.1 Pas de temps caractéristique du bassin 81
3.2 La pluie spatiale de bassin 82
3.2.1 Calcul de la pluie spatiale SCHADEX 84
3.3 Le modèle probabiliste des pluies adjacentes 89
3.4 Génération stochastique des épisodes pluvieux 94
3.4.1 Pas de temps journalier ou pluri-journalier 95
3.4.2 Pas de temps infra-journalier 98
3.5 Validation du processus de génération stochastique des épisodes pluvieux 104
3.6 Synthèse du troisième chapitre 112

3.1 Pas de temps caractéristique du bassin

Dans la méthode SCHADEX le bassin versant est considéré dans sa globalité. L'étude des crues extrêmes est menée à un pas de temps (pdt) spécifique du bassin, c'est à dire sur **une durée caractéristique des principaux épisodes de crue observés sur le bassin**. Un processus standardisé pour calculer le pas de temps spécifique n'a jamais été fourni. Généralement il est considéré égal au temps de base moyen des hydrogrammes de crue, où le temps de base de écoulement est le temps qui s'écoule entre la montée significative de débit et le moment où la descente amorce une décroissance plus lente (Le Clerc, 2004).

En partant de ces constats, pour un bassin donné, le pas de temps peut être choisi en analysant la chronique de débits instantanés. Dans les faits, cette durée se trouve être un compromis entre le pas de temps qui respecte la définition donnée auparavant et le pas de temps des données disponibles.

Le choix du pas de temps peut être vérifié en s'appuyant sur l'analyse des hydrogrammes de crue les plus significatifs. À partir d'une sélection contrôlée d'hydrogrammes (pour plus de détails voir le chapitre 7), nous pouvons calculer un hydrogramme moyen adimensionnalisé (i.e. moyenne des tous les hydrogrammes adimensionnalisés [1] de la sélection, synchronisés sur la pointe de crue). Par convention, nous considérons le temps de base d'écoulement de cet hydrogramme égal à la durée entre le décollement du débit (début de l'hydrogramme) et le moment où le débit atteint redescend sous un niveau égal à $1/3$ du débit de pointe qix (fin de l'hydrogramme). Enfin, nous vérifions que le pas de temps choisi est inférieur ou égal au temps de base ainsi calculé.

La figure 3.1 montre la schématisation du calcul du temps de base de écoulement de l'hydrogramme adimensionnalisé moyen (reporté en rouge). Dans cette schématisation le temps de base de écoulement de cet hydrogramme est égal à environ 24h et donc pour ce cas un pas de temps égal à 24h serait retenu. Considérons maintenaient le bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2). Après avoir analysé l'hydrogramme adimensionnalisé moyen (calculé à partir d'une sélection de 54 hydrogrammes de crues sur la période 1980-2008), nous trouvons un temps de base de écoulement égal à environ 37h, un pas de temps de 24h est retenu. Souvent, si la condition entre pas de temps et durée de l'hydrogramme moyen le permet, pour simplifier considérablement le traitement de données, un pas de temps journalier est préférable.

Dans la méthode SCHADEX, la probabilisation du risque pluie et la simulation hydrologique sont réalisées à ce même pas de temps. La transposition des résultats, obtenus à ce pas de temps, à des valeurs instantanées est réalisée au moyen d'un coefficient de forme des crues. Ce sujet sera abordé en détail dans le chapitre 7.

Dans ce chapitre nous allons analyser le processus de génération stochastique des épisodes pluvieux, qui s'appuie sur une chronique de « pluie de bassin « au pas de temps adapté à la dynamique des crues du bassin considéré. À ce propos, avant d'entrer dans les détails du processus de génération stochastique, nous allons introduire l'objet « pluie de bassin ».

1. Les valeurs de l'hydrogramme sont divisées par la valeur du débit de pointe.

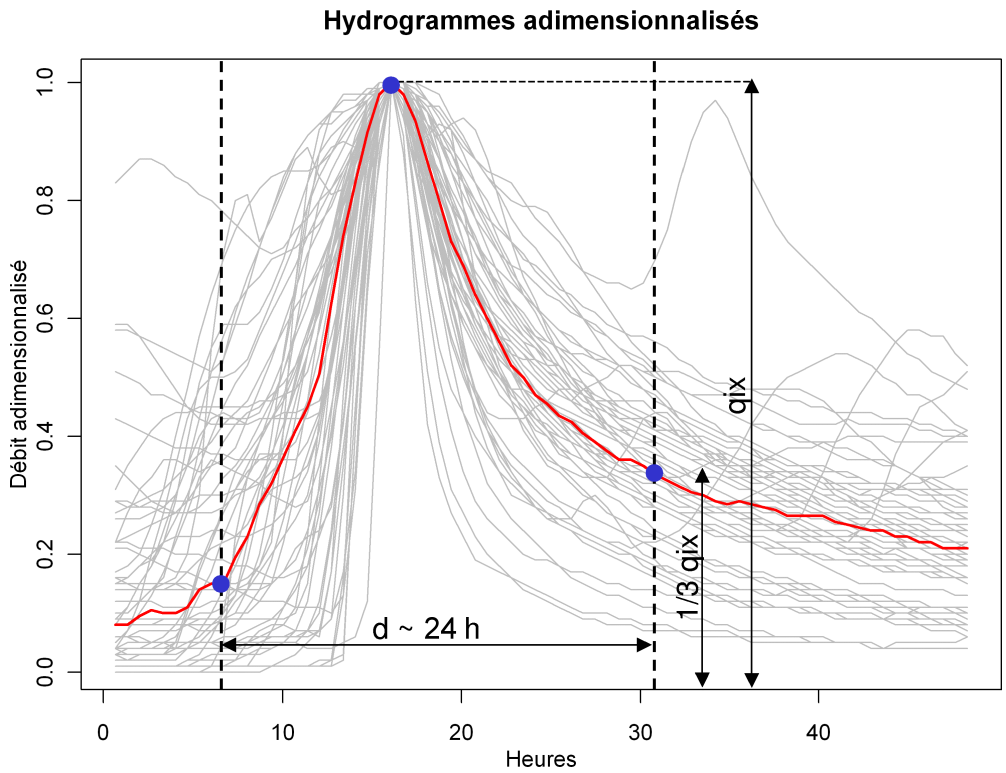


FIGURE 3.1: *Schématisation du calcul du temps de base de écoulement de l'hydrogramme adimensionnalisé moyen (courbe en rouge).*

3.2 La pluie spatiale de bassin

Notre objet d'étude est le bassin versant et une des premières opérations à effectuer consiste à passer de plusieurs pluies ponctuelles, issues du réseau de mesure, à une hauteur d'eau moyenne précipitée sur une surface donnée. En d'autres termes, il s'agit de calculer la pluie dite « de bassin », c'est-à-dire **une pluie unique représentative de la quantité moyenne de pluie tombée sur le bassin considéré**. Cependant, il ne faut pas oublier que cette démarche est une conséquence directe de l'utilisation d'un modèle hydrologique global qui s'appuie sur ce type d'entrée.

De nombreuses méthodes ont été proposées pour calculer la pluie de bassin. Nous pouvons regrouper les méthodes en quatre classes principales, sachant que chacune présente des variantes :

1. **Moyenne arithmétique**. C'est la méthode la plus simple. Il s'agit de calculer la moyenne arithmétique des différentes stations, en considérant l'information apportée par chaque pluviomètre comme le résultat d'un sondage classique, i.e. tirage d'une observation indépendante des autres dans une large population. Cependant cette hypothèse d'indépendance résiste mal à un regard attentif.
2. **Moyenne pondérée**. Cette méthode représente une évolution de la précédente. Dans cette approche, chaque pluviomètre est pondéré par un coefficient, tenant compte de la densité des postes et de leur répartition sur le bassin. Pour le calcul des coefficients de pondération il est possible d'utiliser, par exemple, la méthode des polygones de Thiessen. En conséquence, le coefficient de pondération du pluviomètre *i* est égal au rapport entre l'aire

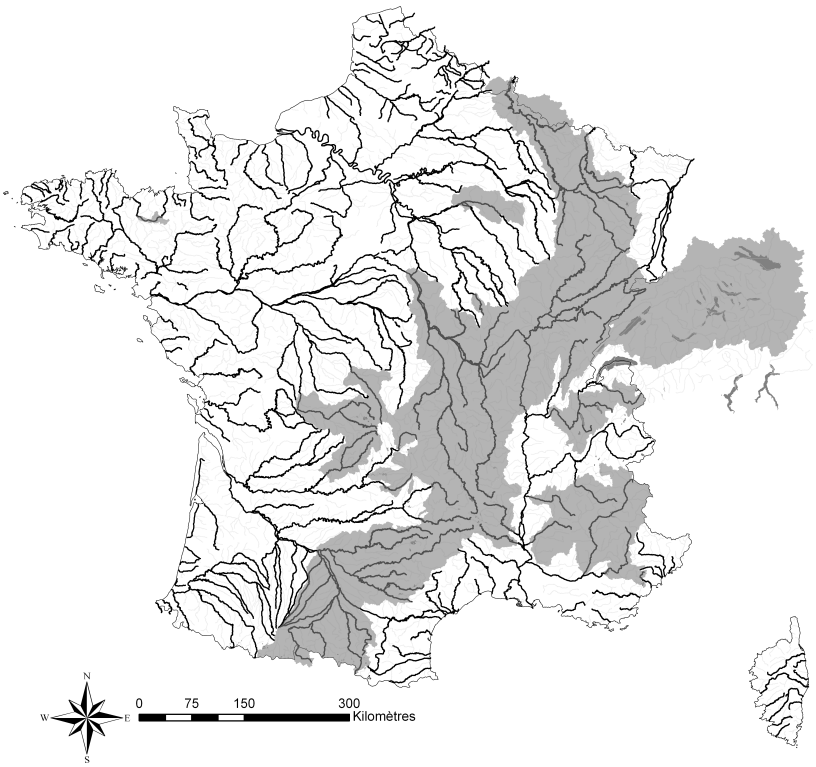


FIGURE 3.2: *Carte des bassins versants où EDF fournit des prévisions de débit à court, moyen et long terme pour le territoire français et suisse (bassin du Rhin). Au début 2010, ces prévisions concernent environ 100 bassins, pour une surface de 250 000 km^2 (Mathevet et Garçon, 2010).*

de son polygone de Thiessen et la superficie totale du bassin versant considéré.

3. **Méthode des isohyètes**. Il s'agit de déterminer des zones d'égale pluviométrie à partir du réseau de mesure et des pentes du bassin versant. La pluie de bassin est donc calculée en sommant la pluie moyenne tombée entre deux isohyètes pondérées par la superficie comprise entre ces deux courbes de niveau.
4. **Méthodes dites « géostatistiques »**. Dans cette approche, on discrétise le bassin selon une grille spatiale. En chaque point de cette grille on estime la hauteur de précipitation, par example en interpolant spatialement par krigeage les mesures ponctuelles des postes les plus proches au point considéré. Les différentes valeurs sont ensuite agrégées pour former la pluie de bassin.

En accord avec Bourqui (2008), chaque méthode peut fournir une estimation plus ou moins correcte à la condition que le champ pluviométrique puisse être considéré comme constamment uniforme sur toute la surface ou que la pluie puisse être mesurée correctement en tout point du bassin versant. Ces deux conditions sont difficilement remplies. De plus, en ce qui concerne les bassins de montagne, la densité des pluviomètres en altitude est généralement insuffisante et pour cela elle représente une source d'incertitude dans le calcul de la pluie du bassin. La « véritable » pluie spatiale est donc inconnue. Cependant l'estimation de la pluie du bassin reste un vrai besoin de l'hydrologue. Le débat autour de cette thématique reste toujours ouvert, mais il ne fait pas l'objet de cette thèse.

Comme nous l'avons déjà dit auparavant, de très nombreuses variantes de chaque méthode sont possibles. Nous renvoyons à la revue de Singh et Chowdhury (1985) pour une liste plus ex-

haustive. Dans la méthode SCHADEX, un mélange des méthodes décrites ci-devant est utilisé. Pour arriver à mieux comprendre la suite, dans les paragraphes suivants nous avons décidé de présenter de façon approfondie le calcul de la pluie spatiale employé dans la méthode SCHADEX. Cette démarche, issue de nombreuses applications opérationnelles au sein d'EDF, aussi bien pour des études de prédétermination de crue que dans un contexte de prévision hydrométéorologique opérationnelle (Fig. 3.2), a fourni des résultats jugés robustes (en vu de l'expérience acquise), alors que certaines des ses hypothèses sont tout à fait contestables. Ce constat nous a permis de justifier l'approche qui a été donc retenue et appliquée (voir discussion dans la section suivante).

3.2.1 Calcul de la pluie spatiale SCHADEX

Le calcul de la pluie spatiale de bassin utilisé dans la méthode SCHADEX peut être divisé en trois étapes :

1. Calcul de la pluie spatiale de base PS_0.
2. Calage du modèle hydrologique avec PS_0.
3. Calcul de la pluie spatiale optimisée PS_1.

Calcul de la pluie spatiale de base PS_0

La pluie spatiale de base est la première estimation de la lame d'eau précipitée sur le bassin. Les solutions envisageables pour calculer PS_0 sont, par ordre de complexité croissante, les suivantes :

- Moyenne de tous les postes disponibles dans ou à proximité immédiate du bassin.
- Moyenne pondérée par les polygones de Thiessen.
- Krigeage simple.
- SPAZM (Gottardi, 2009).

Dans ce calcul il est intégré le plus grand nombre possible de postes disponibles dans le bassin ou à proximité immédiate. Cependant, pour ne pas biaiser cette estimation, il faut vérifier que la répartition spatiale des postes dans le bassin soit relativement homogène (surtout si on utilise la première solution).

A titre d'exemple nous allons présenter le cas du bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2, pdt : 24h). Dans cette application, nous avons choisi de calculer PS_0 comme la moyenne des postes pondérés par les polygones de Thiessen. Le tableau 3.1 reporte la liste des stations, l'aire du polygone de Thiessen et le poids correspondant à chaque pluviomètre considéré pour le calcul de PS_0. La figure 3.3 montre les emplacements des 22 pluviomètres considérés pour le calcul de cette pluie spatiale de base et la représentation graphique des polygones de Thiessen associés.

TABLE 3.1: *Liste des stations, aire du polygone de Thiessen et poids correspondant à chaque pluviomètre considéré pour le calcul de PS_0. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008.*

ID	Organisme	Nom	Aire Thiessen (km^2)	Poids (%)
P2033	EDF	Montpezat	138	6.1
P2038	EDF	Vals	192	8.5
P2050	EDF	Valgorge	153	6.7
P2064	EDF	Chasserades	133	5.9
P2068	EDF	Villefort	132	5.8
P2200	EDF	Malons	73	3.2
P3002	EDF	St Eulalie	26	1.2
P3012	EDF	Mazan	22	1.0
P3124	EDF	St Etienne	16	0.7
7005001	Météo France	Alba la Romaine	84	3.7
7011002	Météo France	Antraigues sur Volane	136	6.0
7033001	Météo France	Bessas	253	11.2
7075001	Météo France	Cros de Georand	2	0.1
7110001	Météo France	Joyeuse	289	12.8
7144001	Météo France	Loubaresse	116	5.1
7153001	Météo France	Mayres	78	3.4
7159001	Météo France	Mirabel	220	9.7
7186001	Météo France	Privas	16	0.7
7286002	Météo France	St Pierreville	1	0.1
7334001	Météo France	Les Vans	125	5.5
48027002	Météo France	Le Bleymard	54	2.4
48014001	Météo France	Bagnols les Bains	2	0.1

Calage du modèle hydrologique avec PS_0

Une fois estimée la pluie spatiale de base PS_0, nous réalisons le calage d'un modèle hydrologique, au pas de temps adéquat, en nous appuyant sur cette estimation de pluie spatiale. Dans le cas spécifique de la méthode SCHADEX, un modèle hydrologique conceptuel à réservoir, dénommé MORDOR [2] est utilisé. Les calculs sont menés en année hydrologique (1 octobre - 30 septembre) plutôt qu'en année civile. Une période d'initialisation significative est laissée au modèle hydrologique. Idéalement, cela revient à démarrer la simulation au 1 octobre de l'année N et à calculer les critères à partir du 1 octobre de l'année N+1. Nous pouvons appeler ce modèle le « modèle 0 ».

Le « modèle 0 » est donc retenu valide si les conditions suivantes sont remplies :

– Les performances sont correctes : $NASH > 0.75$ et $R^2dQ > 0.5$.

2. Voir chapitre 6 pour plus d'informations sur le modèle pluie-débit, sur ses paramètres et sur les stratégies de calage employées .

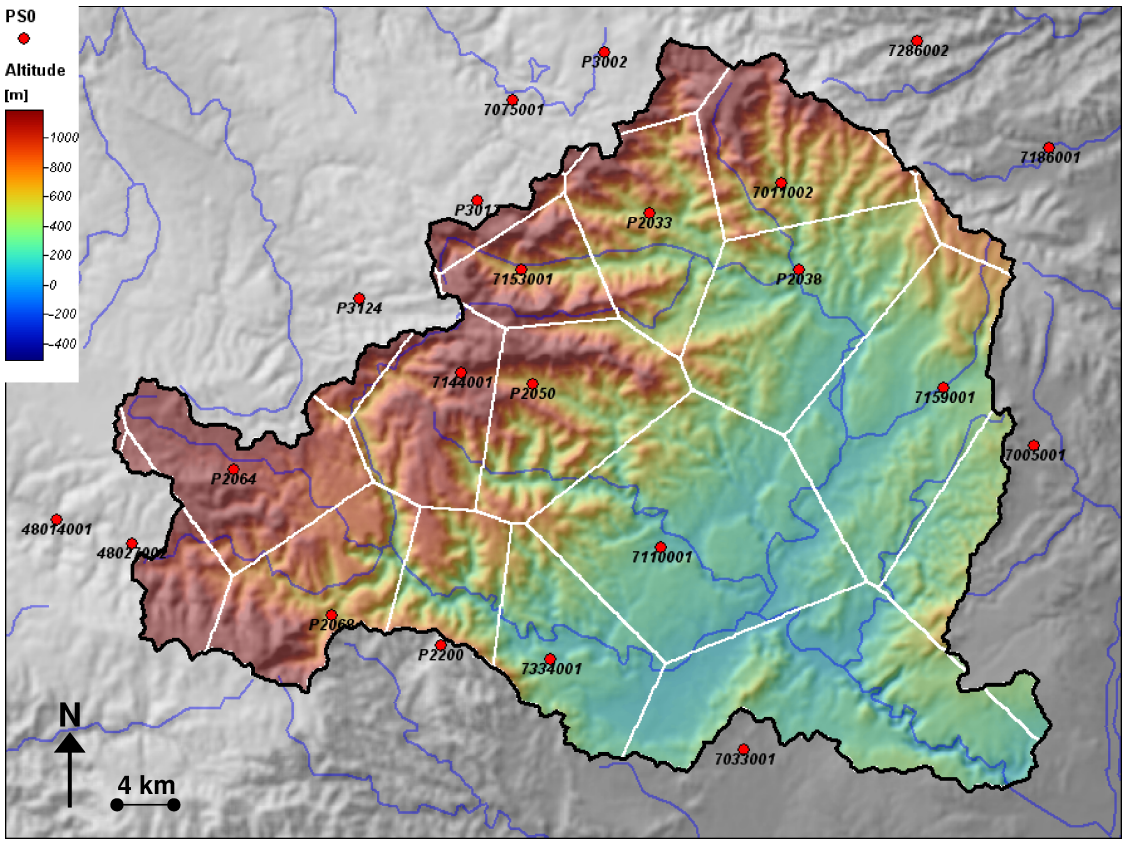


FIGURE 3.3: *Emplacements des 22 pluviomètres considérés pour le calcul de la pluie spatiale de base PS_0 et représentation graphique des polygones de Thiessen associés. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008.*

– Le bouclage en volume est réalisé : écart inférieur à 3% entre les volumes écoulés observés et modélisé.
– Le déficit d'écoulement (autrement dit perte par évapotranspiration) reste conforme à une estimation locale [3].

Si le modèle obtenu semble irréaliste vis-à-vis du déficit d'écoulement, un coefficient de majoration des précipitations doit être introduit. Cela revient à dire que la lame d'eau PS_0 est imparfaitement estimée par une moyenne spatiale et ne permet pas de boucler de façon réaliste le bilan hydrologique sur la période de calage. Le correctif à appliquer à la lame d'eau est donc identifié avec le modèle hydrologique. Si le pas de temps du bassin considéré est supérieur ou égal à 24 h, nous préférons comparer le volume global sur la période de calage de PS_0 avec celui de l'estimation spatiale des précipitations fourni par Gottardi (2009). Cette dernière estimation de la pluie a été qualifiée et contrôlée en terme de déficit d'écoulement. Le coefficient correctif de la pluie spatiale de base PS_0 est appelé CP_0.

3. Dans la littérature, on retrouve plusieurs formulations empirique pour le calcul de l'évapotranspiration, par exemple pour n'en citer que quelques unes : formule de Turc (Turc, 1953), Menzel (Menzel et Lang, 1998), Baumgartner (Baumgartner *et al.*, 1978, 1983), Oudin (Oudin, 2004), Mouelhi (Mouelhi, 2003), etc.

Calcul de la pluie spatiale optimisée PS_1

Ensuite, nous allons évaluer le poids de chaque pluviomètre dans l'explication du débit par le modèle hydrologique.

Soit P_0 le volume global précipité estimé avec PS_0 calculé sur la période de calage du « modèle 0 » :

$$P_0 = CP_0 \cdot \sum_{j=1}^{J} PS_0(j) \tag{3.1}$$

où $j = 1, ..., J$ est le pdt considéré.

Soit P_i le volume global précipité au pluviomètre i, nous pouvons définir CP_i comme le ratio entre les volumes P_i et P_0 :

$$CP_i = \frac{P_0}{P_i = \sum_{j=1}^{J} p_i(j)} \tag{3.2}$$

Pour chaque pluviomètre i, on réalise une simulation avec le « modèle 0 », en remplaçant à chaque pas de temps j, l'estimation de $PS_0(j)$ par $P_i^*(j) = CP_i \cdot p_i(j)$. La correction introduite par CP_i permet d'injecter chacune des séries pluviométriques dans le modèle hydrologique tout en conservant le volume global précipité P_0.

Nous obtenons ainsi $Q_{mod,i}$, c'est-à-dire le débit calculé avec le « modèle 0 » et le pluviomètre i. Sur la période de calage du « modèle 0 », nous établissons une régression linéaire entre le débit observé Q_{obs} et les débits $Q_{mod,i}$ calculés avec le modèle et les différents pluviomètres.

Remarque : procéder de cette façon revient à faire la forte hypothèse que le relation pluie-débit établie par le modèle hydrologique est linéaire, ce qui est évidemment faux. Cependant, les résultats obtenus sur environ 100 bassins versants (Fig. 3.2 à la page 83) sont tout à fait crédibles, ce qui justifie l'approche.

Pour établir cette régression, nous utilisons de préférence un outil de type « régression pas à pas » ou « meilleur modèle » qui permet d'optimiser la régression en n'intégrant que les variables concourant significativement à l'explication du débit observé. Cela permet d'éliminer les postes pluviométriques redondants. Les coefficients issus de cette régression, représentatifs du « poids » du pluviomètre dans l'explication des débits observés par le modèle, seront transposés aux différents postes.

Pour cette régression linéaire (réalisée avec constante nulle), nous ne retenons que les séries dont les coefficients a_i sont de façon significative positifs (> 5%), en essayant de garder un pluviomètre tout les 200 - 300 km^2 suivant le nombre de séries disponibles[4]. La régression linéaire s'ecrit :

$$Q_{obs} = \sum_i a_i \cdot Q_{mod,i} \tag{3.3}$$

Les coefficients de la pluie spatiale tiennent compte à la fois de la correction du volume

4. Ce constat est valable pour des bassins de surface supérieure à 1000 km^2. Pour les bassins plus petits cette règle quantitative n'est évidement plus valable.

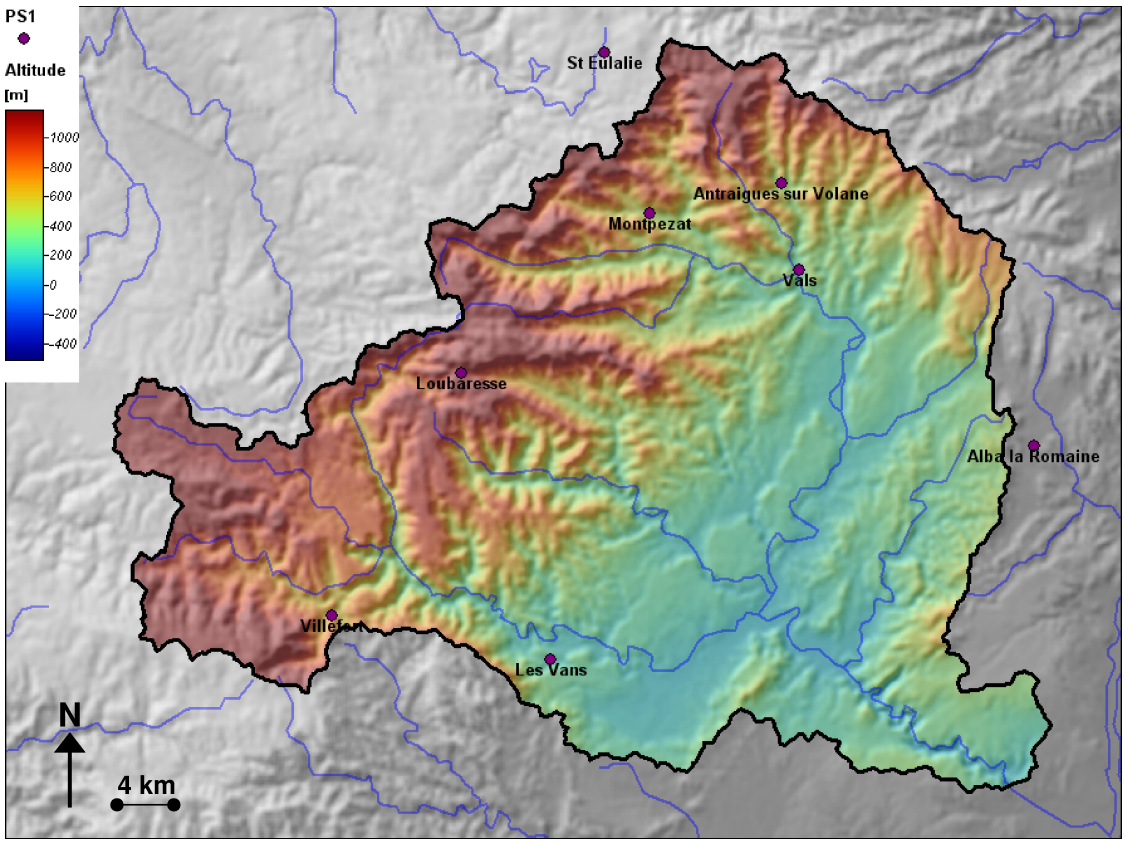


FIGURE 3.4: *Emplacements des 8 pluviomètres considérés pour le calcul de la pluie spatiale optimisée PS_1. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008*

précipité et du résultat de la régression linéaire sur les débits. Pour chacun des pluviomètres retenus, le poids devient égal à :

$$b_i = CP_i \cdot a_i \tag{3.4}$$

Les coefficients à utiliser dans la formule de calcul de la pluie spatiale sont enfin « normés », c'est-à-dire leur somme soit égale à CP_0. Les coefficients de la pluie spatiale optimisée PS_1 sont donc, pour les postes retenus :

$$b_i^* = CP_0 \cdot \frac{b_i}{\sum_i b_i} \tag{3.5}$$

Dans le cas du bassin de l'Ardèche à Sauze, huit pluviomètres (un pluviomètre environ tous les 280 km^2) ont été retenus pour le calcul de PS_1. Le tableau 3.2 reporte la liste des pluviomètres retenus avec leurs poids b_i^* correspondants. Les emplacements des huit postes considérés sont présentés en figure 3.4. Nous pouvons remarquer que cette configuration de pluie spatiale nous porte à légèrement sous-représenter la partie sud-ouest du bassin versant. Ce résultat est directement corrélé au fait de s'appuyer sur l'information hydrologique qui, pour le cas du bassin de l'Ardèche, est légèrement influencée par la présence de certains aménagements sur le bassin du Chassezac. Une fois définis le pdt et la pluie spatiale du bassin, nous allons finalement introduire, dans la section suivante, le modèle probabiliste des pluies adjacentes.

TABLE 3.2: *Liste des stations et poids relatifs considérés pour le calcul de la pluie spatiale optimisée PS_1. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008.*

ID	Organisme	Nom	Poids b_i^* (%)
P2033	EDF	Montpezat	8
P2038	EDF	Vals	12
P2068	EDF	Villefort	8
P3002	EDF	St Eulalie	10
7005001	Météo France	Alba la Romaine	8
7011002	Météo France	Antraigues sur Volane	28
7144001	Météo France	Loubaresse	10
7334001	Météo France	Les Vans	12

3.3 Le modèle probabiliste des pluies adjacentes

Nous rappelons que l'épisode pluvieux P_{epi} (voir le paragraphe 1.1, à la page 17) est l'épisode distribué sur trois pas de temps de forme triangulaire, où le maximum (*pluie centrale* P_c) est au milieu de deux pluies dénommées *pluies adjacentes* (P_{a-} et P_{a+}). Dans le chapitre 1 le modèle probabiliste de pluie centrale a été introduit. Maintenant pour terminer la description probabiliste de l'épisode pluvieux, il nous reste à introduire le modèle probabiliste des pluies adjacentes.

En considérant un pas de temps caractéristique compris entre 4h et 48h (gamme généralement utilisée pour des études de crues extrêmes de bassins versants français), les différentes pluies d'un épisode pluvieux P_{epi} présentent une corrélation significative. En conséquence, une fois décrite la probabilité d'observer une pluie centrale (à travers le modèle probabiliste MEWP), il nous reste à modéliser la probabilité d'observer une pluie adjacente, P_{a-} ou P_{a+}, sachant la valeur de pluie centrale.

Il s'agit d'un problème de statistique bi-varié. On cherche à modéliser les probabilités suivantes :

$$\begin{cases} Prob\,(P_{a-}/P_c|P_c) \\ Prob\,(P_{a+}/P_c|P_c+P_{a-}) \end{cases} \tag{3.6}$$

Pour répondre à ce besoin, les développeurs de la méthode SCHADEX ont privilégié un modèle simple : des tableaux de contingence sont utilisés comme modèle probabiliste des pluies adjacentes. Cependant, différentes approches sont envisageables pour modéliser ces probabilités. En plus des modèles classiques de la statistique multi-variée [5], on trouve dans la littérature plusieurs applications fondées sur l'utilisation des fonctions copules [6]. Pour ne citer que

5. Pour le cas bi-varié une solution possible consiste à conditionner les paramètres de la loi marginale d'une variable aléatoire par l'autre variable.

6. La copule est un objet mathématique venant de la théorie des probabilités qui permet de caractériser la

quelques exemples récents : Favre *et al.* (2004); De Michele *et al.* (2008); Lennartsson *et al.* (2008); Serinaldi (2009a,b); Pinya *et al.* (2009).

Un des principaux avantages des tableaux de contingence, par rapport aux autres approches, est leur simplicité. Par contre, ils ont plusieurs inconvénients : i) ils modélisent la probabilité d'une façon discrète, ii) ils sont fortement conditionnés par la taille de l'échantillon [7] et iii) ils réalisent une extrapolation aux événements extrêmes intégralement portée par une classe d'effective de taille réduite (dernière classe du tableau de contingence).

Des études préliminaires ont été réalisées pour tester d'autres modèles probabilistes à la place des tableaux de contingence. Un modèle bi-varié qui utilise une loi bêta comme loi marginale a été expérimenté. La comparaison de ces deux modèles, par rapport aux données de calage, n'a pas mis en évidence de fortes différences entre les deux estimations.

Pour des questions de temps et de planning dans cette thèse nous n'avons pas essayé de remplacer l'approche basée sur des tableaux de contingence par un autre modèle. Nous avons décidé de commencer par vérifier si cette approche est bien adaptée à nos finalités et si l'hypothèse asymptotique associée (qui sera énoncée ci-dessous) est appropriée. Nous sommes en total accord avec les développeurs de la méthode : **une formulation simple est préférable aux modèles plus sophistiqués, si le gain en performance procuré par ces derniers est négligeable**.

Le modèle probabiliste des pluies adjacentes est ainsi défini. Pour un bassin versant donné, cette probabilisation utilise les épisodes P_{epi} de la chronique de pluie spatiale à pas de temps adapté au bassin. Les épisodes P_{epi} sont donc répartis en les triant suivant la pluie centrale P_c, et en les divisant en plusieurs classes. Le nombre des classes est variable entre 3 et 5. Généralement la division en classes est faite de façon à ce que chaque classe compte deux fois moins d'individus que la classe précédente et la dernière classe compte environ 100 observations minimum. Pour chaque classe, on calcule la probabilité empirique que le rapport P_{a-}/P_c soit entre 0 et 10%, entre 10 et 20%, $\cdots$, entre 90 et 100%. De la même façon nous pouvons calculer la probabilité empirique du rapport P_{a+}/P_c, mais cette fois-ci conditionnellement au volume précédemment precipité $(P_c + P_{a-})$.

Un premier constat peut être fait : dans certains cas, à cumul sur le pas de temps équivalent, des épisodes plutôt d'origine convective auront une « signature temporelle » très distincte d'épisodes d'origine plus frontale. Pour prendre en compte cette hétérogénéité, un découpage saisonnier est envisageable. À la différence du modèle de pluie centrale, dans ce cas nous conseillons de ne pas dépasser les deux saisons (pour des questions d'effectif) et de réaliser un recoupement avec les saisons de pluie centrale.

Le modèle ainsi décrit est fondé sur une forte hypothèse asymptotique : **le comportement asymptotique du modèle est intégralement porté par la dernière classe du tableau de contingence**. À partir d'une certaine valeur de P_c (borne inférieure de la dernière classe) la

dépendance entre les différentes coordonnées d'une variable aléatoire (ou différentes variables aléatoires) sans faire des hypothèses *a priori* sur les lois marginales.

7. Généralement on peut faire le constat que, pour avoir une estimation robuste, il faut disposer d'une chronique de 20 ans minimum.

probabilité du ratio P_{a-}/P_c (ou P_{a+}/P_c) n'évolue plus. Cet aspect est le principal inconvénient des tableaux de contingence et représente la notable différence par rapport aux autres modèles probabilistes : par exemple l'application d'une loi marginale continue amènerait à avoir une hypothèse asymptotique conditionnée par la queue de la distribution marginale. Vérifier la cohérence de cette hypothèse est tout sauf facile. Dans les paragraphes suivants nous allons nous interroger sur la capacité du modèle probabiliste à s'adapter aux observations. Des considérations sur l'hypothèse asymptotique seront ainsi réalisées de manière empirique.

Pour ne pas fournir des estimations trop sensibles aux observations considérées (période de calage) et au même temps représentatives du « véritable » comportement asymptotique de la variable aléatoire considérée, un compromis sur les effectifs de la dernière classe du tableau de contingence doit être réalisé. Pour cela, dans toutes les applications effectuées, la dernière classe du tableau de contingence compte généralement 100 individus environ.

Pour le cas du bassin versant de l'Ardèche à Sauze, nous reportons les tableaux de contingence calés sur la pluie spatiale établie sur la période 1959-2008 : un découpage en deux saisons a été réalisé : de septembre à février (saison 1) et de mars à août (saison 2). La liste des tableaux est la suivante :

- Modèle des pluies adjacentes P_{a-}, saison 1 : tableau 3.3.
- Modèle des pluies adjacentes P_{a+}, saison 1 : tableau 3.4.
- Modèle des pluies adjacentes P_{a-}, saison 2 : tableau 3.5.
- Modèle des pluies adjacentes P_{a+}, saison 2 : tableau 3.6.

Le modèle probabiliste s'interprète de la manière suivante : par exemple, concernant le tableau de contingence des pluies adjacentes P_{a-} de la saison 1 (Tab.3.3), pour les épisodes dont la pluie centrale est supérieure ou égale à 76 mm (classe 4), 22% des pluies précédant la pluie centrale sont comprises dans un rapport entre 0 et 10% de la pluie centrale. Toujours pour les épisodes les plus forts (classe 4), 72% des pluies, précédantes la pluie centrale, valent moins de 50% de celle-ci, cette proportion vaut 74% pour les pluies suivant la pluie centrale. Des considérations analogues peuvent être faites aussi pour les autres tableaux de contingence.

En ce qui concerne le découpage saisonnier on peut constater que, en printemps et en été (saison 2), les précipitations sont généralement plus brèves, i.e. les P_{a-} et P_{a+} sont souvent nulles. De plus, en automne et en hiver (saison 1), le fait d'observer des passages frontaux qui s'achèvent sur les pluies les plus intenses, se traduit dans un pourcentage plus élevé de P_{a+} nulle que de P_{a-} nulle.

L'application de cette approche à environ 70 bassins versants en France nous permet d'affirmer que, généralement, la probabilité d'observer une pluie significative avant ou après une pluie centrale augmente avec la valeur de celle-ci. En d'autres termes, les pluies les plus fortes arrivent rarement seules.

TABLE 3.3: *Modèle des pluies adjacentes P_{a-}. Tableau de contingence de la saison 1 (septembre - février). Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008.*

	P_c			
Classe	1	2	3	4
Borne Inf.	1	11	39	76
Borne Sup.	11	39	76	∞
$0 \leq P_{a-}/P_c < 0.1$	0.4367	0.4219	0.3560	0.2268
$0.1 \leq P_{a-}/P_c < 0.2$	0.1401	0.1641	0.1204	0.1443
$0.2 \leq P_{a-}/P_c < 0.3$	0.0789	0.1146	0.1152	0.1546
$0.3 \leq P_{a-}/P_c < 0.4$	0.0762	0.0703	0.0576	0.1134
$0.4 \leq P_{a-}/P_c < 0.5$	0.0571	0.0286	0.0681	0.0825
$0.5 \leq P_{a-}/P_c < 0.6$	0.0449	0.0469	0.0471	0.0928
$0.6 \leq P_{a-}/P_c < 0.7$	0.0422	0.0339	0.0681	0.0412
$0.7 \leq P_{a-}/P_c < 0.8$	0.0395	0.0443	0.0681	0.0515
$0.8 \leq P_{a-}/P_c < 0.9$	0.0272	0.0339	0.0576	0.0515
$0.9 \leq P_{a-}/P_c < 1$	0.0571	0.0417	0.0419	0.0412

TABLE 3.4: *Modèle des pluies adjacentes P_{a+}. Tableau de contingence de la saison 1 (septembre - février). Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008.*

	$P_c + P_{a-}$			
Classe	1	2	3	4
Borne Inf.	1	13	49	103
Borne Sup.	13	49	103	∞
$0 \leq P_{a+}/P_c < 0.1$	0.3965	0.4491	0.4316	0.3579
$0.1 \leq P_{a+}/P_c < 0.2$	0.1543	0.1567	0.1789	0.0842
$0.2 \leq P_{a+}/P_c < 0.3$	0.1110	0.0992	0.1053	0.0842
$0.3 \leq P_{a+}/P_c < 0.4$	0.0677	0.0653	0.0421	0.1158
$0.4 \leq P_{a+}/P_c < 0.5$	0.0501	0.0470	0.0579	0.0947
$0.5 \leq P_{a+}/P_c < 0.6$	0.0447	0.0366	0.0263	0.0632
$0.6 \leq P_{a+}/P_c < 0.7$	0.0460	0.0548	0.0421	0.0526
$0.7 \leq P_{a+}/P_c < 0.8$	0.0541	0.0339	0.0368	0.0632
$0.8 \leq P_{a+}/P_c < 0.9$	0.0406	0.0157	0.0316	0.0421
$0.9 \leq P_{a+}/P_c < 1$	0.0352	0.0418	0.0474	0.0421

TABLE 3.5: *Modèle des pluies adjacentes P_{a-}. Tableau de contingence de la saison 2 (mars - août). Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008.*

	P_c			
Classe	1	2	3	4
Borne Inf.	1	8	22	44
Borne Sup.	8	22	44	∞
$0 \leq P_{a-}/P_c < 0.1$	0.5569	0.5396	0.4603	0.3824
$0.1 \leq P_{a-}/P_c < 0.2$	0.1058	0.1228	0.1587	0.1863
$0.2 \leq P_{a-}/P_c < 0.3$	0.0860	0.0767	0.1111	0.1275
$0.3 \leq P_{a-}/P_c < 0.4$	0.0622	0.0486	0.0741	0.0882
$0.4 \leq P_{a-}/P_c < 0.5$	0.0370	0.0435	0.0423	0.0490
$0.5 \leq P_{a-}/P_c < 0.6$	0.0317	0.0307	0.0529	0.0588
$0.6 \leq P_{a-}/P_c < 0.7$	0.0331	0.0409	0.0265	0.0392
$0.7 \leq P_{a-}/P_c < 0.8$	0.0225	0.0230	0.0106	0.0294
$0.8 \leq P_{a-}/P_c < 0.9$	0.0278	0.0358	0.0317	0.0098
$0.9 \leq P_{a-}/P_c < 1$	0.0370	0.0384	0.0317	0.0294

TABLE 3.6: *Modèle des pluies adjacentes P_{a+}. Tableau de contingence de la saison 2 (mars - août). Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008.*

	$P_c + P_{a-}$			
Classe	1	2	3	4
Borne Inf.	1	9	25	52
Borne Sup.	9	25	52	∞
$0 \leq P_{a+}/P_c < 0.1$	0.5449	0.5066	0.3673	0.4078
$0.1 \leq P_{a+}/P_c < 0.2$	0.1398	0.1549	0.2041	0.1942
$0.2 \leq P_{a+}/P_c < 0.3$	0.0831	0.0892	0.1122	0.1068
$0.3 \leq P_{a+}/P_c < 0.4$	0.0528	0.0656	0.0918	0.0583
$0.4 \leq P_{a+}/P_c < 0.5$	0.0449	0.0446	0.0510	0.0680
$0.5 \leq P_{a+}/P_c < 0.6$	0.0383	0.0367	0.0612	0.0583
$0.6 \leq P_{a+}/P_c < 0.7$	0.0290	0.0446	0.0102	0.0291
$0.7 \leq P_{a+}/P_c < 0.8$	0.0211	0.0236	0.0306	0.0291
$0.8 \leq P_{a+}/P_c < 0.9$	0.0172	0.0210	0.0306	0.0194
$0.9 \leq P_{a+}/P_c < 1$	0.0290	0.0131	0.0408	0.0291

3.4 Génération stochastique des épisodes pluvieux

Une fois définis les modèles de pluie centrale et des pluies adjacentes, dans cette section nous allons décrire en détail le processus de génération stochastique des épisodes pluvieux.

De nombreux travaux de la communauté hydrologique portent sur la structure probabiliste des précipitations, notamment ceux visant à construire des générateurs pseudo-aléatoires de pluies. Concernant les modèles de génération de pluie à pas de temps fin, nous pouvons citer parmi les différentes approches les types suivants :

- les modèles basés sur une description adimensionnelle des hyétogrammes (Huff, 1967; Cernesson, 1993; Garcia-Gazman et Aranda-Olivier, 1993; Arnaud, 1997; Arnaud et Emery, 2000).
- les modèles basés sur une désagrégation de la pluie (Woolhiser et Osborn, 1985; Econopouly *et al.*, 1990; Koutsoyiannis, 1994).
- les modèles basés sur les processus d'agrégation résultant des études de Le Cam (1961) (Waymire et Gupta, 1981; Rodriguez-Iturbe *et al.*, 1987; Acreman, 1990; Cowpertwait, 1991; Onof *et al.*, 1995)

La méthode décrite ici est moins ambitieuse par rapport aux approches mentionnées précédemment. **Elle a pour « seul » objectif de générer des épisodes pluvieux sur trois pas de temps successifs, considérés indépendants du reste de la chronique et de leur affecter une probabilité**. Pour justifier cette modélisation sur trois pas de temps, nous avons analysé sur la base de 32 pluies de bassins [8] (la liste de bassins est reporté dans le tableau 4.1 à la page 141), l'auto-corrélation des pluies.

La figure 3.5a montre l'évolution du coefficient de corrélation de Pearson entre les pluies adjacentes P_{a+} et les pluies qui les ont précédées de 24 jusqu'à 144 heures avant. Il est intéressant ici de noter qu'à partir de 72 h la corrélation de pluie n'est plus significative (coefficient de corrélation de Pearson inférieur à 0.2).

La figure 3.5b montre l'évolution du coefficient de corrélation de Pearson entre les pluies adjacentes P_{a+} et les pluies qui les ont précédées de 1 jusqu'à 12 pas de temps avant. En nous appuyant sur cette analyse, nous pouvons affirmer que, pour un bassin dont le pas de temps caractéristique est égal à 24h, à partir du quatrième pas de temps, les pluies peuvent être considérées comme décorrélées. Par contre, pour un pas de temps caractéristique inférieur à 24h, cette condition n'est pas remplie : les pluies antérieures au troisième pas de temps sont encore corrélées aux suivantes.

En conséquence, on peut tirer les conclusions suivantes :

- L'association de trois journées précipitantes sous la forme d'une pluie centrale, P_c, flanquée de deux pluies adjacentes, P_{a-} et P_{a+}, permet de décrire du point de vue probabiliste l'aléa « épisode pluvieux » si le pas de temps caractéristique du bassin est supérieur ou égal à 24h. Dans ce cas, le cumul de trois pas de temps est supérieur ou égal à 72h : seuil limite de décorrelation des pluies.

8. Pour une analyse plus détaillée de cette base de données nous renvoyons le lecteur au chapitre 5 à la section 4.3 à la page 139.

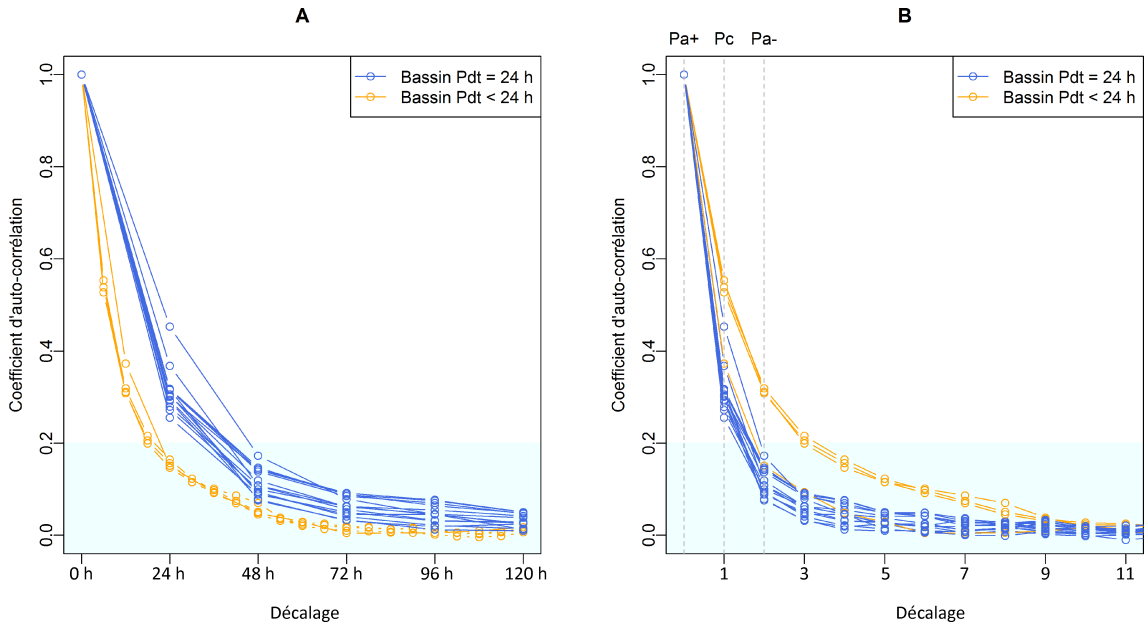


FIGURE 3.5: *Corrélogramme des pluies spatiales de 32 bassins versants considérés. Le décalage temporel est exprimé en heures (**a**) et en pdt (**b**).*

En d'autres termes, les pluies antérieures à l'épisode pluvieux ainsi défini sont considérées comme indépendantes du point de vue probabiliste.

– Pour un pas de temps inférieur à 24h, le cumul de trois pas de temps est inférieur à 72h : il reste donc une dépendance probabiliste à décrire pour compléter les trois pas de temps de l'épisode pluvieux à concurrence de 72h.

En d'autres termes, les pluies antérieures à l'épisode pluvieux, jusqu'à un seuil de 72h, sont considérées comme encore dépendantes de l'épisode pluvieux.

La génération stochastique des épisodes pluvieux au pas de temps journalier sera analysée dans les paragraphes suivants, séparément de celle à pas de temps infra-journalier.

3.4.1 Pas de temps journalier ou pluri-journalier

Les processus de génération stochastique des épisodes pluvieux est une sous-partie de la simulation hydrologique pour la prédétermination des crues extrêmes [9]. Il s'agit d'un tirage pseudo-aléatoire d'épisodes pluvieux que l'on peut diviser dans les étapes suivantes :

Étape 1 : calage des modèles probabilistes de pluie. À partir de la chronique de pluie spatiale au pas de temps journalier (ou pluri-journalier), les modèles de pluie centrale et des pluies adjacentes sont ajustés. Plus précisément à la fin de cette étape nous disposons d'un modèle de pluie centrale P_c pour chaque saison de pluie centrale P_c [10] et d'un modèle de pluies adjacentes P_{a-} et P_{a+} pour chaque saison de pluies adjacentes [11]. De

9. Il s'agit d'une simulation hydrologique de débit pour estimer la crue de projet. En d'autres termes, ce processus de simulation génère une chronique de débits à travers le croisement de l'aléa pluviométrique et de l'aléa « état de saturation » du bassin versant. Cette partie du processus stochastique sera examinée en détail au chapitre 4 ; dans le présent paragraphe nous nous limitons à la génération des épisodes pluvieux.
10. Voir les paragraphes 1.3.2 et 1.4.2 respectivement aux pages 27 et 31.
11. Voir le paragraphe 3.3 à la page 89.

plus, pour tous les pas de temps où une pluie centrale a été observée, nous gardons en mémoire les valeurs du type de temps et du mois de l'année (pour déterminer la saison d'appartenance).

Étape 2 : tirage aléatoire d'une pluie centrale. Nous tirons une pluie centrale selon une loi uniforme entre 1 mm et une valeur de pluie très élevée dénommée $Psim_{max}$ [12]. Par convention la valeur de $Psim_{max}$ du pas de temps de simulation j est égale à la pluie de temps de retour 100000 ans du type de temps TT_j, et à la saison, S_j. La probabilité associée à $P_{c,j}$ ainsi générée est calculée avec la densité de probabilité du modèle par type de temps de la saison S_j ($mewp_{Sj}$). Pour synthétiser :

$$\begin{cases} P_{c,j} \rightarrow U(1, \left(Psim_{max} | TT_j, S_j\right) \\ Prob\left(P_{c,j} \middle| S_j\right) = mewp_{Sj}\left(P_{c,j}\right) \end{cases} \tag{3.7}$$

Étape 3 : tirage aléatoire des pluies adjacentes. Les ratios P_{a-}/P_c et $P_{a+}/(P_c + P_{a-})$ sont tirés selon une loi uniforme entre 0 et 1. Les valeurs de P_{a-} et P_{a+} sont calculées à partir de la pluie centrale tirée à l'étape 2. La probabilité des ratios, et donc des pluies adjacentes, est calculée à travers les tableaux de contingence qui constituent le modèle probabiliste. Si un découpage saisonnier a été réalisé, on calcule la probabilité des pluies P_{a-} et P_{a+} avec les tableaux de contingence de la saison correspondante au pas de temps de simulation j. Ces probabilités sont prises en compte dans la pondération de l'événement. Pour synthétiser :

$$\begin{cases} P_{a-,j} = U(0,1) \cdot P_{c,j} \rightarrow Prob\left(P_{a-,j}/P_{c,j} | P_{c,j}, S_j\right) \\ P_{a+,j} = U(0,1) \cdot P_{c,j} \rightarrow Prob\left(P_{a+,j}/P_{c,j} | P_{c,j} + P_{a-,j}, S_j\right) \end{cases} \tag{3.8}$$

Étape 4 : probabilisation de l'épisode pluvieux. La probabilité de l'épisode pluvieux est calculée en combinant les probabilités associées à P_c, P_{a-} et P_{a+} et s'exprime donc de la manière suivante :

$$\begin{aligned} Prob(P_{epi,j} | S_j) \quad = \quad & Prob\left(P_{c,j} \middle| S_j\right) \cdot \\ & Prob\left(P_{a-,j}/P_{c,j} | P_{c,j}, S_j\right) \cdot \\ & Prob\left(P_{a+,j}/P_{c,j} | P_{c,j} + P_{a-,j}, S_j\right) \end{aligned} \tag{3.9}$$

Selon le processus précédemment défini, un nombre infini d'épisodes pluvieux peut être généré et ponderé par leur probabilité. **C'est-à-dire, à chaque épisode pluvieux généré on associe une ponderation égale à la probabilité normalisée, i.e. la somme de toutes les pon-**

12. Cette technique de tirage est une hypothèse de base de la méthode de simulation qui nous permet de tirer plus de valeurs fortes par rapport au tirage classique d'une probabilité selon une loi uniforme entre 0 et 1. Ceci est bien sûr compensé par une pondération plus faible des pluies les plus fortes. Ces aspects seront repris avec plus de détails dans le chapitre 4.

derationes de tous les épisodes pluvieux générés doit être 1. Cette génération stochastique fait partie du processus de simulation hydrologique semi-continue dénommée $SIMU_{TTT}$ [13] qui a été développé au cours de cette thèse et qui sera reprise dans le chapitre 4.

Exemple numérique d'une génération d'un épisode pluvieux à pas de temps journalier

Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2). Pas de temps journalier.

Étape 1 :

Date de simulation : 5 Octobre 1998
Type de temps observé : 6 (Retour d'Est)
Saison de P_c : Septembre - Novembre
Saison de P_{a-} et P_{a+} : Septembre - Février

Étape 2 :

Tirage dans une loi $U[1,263]$, où $263\,mm$ est la pluie de temps de retour 100000 ans du type de temps 6 de la saison de P_c
On tire $P_c = 198\,mm$
$Prob\,(P_c|\,S_j) = mewp_{Sj}\,(198) = 0.84301 \cdot 10^{-4}$

Étape 3 :

On tire les ratios : $P_{a-}/P_c = 0.3$ et $P_{a+}/P_c = 0.4$
Donc : $P_{a-} = 0.3 \cdot 198 = 59.4\,mm$ et $P_{a+} = 0.4 \cdot 198 = 79.2\,mm$
On calcule la probabilité du ratio P_{a-}/P_c en utilisant le tableau 3.3 :
$Prob\,(0.3|198) = 0.1134$
On calcule la probabilité du ratio P_{a+}/P_c en utilisant le tableau 3.4 :
$Prob\,(0.4|198+59.4) = 0.0947$

Étape 4 :

$P_{epi} = 59.4\,mm + 198\,mm + 79.2\,mm = 316.6\,mm$
$Prob(P_{a-} = 59.4; P_c = 198; P_{a+} = 79.2) = (0.1134) \cdot (0.84301 \cdot 10^{-4}) \cdot (0.0947) =$
$9.021817 \cdot 10^{-7}$

13. Acronyme de SIMUlation avec Tirage par Types de Temps.

3.4.2 Pas de temps infra-journalier

Tout d'abord, nous pouvons définir les pluies antérieures comme les pluies qui précèdent l'épisode pluvieux à concurrence d'une durée de 72h. La figure 3.6 illustre la schématisation de l'épisode pluvieux et des pluies antérieures lorsque le pas de temps est égal à 6h.

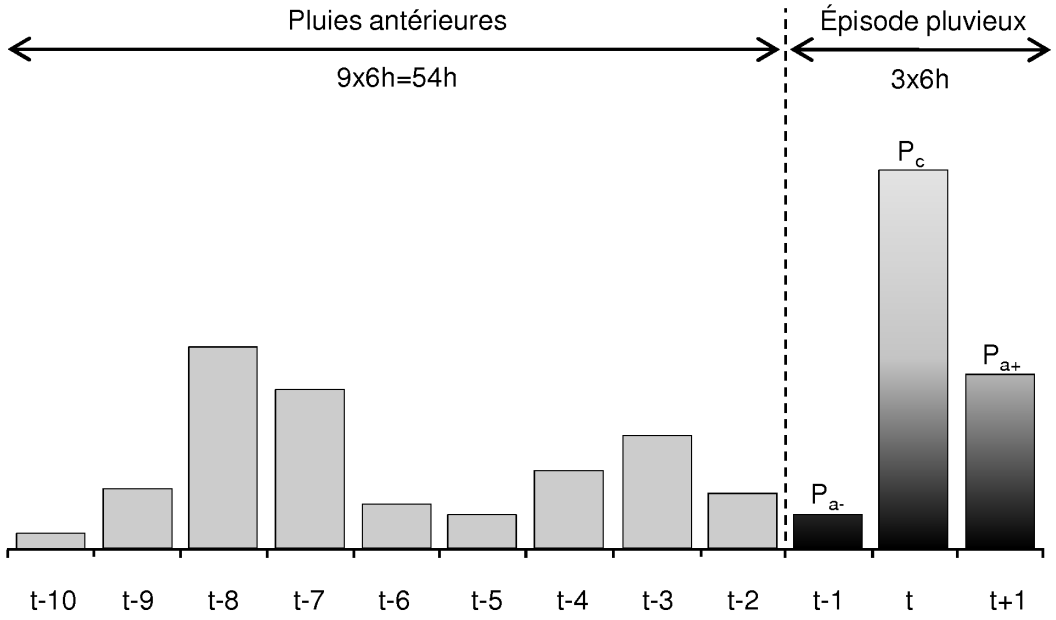


FIGURE 3.6: *Schématisation de l'épisode pluvieux et des pluies antérieures dans le cas où le pas de temps est égal à 6h.*

Comme nous l'avons dit auparavant, dans le cas d'un pas de temps caractéristique inférieur à 24h, un épisode pluvieux sur trois pas de temps ne suffit pas à décrire exhaustivement l'aléa pluviométrique. Surtout, dans cette configuration, si nous affections à l'épisode pluvieux une probabilité en utilisant l'équation 3.9, nous commettrions une erreur du point de vue probabiliste.

Pour prendre en compte cette lacune, les développeurs de la méthode ont décidé de corriger la probabilité de l'épisode pluvieux en fonction du volume des pluies antérieures. Le choix de cette approche (moins sophistiquée qu'un modèle d'auto-corrélation des pluies à pas de temps fin) est directement lié au processus de simulation hydrologique utilisé, notamment fondé sur la génération de l'épisode pluvieux sur trois pas de temps. De plus, les applications de la méthode SCHADEX à pas de temps infra-journalier sont aujourd'hui moins fréquentes qu'au pas de temps journalier. On explique ce constat surtout par la faible disponibilité des données à pas de temps fin et par la taille des bassins d'intérêt pour EDF.

Tour d'abord, nous allons introduire le modèle de correction de probabilité des pluies antérieures et, ensuite, la génération des épisodes pluvieux pour les pas de temps inférieurs à 24h sera développée.

Prise en compte probabiliste des pluies antérieures à l'épisode pluvieux

Si on admet que la longueur caractéristique d'auto-corrélation d'un épisode pluvieux est voisine de 72h, pour des pas de temps inférieurs à 24h, il convient de quantifier la dépendance probabiliste des pluies des épisodes pluvieux avec les pluies qui les précèdent, le tout sur une durée totale de 72h. Schématiquement, il s'agit de quantifier le fait qu'une grosse averse (de 12 à 36h) est généralement (ou non) précédée de précipitations significatives.

Nous sommes donc amenés à estimer la probabilité P_{epi} de l'épisode pluvieux, conditionnellement au cumul P_{ant} des pluies antérieures :

$$Prob\,(P_{epi}|P_{ant}) \tag{3.10}$$

Le théorème de Bayes permet d'écrire :

$$Prob\,(P_{epi}|P_{ant}) = \frac{Prob\,(P_{ant}|P_{epi}) \cdot Prob\,(P_{epi})}{Prob\,(P_{ant})} \tag{3.11}$$

La probabilité $Prob(P_{epi})$, comme définie en 3.9, est le produit des probabilités de la pluie centrale, de la pluie adjacente P_{a-} [14] et de la probabilité de la pluie adjacente P_{a+} [15].

Il nous reste à déterminer les probabilités $Prob(P_{ant})$ et $Prob(P_{ant}|P_{epi})$. Soit Y la variable aléatoire cumul de P_{ant} précédant un épisode pluvieux. Une loi somme de deux exponentielles est ajustée sur la population observée :

$$Prob\,(P_{ant}) \approx F\,(y|\alpha,\beta,a,c) \tag{3.12}$$

Ensuite les P_{ant} sont réparties en n classes (généralement de 3 à 5) d'effectif décroissant par rapport au volume de P_{epi}. Si on observe une variabilité de la dépendance P_{epi}-P_{ant} au cours de l'année, un découpage saisonnier est envisageable. En ce qui concerne ce découpage saisonnier un test de corrélation de Kendall (Kendall, 1975) peut être réalisé pour vérifier la corrélation entre P_{epi} et P_{ant} mois par mois. Ce test nous permet d'exclure certains mois dans l'application du modèle de correction probabiliste. Un maximum de deux saisons (une saison avec et une saison sans modèle de correction probabiliste [16]) est conseillé, toujours pour avoir un effectif raisonnable dans la dernière classe. Soit Y_i la variable aléatoire cumul de P_{ant} précédant un épisode pluvieux de la classe i, une loi somme de deux exponentielles est aussi ajustée sur cette population :

$$Prob\,(P_{ant}|P_{epi}) \approx F\,(y_i|\alpha,\beta,a,c) \tag{3.13}$$

14. Laquelle est conditionnée par la pluie centrale.
15. Laquelle est conditionnée par le volume $P_c + P_{a-}$.
16. Durant la saison chaude, l'aléa de pluie est principalement porté par les épisodes convectifs de durée relativement courte par rapport à celle des épisodes générés par des conflits de masses d'air plus fréquent de l'automne au printemps.

TABLE 3.7: *Classe de P_{epi} considérées : bornes et nombre d'effectifs de chaque classe. Bassin versant du Gage à Gage II (54 km^2), période 1984-2005.*

Classe	Cumul de P_{epi} (mm/18h)	Effectif
1	1-5	657
2	5-18	410
3	18-45	182
4	>45	91

L'équation 3.11 peut être reprise de la manière suivante :

$$\begin{aligned} Prob\left(P_{epi}|P_{ant}\right) &= \frac{Prob\left(P_{ant}|P_{epi}\right)\cdot Prob\left(P_{epi}\right)}{Prob\left(P_{ant}\right)} \\ &= Prob\left(P_{epi}\right)\cdot\frac{Prob\left(P_{ant}|P_{epi}\right)}{Prob\left(P_{ant}\right)} \\ &= Prob\left(P_{epi}\right)\cdot Cor_{ant} \end{aligned} \tag{3.14}$$

où Cor_{ant} est le rapport entre la probabilité de P_{ant} conditionnée par P_{epi} (Eq. 3.13) et la probabilité P_{ant} (Eq. 3.12).

Prenons l'exemple du bassin versant du Gage à Gage II (42 km^2, pas de temps caractéristique 6h, voir tableau 4.1 à la page 141). L'épisode centré va donc être décrit sur 18h. Nous nous sommes intéressés à la dépendance probabiliste entre le cumul observé sur 54h et l'épisode de 3x6h qui suit. Les données sont disponibles sur la période 1984-2005. L'application du test de corrélation de Kendall nous a permis d'exclure les mois de Mai à Août de l'application du modèle de correction probabiliste, car la dépendance entre P_{epi} et P_{ant}, pour un niveau de confiance de 5% la dépendance, est négligeable.

Les pluies P_{54h} précédant un épisode pluvieux (au total 1340 observations) sont extraites de la chronique de pluie. Une loi somme de deux exponentielles est donc calée sur cette population. Les pluies P_{54h} sont réparties par rapport au volume de P_{epi} en quatre classes. Généralement la division en classes est faite de façon à ce que chaque classe compte deux fois moins d'individus que la classe précédente et la dernière classe compte environ 100 observations minimum. Le tableau 3.7 reporte les bornes et les effectifs de chaque classe. Une loi somme de deux exponentielles est ajustée sur chaque sous-population, la figure 3.7 montre l'ajustement sur la population complète (en gris) et les ajustements sur les quatre sous-populations (en noir).

Considérons un cumul P_{54h} égal à 200 mm, la probabilité de l'observer avant un épisode pluvieux est d'environ $2.6\cdot10^{-3}$. Selon l'ajustement des pluies précédant un épisode pluvieux de la classe 4 (plus de 45 mm/18h), cette valeur devient $1.7\cdot10^{-2}$. Autrement dit, un cumul de 200 mm sera observé 6.4 fois plus souvent avant un épisode de la classe 4 qu'avant un épisode générique. La figure 3.8 illustre, pour les quatre classes considérées, l'évolution du correctif Cor_{ant} en fonction de la valeur du cumul du P_{ant}.

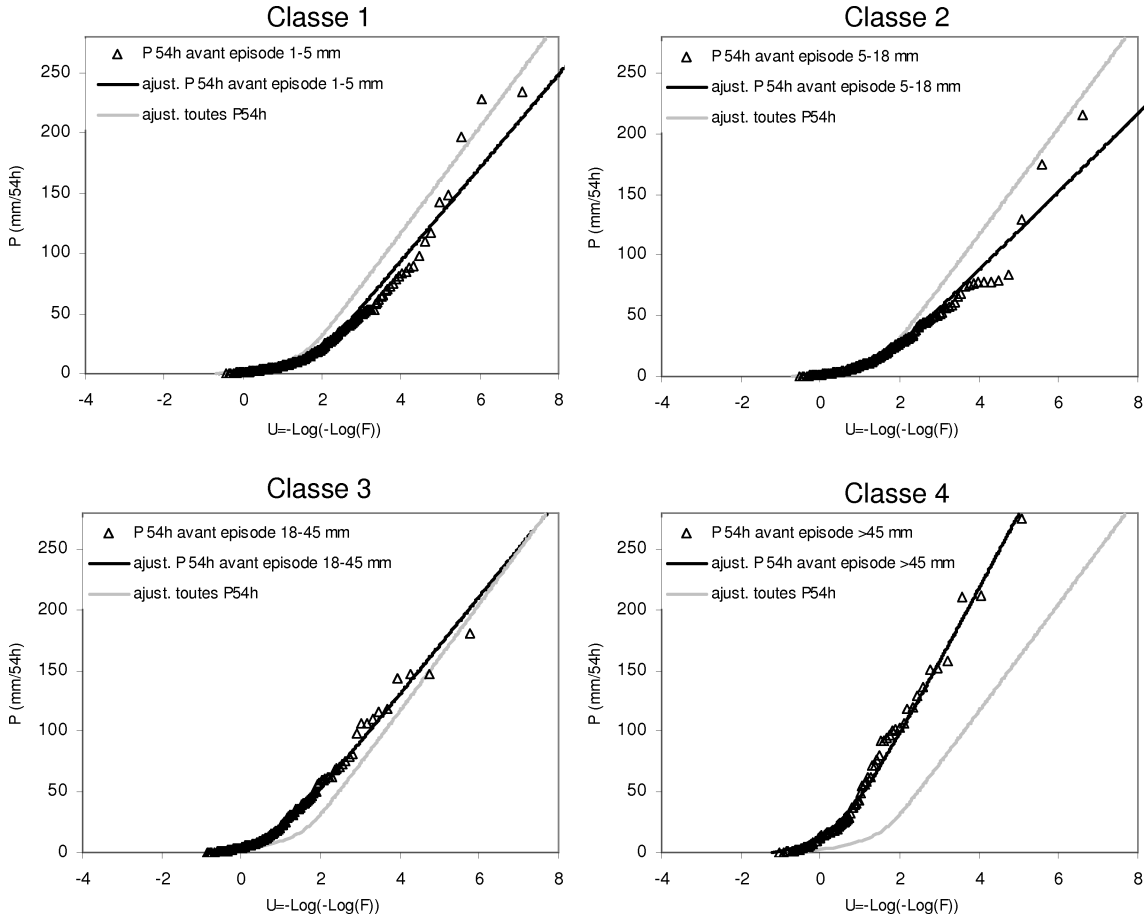


FIGURE 3.7: *Ajustements d'une loi somme de deux exponentielles sur la population globale sur les 4 sous-populations de pluies antérieures P_{ant}. Bassin versant du Gage à Gage II (54 km^2), période 1984-2005.*

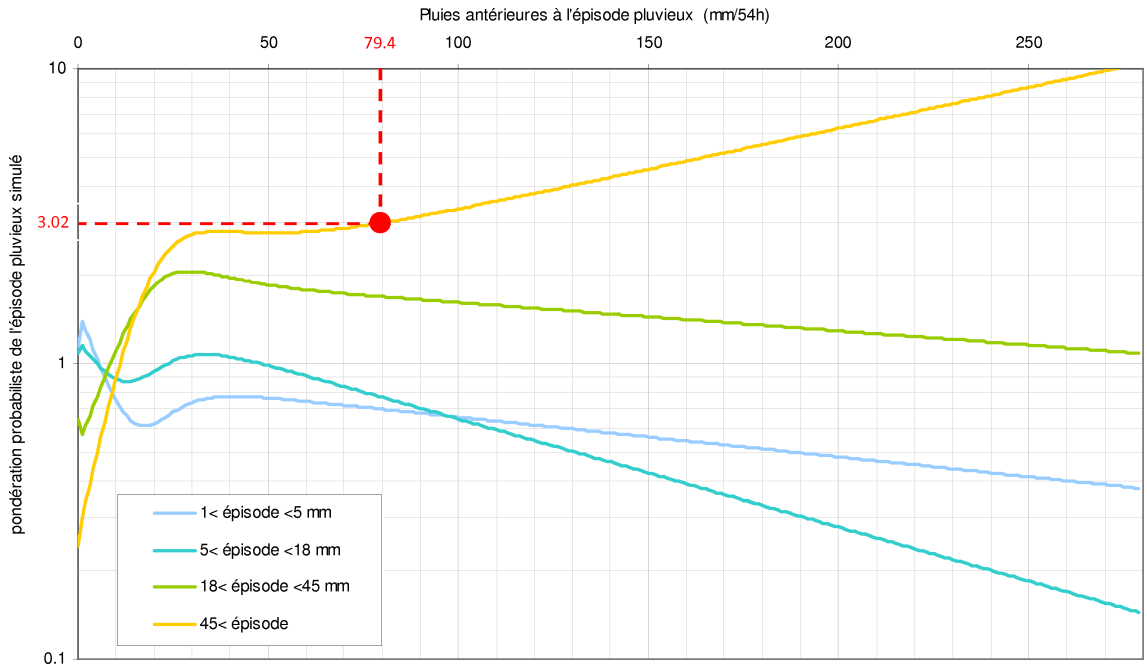


FIGURE 3.8: *Évolution du correctif Cor_{ant} en fonction de la valeur du cumul du P_{ant} pour les 4 classes de P_{epi} considérées. Bassin versant du Gage à Gage II (54 km^2), période 1984-2005.*

Génération de P_{epi} pour les pas de temps infra-journaliers

De façon analogue aux pas de temps journaliers (ou pluri-journaliers), la génération d'un épisode pluvieux peut être divisée selon les étapes suivantes :

Étape 1 : calage des modèles probabilistes de pluie. À partir de la chronique de pluie spatiale les modèles de pluie centrale, des pluies adjacentes et de correction des pluies antérieures sont calés. De plus, pour tous les pas de temps où une pluie centrale a été observée, nous gardons en mémoire les valeurs du type de temps et du mois de l'année (pour déterminer la saison d'appartenance).

Étape 2 : tirage aléatoire d'une pluie centrale. Voir étape 2 de la génération d'épisodes pluvieux à pas de temps journaliers ou pluri-journaliers.

Étape 3 : tirage aléatoire des pluies adjacentes. Voir étape 3 de la génération d'épisodes pluvieux à pas de temps journaliers ou pluri-journaliers.

Étape 4 : correction de la probabilité par rapport aux pluies antérieures. La correction probabiliste Cor_{ant} est calculée à partir du cumul de P_{ant} du pas de temps de simulation j et de l'épisode pluvieux ci-dessus généré :

$$Cor_{ant,j} = \frac{Prob\left(P_{ant,j}|P_{epi,j}\right)}{Prob\left(P_{ant,j}\right)} \tag{3.15}$$

Étape 5 : probabilisation de l'épisode pluvieux. La probabilité de l'épisode pluvieux est calculée en combinant les probabilités associées à P_c, P_{a-} et P_{a+} et en ajoutant la correction probabiliste des pluies antérieures. Cette probabilité s'exprime donc de la manière suivante :

$$\begin{aligned} Prob(P_{epi,j}|P_{ant,j},S_j) &= Prob\left(P_{c,j}\middle|S_j\right)\cdot \\ &\quad Prob\left(P_{a-,j}/P_{c,j}|P_{c,j},S_j\right)\cdot \\ &\quad Prob\left(P_{a+,j}/P_{c,j}|P_{c,j}+P_{a-,j},S_j\right)\cdot Cor_{ant,j} \end{aligned} \tag{3.16}$$

Exemple numérique d'une génération d'un épisode pluvieux à pas de temps infra-journalier

Bassin versant Du Gage à Gare II (54 km^2). Pas de temps 6h.

Étape 1 :

Date de simulation : 15 Novembre 2002 18h00
Type de temps observé : 4 (Flux de Sud)
Saison de P_c : Septembre - Décembre
Saison de P_{a-} et P_{a+} : Tout l'année P_{ant} observées : 79.4mm

Étape 2 :

Tirage dans une loi $U[1,307]$, où 307 mm est la pluie de temps de retour 100000 ans du type de temps 4 de la saison de P_c
On tire $P_c = 110\,mm$
$Prob\,(P_c|\,S_j) = mewp_{Sj}\,(110) = 0.67465 \cdot 10^{-4}$

Étape 3 :

On tire les ratios : $P_{a-}/P_c = 0.9$ et $P_{a+}/P_c = 0.5$
Donc : $P_{a-} = 0.9 \cdot 110 = 99\,mm$ et $P_{a+} = 0.5 \cdot 110 = 55\,mm$
On calcule la probabilité du ratio P_{a-}/P_c :
$Prob\,(0.9|110) = 0.0753$
On calcule la probabilité du ratio P_{a+}/P_c :
$Prob\,(0.5|110+99) = 0.1103$

Étape 4 :

$P_{ant} = 79.4\,mm$
$P_{epi} = 99 + 110 + 55 = 264\,mm$
$Cor_{ant} = 3.02$ (voir figure 3.8)

Étape 5 :

$P_{epi} = 99\,mm + 110\,mm + 55\,mm = 264\,mm$
$Prob(P_{a-} = 99; P_c = 110; P_{a+} = 55; P_{ant} = 79.4) = 0.0753 \cdot 0.67465 \cdot 10^{-4} \cdot 0.1103 \cdot 3.02 = 1.6922 \cdot 10^{-6}$

3.5 Validation du processus de génération stochastique des épisodes pluvieux

Après avoir décrit la génération des épisodes pluvieux, nous pouvons finalement nous livrer à l'évaluation de ce processus stochastique. La génération stochastique des épisodes pluvieux peut sembler complexe mais, d'un point de vue pragmatique, nous allons vérifier son applicabilité. Pour tester ses performances nous avons décidé de comparer la distribution des épisodes pluvieux générés à celle des épisodes pluvieux observés. En particulier, nous allons comparer les distributions des pluies adjacentes, P_{a-} et P_{a+}, des pluies centrales, P_c, et du cumul de pluie sur 72h, observées et générées. Le cumul sur 72h coïncide avec l'épisode pluvieux, P_{epi}, pour un pas de temps égal à 24h et il coïncide avec le cumul de l'épisode pluvieux P_{epi} et des pluies anterieures P_{ant} pour un pas de temps inférieur à 24h.

La présente comparaison s'appuie sur une base de données de 32 pluies de bassins. Cette base de données a déjà été utilisée pour l'analyse de l'auto-corrélation des pluies (voir le paragraphe 3.4). Nous pouvons retrouver dans la base de données considérée, 26 bassins à pas de temps de 24h, 1 bassin à pas de temps de 12 h et 5 bassin à pas de temps de 6 h.

Par rapport à la « validation » du modèle de pluie centrale MEWP (menée dans le chapitre 2) la « validation » du processus de génération stochastique des épisodes pluvieux est plus modeste.

Tout d'abord, la base de données ici considérée est résolument plus réduite que celle prise en compte auparavant. La raison principale est due au fait que la base de données du chapitre 2 repose sur la collecte de données ponctuelles. Elle est donc plus facile à constituer qu'une base de pluies de bassins (nettement plus difficiles à calculer automatiquement).

De plus, la génération des épisodes pluvieux est subordonnée au calage de plusieurs modèles probabilistes (modèle de pluie centrale, de pluies adjacentes et de correction probabiliste de pluies antérieures). Elle est donc plus difficilement automatisable et applicable à une vaste base de données et à différentes sous-périodes. Cependant ces aspects sont les conditions nécessaires pour réaliser une investigation sur la *justesse* et la *robustesse* en utilisant les scores définis au chapitre précédent. Donc nous nous « contentons » dans ce chapitre de vérifier la conformité du processus de génération des épisodes pluvieux par rapport aux observations (données de calage).

Sur la base des 32 bassins versants, une comparaison graphique entre les distributions observées et générées a été réalisée. Nous avons analysé les distributions des épisodes pluvieux obtenues à la fois sur l'année entière et sur les différentes saisons considérées [17]. Pour des raisons de clarté nous avons choisi de reporter exclusivement l'exemple du bassin de l'Ardèche à Sauze. Les figures 3.9, 3.10, 3.11 et 3.12 illustrent respectivement les distribution de P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées sur l'année entière et pour les trois saisons considérés [18].

17. Nous avons considéré le découpage saisonnier établi pour le modèle MEWP de pluie centrale.
18. Saison 1 : JFMAM, Saison 2 : JJA, Saison 3 : SOND (Saison à risque).

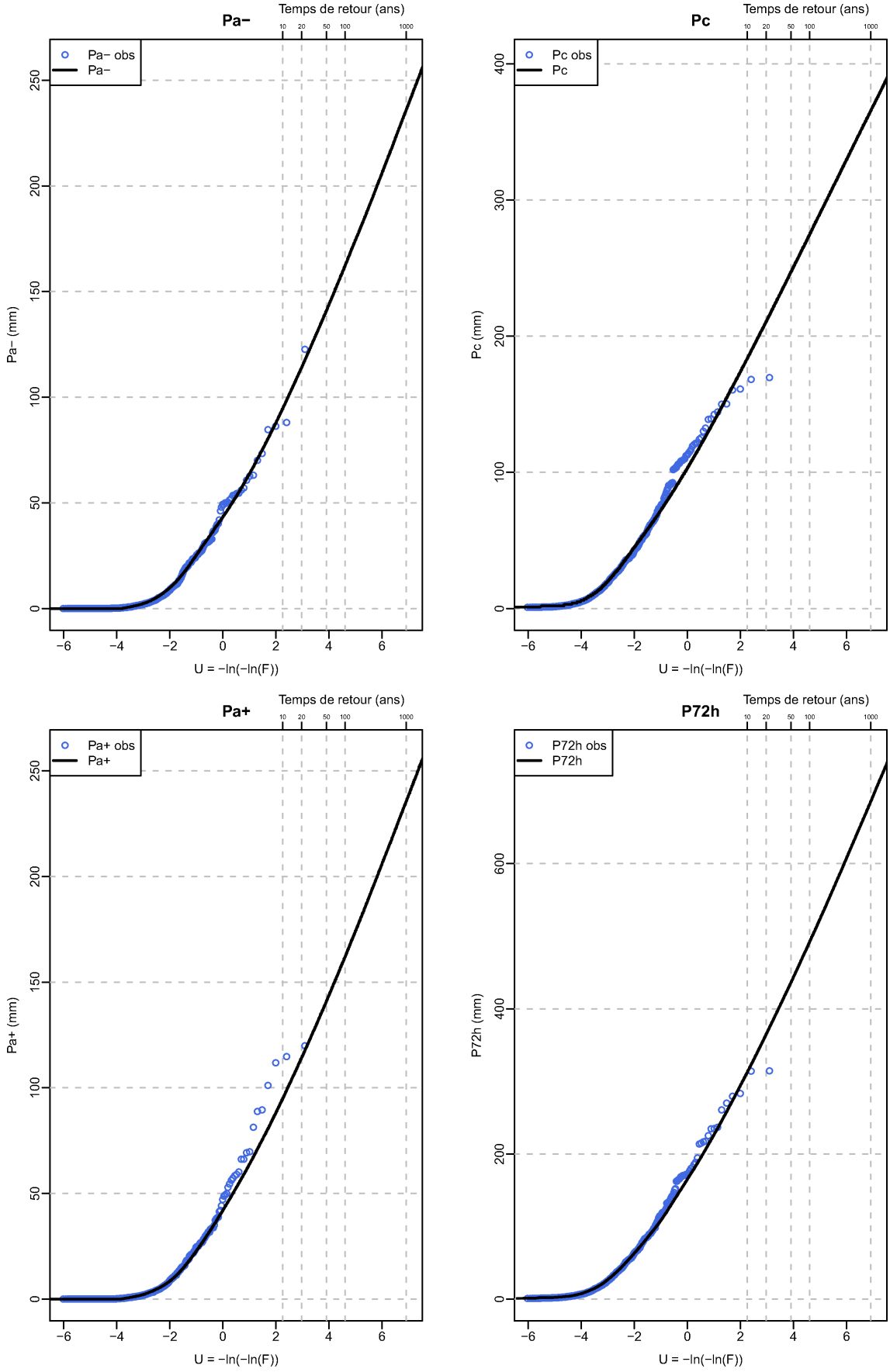


FIGURE 3.9: *Distribution des P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008, année entière.*

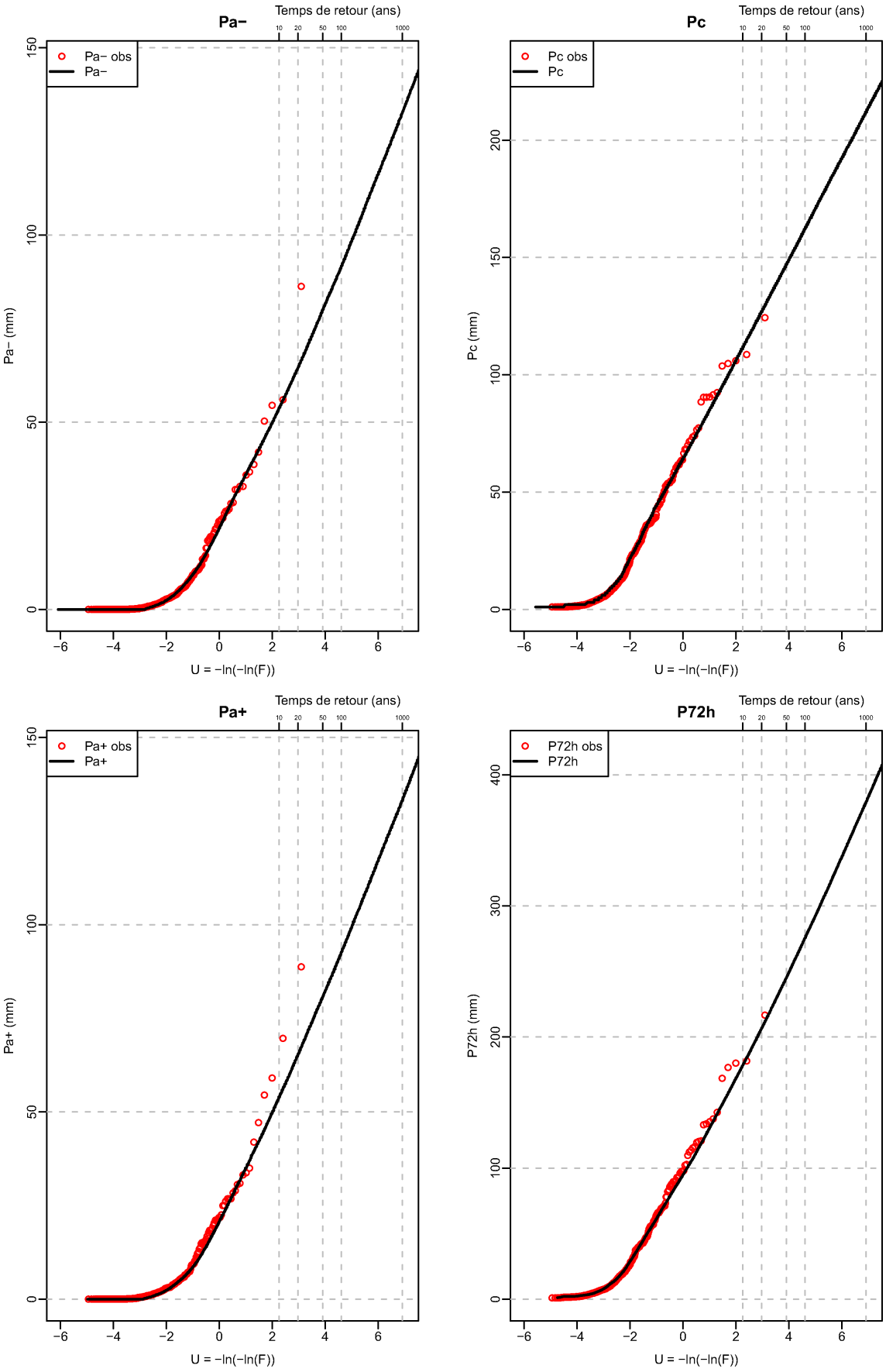


FIGURE 3.10: *Distribution des P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008, 1 (JFMAM).*

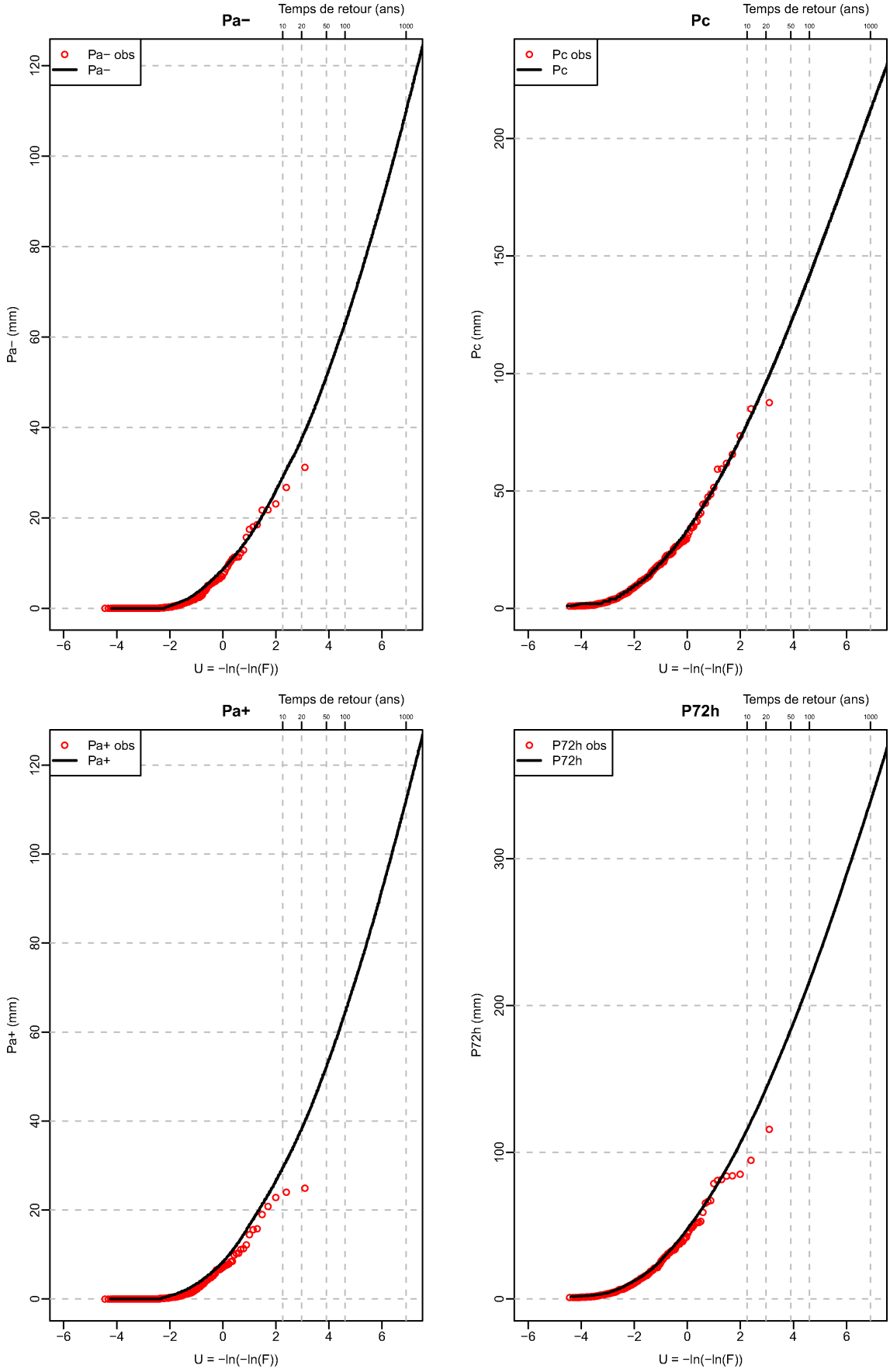


FIGURE 3.11: *Distribution des P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008, 2 (JJA).*

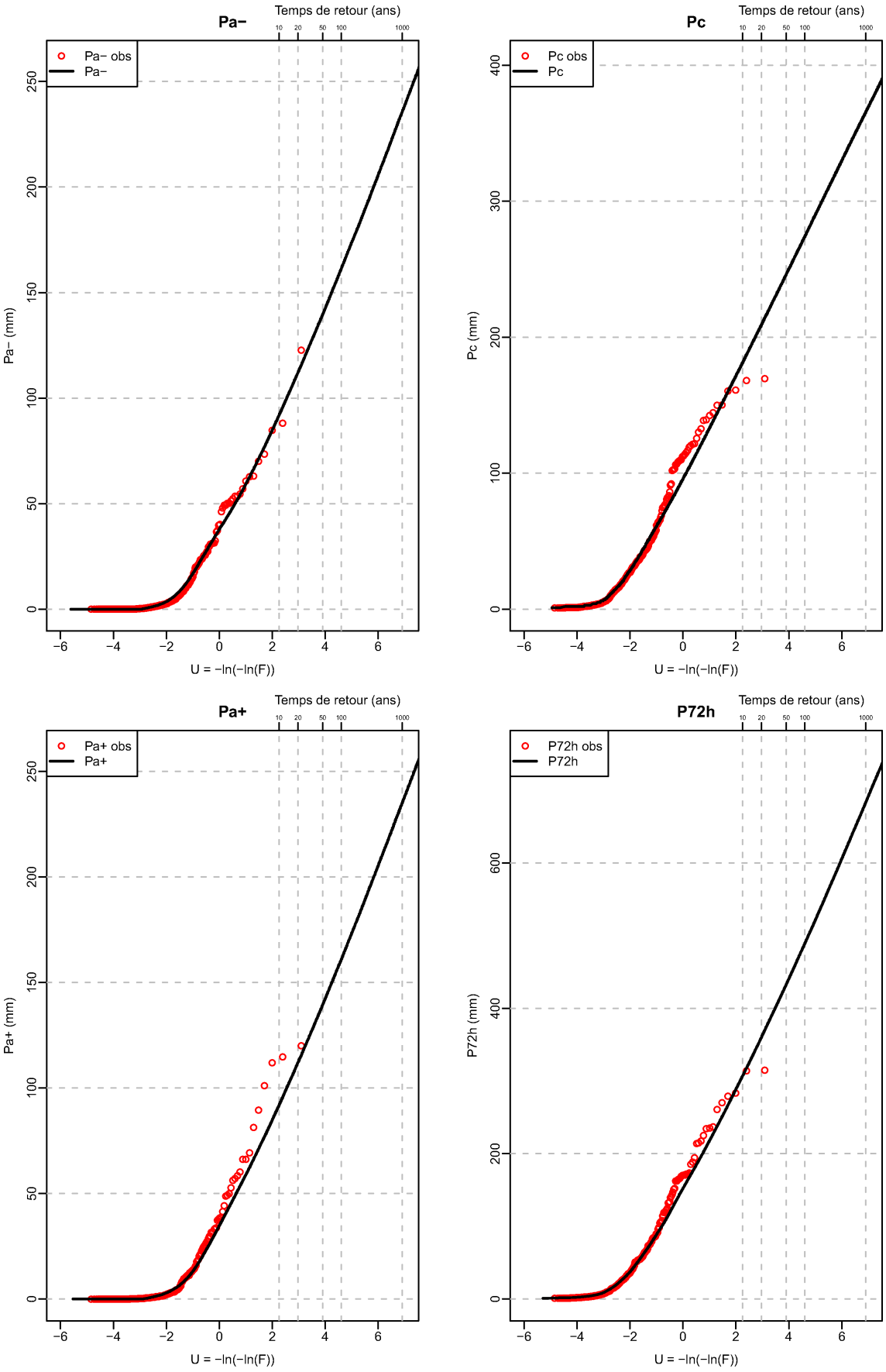


FIGURE 3.12: *Distribution des P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1959-2008, 3 (SOND, « saison à risque »).*

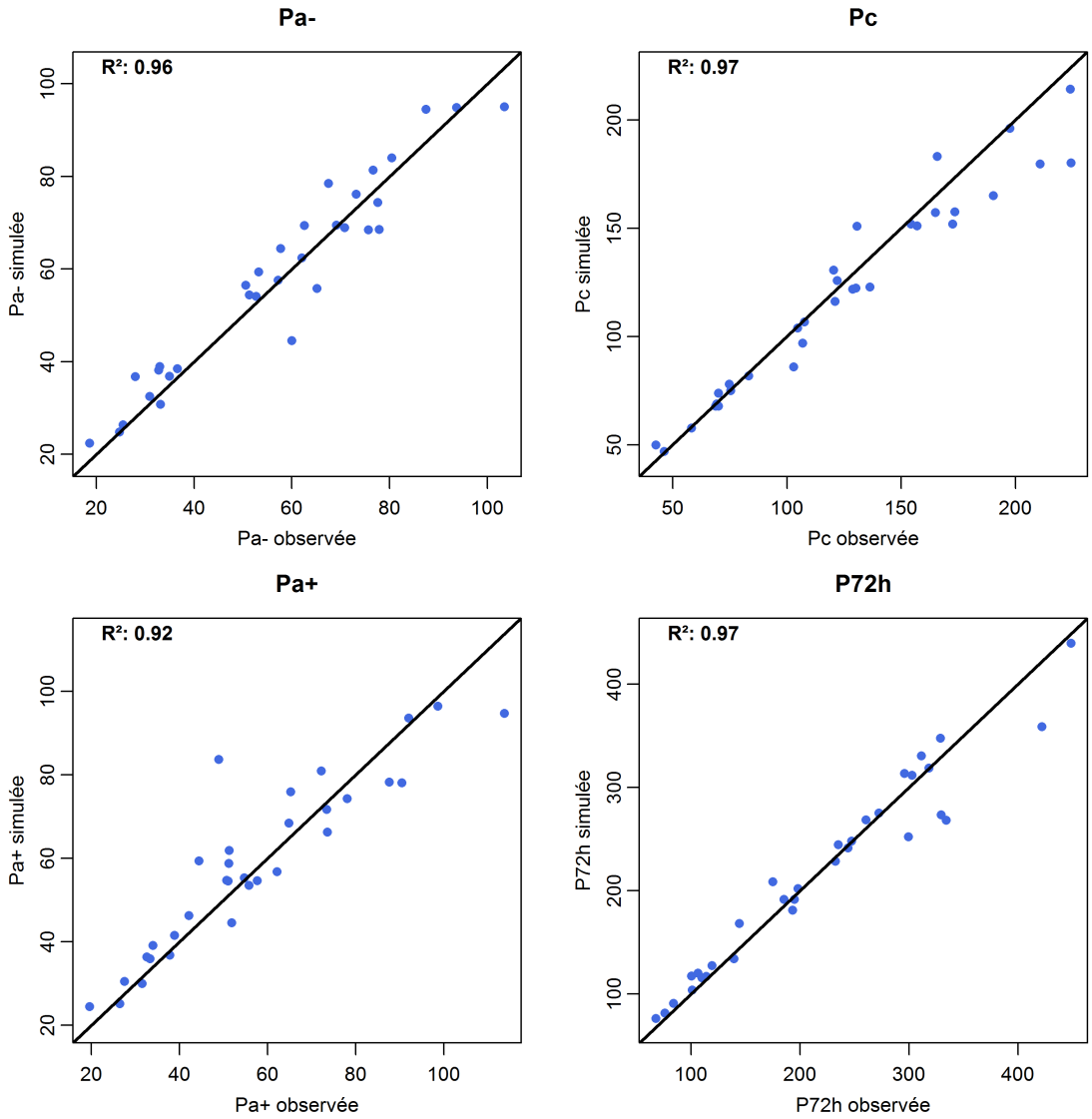


FIGURE 3.13: *Comparaison sur la base de 32 bassins considérés entre les P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées pour un temps de retour de 10 ans (Année entière).*

Il est important ici de noter que les distributions des épisodes générés arrivent bien à s'approcher des observations. En d'autres termes le processus de génération stochastique produit des épisodes compatibles aux observations. Cependant, dans le cas de l'Ardèche, nous pouvons remarquer de légères différences entre les distributions. Nous pouvons observer une faible sous-estimation des pluies adjacentes, P_{a+} tant sur la période globale que sur la saison à risque. Au contraire une légère sur-estimation, toujours par rapport aux pluies adjacentes P_{a+}, est visible sur la saison d'été (Saison 2, Fig.3.11).

En analysant la base de données complète, nous pouvons tirer des conclusions analogues au cas de l'Ardèche à Sauze. En générale nous pouvons affirmer que :

- **Une bonne performance globale est observable** : les épisodes générés sont compatibles avec ceux qui ont été observés.
- **Parmi les quatre variables explorées, les écarts plus importants** (même s'ils restent toujours très raisonnables) **sont observables dans les distributions saisonnières des pluies adjacentes**. Ces écarts peuvent sans doute s'expliquer ici par le fait que le décou-

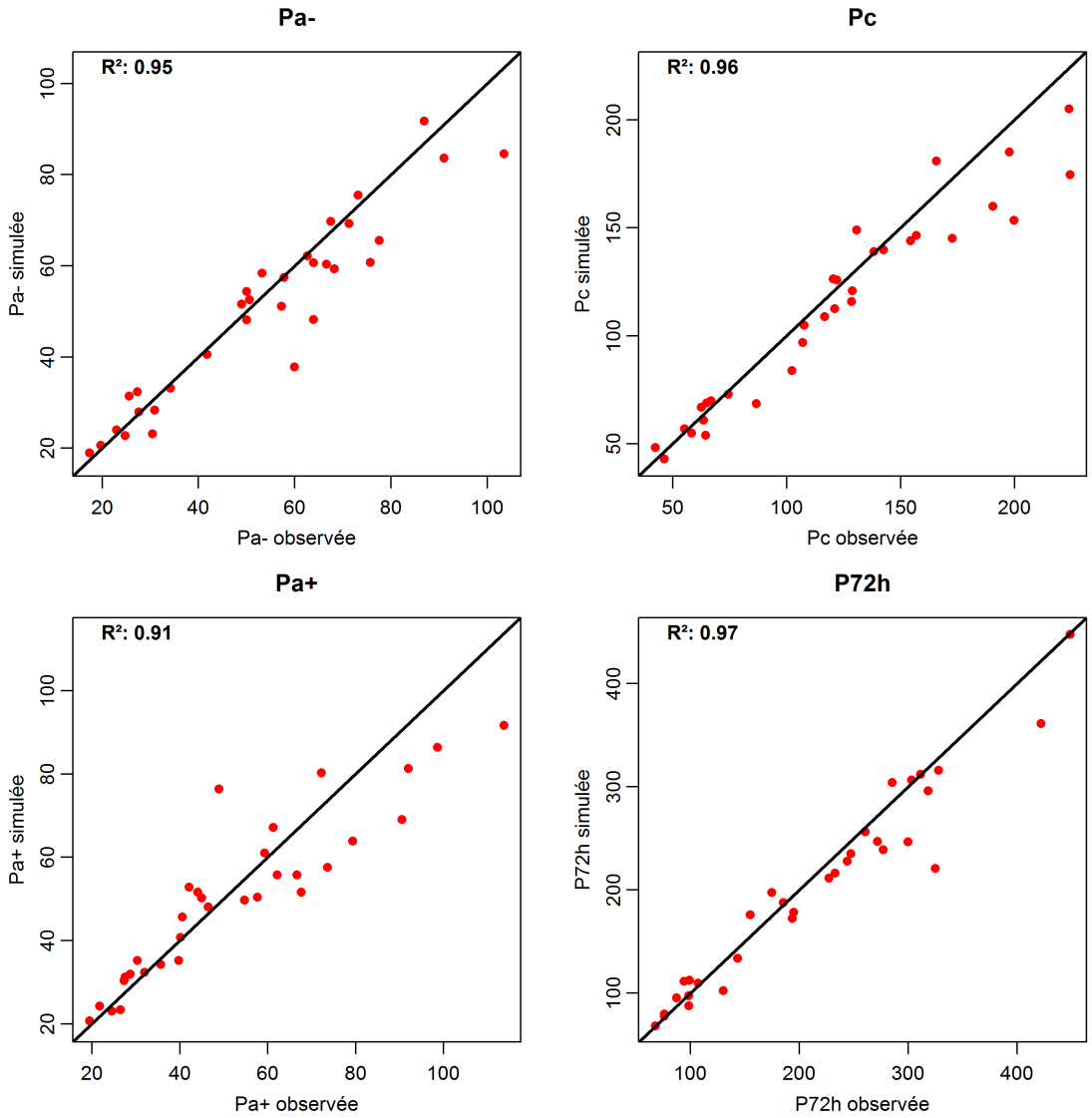


FIGURE 3.14: *Comparaison sur la base de 32 bassins considérés entre les P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées pour un temps de retour de 10 ans (Saison à risque).*

page saisonnier réalisé pour les pluies adjacentes est moins adéquat que celui des pluies centrales. Comme nous l'avons dit au paragraphe 3.3, pour avoir un effectif raisonnable dans la dernière classe du tableau de contingence, un découpage en deux saisons maximum est conseillé. Par conséquent, la modélisation des pluies adjacentes d'été (de valeurs plus faibles que le reste de l'année) n'est pas prise en compte.

– **Le comportement de la distribution de l'épisode pluvieux est fortement conditionné par la distribution des pluies centrales**. Deux aspects nous conduisent à ce constat. En premier lieu, si on observe un écart dans la distribution des pluies centrales, on le retrouve dans la distribution des épisodes pluvieux. Ensuite, on n'observe pas un écartement de la distribution des épisodes pluvieux, bien qu'une sur-estimation (ou sous-estimation) dans les distributions des pluies adjacentes soit remarquable.

Pour synthétiser les résultats issus de la comparaison graphique, nous avons choisi de comparer, pour un temps de retour de 10 ans (contenu dans les historiques des données), les valeurs de P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées (calculées empiriquement à partir de la chronique observée)

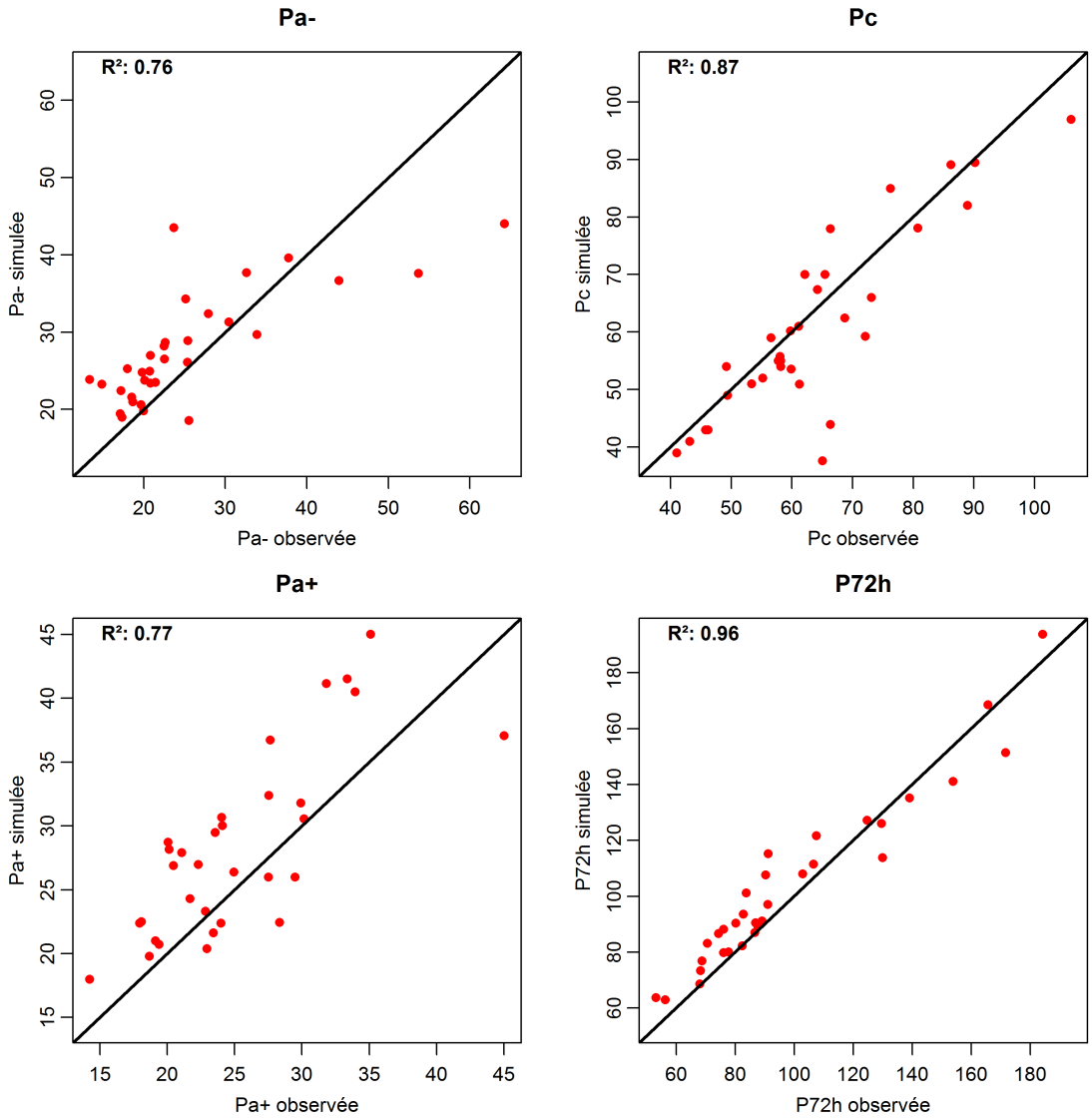


FIGURE 3.15: *Comparaison sur la base de 32 bassins considérés entre les P_{a-}, P_c, P_{a+} et P_{72h} observées et générées pour un temps de retour de 10 ans (Saison d'été).*

et générées. Les figures 3.13, 3.14 et 3.15 montrent cette comparaison respectivement pour la période globale, la saison à risque et la saison d'été. L'analyse de ces graphes nous permet d'affirmer que les épisodes décennaux générés sont assez proches des observés. Sur la période d'été, un écartement des points de la bissectrice est plus marqué, surtout pour les pluies adjacentes. Ce constat est en accord avec les observations faites auparavant.

Pour terminer la validation, nous nous sommes intéressés à la correction probabiliste des pluies antérieures. Nous avons testé la sensibilité de cette correction probabiliste sur le processus de génération stochastique des épisodes pluvieux. Le test réalisé est très simple : nous avons comparé, pour les 6 bassins versants de la base à pas de temps inférieur à 24h, les distributions des P_{72h} sans et avec correction probabiliste. Le résultat de cette comparaison est très clair : **ne pas considérer la correction probabiliste des pluies antérieures dans la probabilisation des épisodes pluvieux produit un biais important dans la génération stochastique (sous-estimation du risque)**.

Nous reportons en figure 3.16 l'exemple du bassin du Gage à Gage II (54 km^2). Ne pas

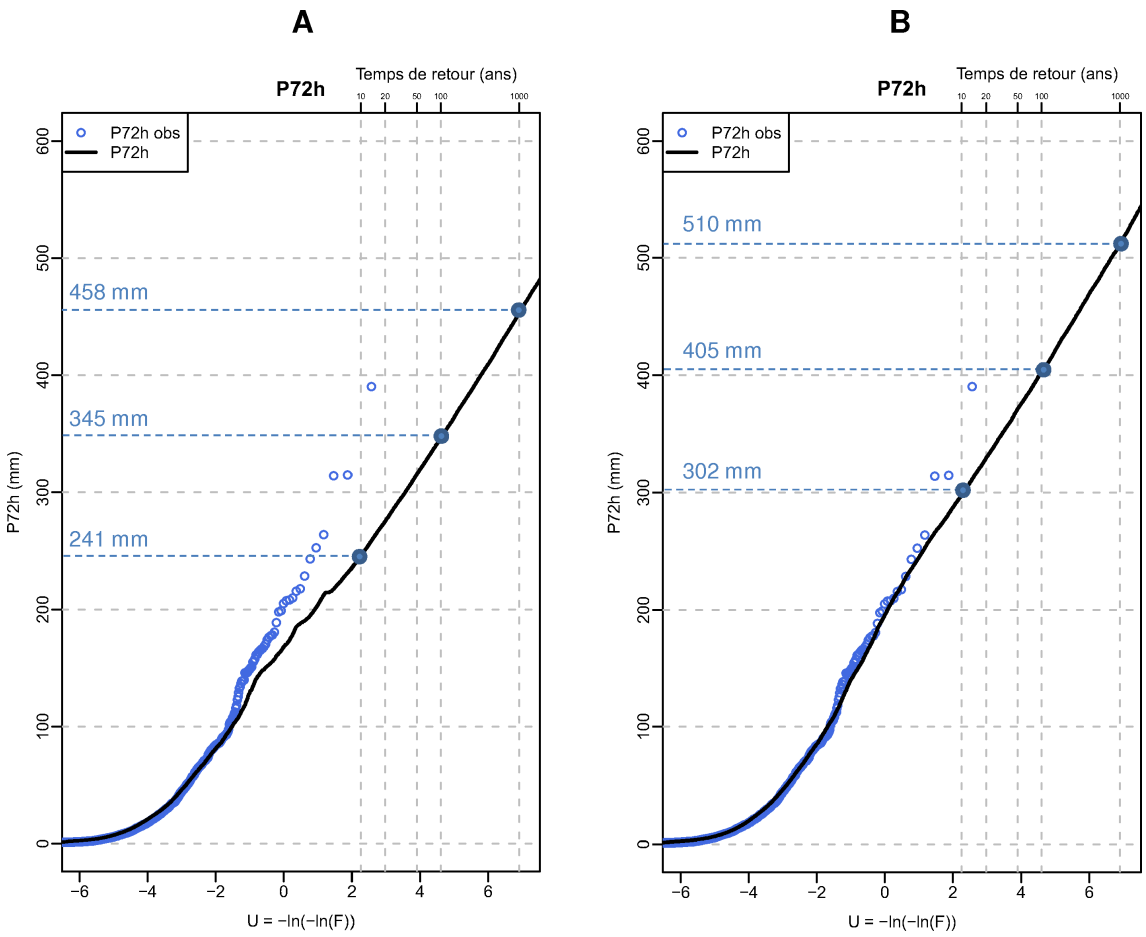


FIGURE 3.16: *Distribution des P_{72h} observées et générées sans (**A**) et avec (**B**) la correction probabiliste des pluies antérieures. Bassin versant du Gage à Gage II (54 km^2), période 1984-2005 année complète.*

considérer la correction probabiliste des pluies antérieures (Fig.3.16a) induit un fort biais dans la probabilisation des épisodes pluvieux générés, plus précisément une sous-estimation du risque pluviométrique. Ce biais se réduit sensiblement lorsque la correction probabiliste est appliquée. On observe un écart d'environ 22% entre l'estimation de P_{72h} à un temps de retour de 10 ans, avec et sans correction. Cet écart pour un temps de retour de 1000 ans diminue, de l'ordre de 10%. Ces constats sont confirmés par les résultats obtenus sur les autres bassins à pas de temps inférieurs à 24h présents dans la base.

3.6 Synthèse du troisième chapitre

Dans ce chapitre nous avons présenté la « validation » du processus de génération stochastique des épisodes pluvieux réalisée sur la base de 32 bassins versants. Comme nous l'avons pu le dire au paragraphe 3.5 la « validation » réalisée ici est plus modeste que celle menée pour le modèle de pluie centrale (voir Chapitre 2). Cependant elle reste intéressante dans la mesure où elle vérifie de manière pragmatique l'efficacité du processus de génération. La comparaison entre les épisodes pluvieux générés et observés nous a permis de noter les bonnes performances de ce processus de génération stochastique.

D'ailleurs, nous avons pu remarquer que le comportement asymptotique de la distribution

de probabilité des épisodes pluvieux est fortement conditionné par celui du modèle probabiliste de pluie centrale. Fort de ce constat, la validation du modèle probabiliste de pluie centrale (distribution MEWP) s'avère encore plus fondamentale dans notre démarche scientifique.

Avec la « validation » de la génération stochastique de l'ensemble de l'épisode pluvieux, nous avons vérifié de façon intrinsèque les performances du modèle des pluies adjacences et la nécessité d'appliquer une correction probabiliste par rapport aux pluies antérieures. Cependant nous n'avons pas testé dans cette thèse d'autres approches aptes à modéliser la dépendance probabiliste au sein d'un épisode pluvieux. Nous envisageons la possibilité d'étudier dans des développements futurs d'autres formulations probabilistes (loi régionale et fonctions copules) et surtout de tester leur sensibilité dans le processus de génération stochastique des épisodes pluvieux. On renvoie aux conclusions générales pour une discussion sur ces perspectives futures.

Conclusion de la première partie

Nous avons présenté dans cette partie le processus de génération stochastique des épisodes pluvieux. Tout d'abord, nous avons introduit le modèle probabiliste de pluie centrale (chapitre 1) pour en faire ensuite une validation au pas de temps 24h (chapitre 2). Cette approche originale, fondée sur une classification des journées en types de temps, s'est révélée capable de fournir des estimations de pluie extrême à la fois justes et robustes.

Nous pouvons donc considérer, à ce stade du travail, avoir « validé » le modèle composite par types de temps (distribution MEWP) au pas de temps journalier. Dans cette partie, nous avons eu aussi l'occasion de mettre en évidence l'importance du découpage saisonnier et par types de temps, qui permet à la fois de ne pas sous-estimer le risque pluviométrique et de discriminer la population globale considérée en plusieurs sous-populations moins hétérogènes (au moins d'un point de vue météorologique).

Nous avons prouvé que l'hypothèse de décroissance exponentielle simple de la fonction de répartition de pluie de chaque type de temps est raisonnable pour un pas de temps journalièr. Cependant, nous avons choisi de tester les performances d'une loi issue de la composition de plusieurs distributions GP ajustées sur les sous-populations de pluie échantillonnées par types de temps (distribution MGPWP). L'application dans un contexte opérationnel de cette distribution reste toujours problématique pour des raisons de cohérence et répétitivité. Toutefois, nous envisageons de tester l'application d'une loi GP pour ajuster exclusivement le(s) type(s) de temps le(s) plus intense(s), en nous appuyant sûr un'estimation régionale de son paramètre de forme. Nous avons observé que la grande variabilité de ce paramètre de forme conditionne fortement les performances des lois associées (GEV, GP et MGPWP).

Après avoir introduit le processus de génération stochastique des épisodes pluvieux (chapitre 3), nous avons vérifié que l'hypothèse de décorrélation de pluie au-delà de 72h, sur laquelle cette génération est fondée, reste valable pour la climatologie française. Grâce à la comparaison des épisodes pluvieux générés et simulés, sur une base de 32 bassins versants, nous avons évalué les bonnes capacités du processus stochastique employé.

Après avoir décrit et « validé » le processus de génération stochastique des épisodes pluvieux, nous allons aborder, dans la partie suivante, le processus de simulation hydrologique semi-continue utilisé pour la prédétermination des volumes des crues extrêmes.

Deuxième partie

Simulation hydrologique pour la génération stochastique des débits

Introduction de la deuxième partie

La méthode SCHADEX vise à estimer les quantiles extrêmes de débits par un procédé de simulation stochastique qui propose d'utiliser un modèle hydrologique pour simuler la réponse du bassin versant à des pluies de tous ordres pour approcher la distribution des écoulements rares et extrêmes, en croisant l'aléa « état hydrique » du bassin (décrit par le modèle hydrologique) et l'aléa pluviométrique (décrit par un modèle probabiliste).

La caractérisation de l'aléa pluviométrique et la définition d'un modèle probabiliste de pluie à utiliser dans ce procédé de simulation stochastique ont déjà fait l'objet de la première partie du manuscrit. Par conséquent cette deuxième partie portera sur la définition de l'aléa « état hydrique » du bassin et sur les techniques utilisables pour le croisement de ces deux aléas générateurs des crues.

Plus précisément, l'objectif de cette partie sera d'introduire ce procédé de simulation en évaluant sa sensibilité aux modèles utilisés pour décrire l'aléa pluviométrique et l'aléa « état hydrique » du bassin. Nous commencerons tout d'abord par exposer dans le **chapitre 4** les principes de ce procédé de simulation. Nous présenterons dans le **chapitre 5** l'étude de sensibilité du procédé de simulation semi-continue aux paramètres des modèles probabilistes de pluie qui participent à la génération stochastique des épisodes pluvieux. Enfin, nous quantifierons dans le **chapitre 6** la sensibilité des résultats de simulation hydrologique semi-continue au modèle hydrologique employé pour la génération des écoulements.

Chapitre 4

Simulation hydrologique : pourquoi, comment ?

Ce chapitre détaille le procédé de simulation hydrologique utilisé dans la méthode SCHADEX pour la prédétermination des crues extrêmes. Ce procédé de simulation à la fois hydrologique et stochastique (dite « semi-continue »), est introduit en soulignant son caractère original. Les principes à la base de ce procédé sont analysés et discutés à l'aide d'exemples synthétiques et concrets. Dans la deuxième partie du chapitre, après avoir introduit une base de données de 32 bassins versants sur laquelle notre analyse s'appuie, nous étudierons la prise en compte dans le procédé de simulation de la dépendance pluie-température et nous réaliserons une étude de sensibilité des résultats de simulation à certains de ses paramètres (i.e. nombre de tirages, etc.).

Sommaire

4.1 Simulation hydrologique pour la prédétermination des crues 123
4.1.1 Problématique générale 123
4.1.2 Simulation hydrologique élémentaire... un exercice de style 125
4.1.3 Comment qualifier l'aléa « état hydrique » ? 128
4.1.4 Comment croiser les deux aléas ? 131
4.2 Le procédé de simulation hydrologique de SCHADEX 134
4.2.1 Présentation du procédé de simulation 134
4.2.2 Principes du procédé de simulation 135
4.2.3 Les « astuces » du procédé de simulation 135
4.3 La base de données 139
4.4 Prise en compte de la dépendance pluie-température 143
4.4.1 Le procédé de simulation de référence : $SIMU_0$ 143
4.4.2 Evolution du processus de simulation $SIMU_0$ 145
4.4.3 Synthèse sur la prise en compte de la dépendance pluie température . 153
4.5 Les paramètres du procédé de simulation 157
4.6 Synthèse du quatrième chapitre 164

4.1 Simulation hydrologique pour la prédétermination des crues

4.1.1 Problématique générale

Différents processus ou phénomènes peuvent être à l'origine des crues. Pour une vaste gamme de bassins versants, les facteurs les plus courants, susceptibles de déclencher des crues, sont des pluies importantes ou extraordinaires en intensité et/ou en durée, associées parfois à une fonte de neige ou de glace (Lang et Lavabre, 2007; Hingray *et al.*, 2009).

Comme il est bien connu en hydrologie, la relation pluie-débit est typiquement non linéaire. Pour une même hauteur précipitée la réponse du bassin versant dépend de l'état initial de ses réserves en eau (état hydrique du bassin versant) et généralement les écoulements sont d'autant plus marqués que le bassin est proche de la saturation (dépressions et réservoirs de surface pleins, sols et/ou manteaux neigeux saturés). À l'inverse, un écoulement donné peut être généré par des pluies très diverses, toujours en fonction de l'état hydrique du bassin versant. **En première approximation nous pouvons considérer que les crues sont issues du croisement des deux phénomènes prépondérants : la pluie et l'état hydrique du bassin**.

Ce concept est très souvent valable mais pas de façon universelle ! Il est vrai pour tous les bassins versants où le phénomène prépondérant de génération de crues est la forte pluie. Par contre il trouve des limites d'application pour des bassins caractérisés par une réponse lente (e.g. comme le bassin versant de la Somme avec ses « crues de nappes »), pour des bassins anthropisés (e.g. ouvrages de stockage et/ou écrêtement), pour des grands estuaires où les crues sont également liées à la marée et au vent, pour des bassins fortement conditionnés par la neige, pour des bassins karstiques, etc.

Considérons, à titre d'exemple, le bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2). La figure 4.1a illustre les couples pluie-écoulement, sur une durée de 72h, observés sur la période 1982-2008, dont la pluie est supérieure à 25 mm. Ce seuil de pluie a été introduit pour filtrer tous les épisodes où l'écoulement de base (ou de récession) est prépondérant.

Comme nous l'avons dit auparavant, la relation pluie-écoulement dépend de nombreux facteurs physiques caractérisant l'état du bassin versant avant l'épisode pluvieux générateur de l'écoulement. La rétention $P - E$ peut être considérée comme une variable aléatoire, dont on peut caractériser la répartition liée à la pluie par les quantiles empiriques $10\%, ..., 90\%$ (Fig. 4.1a) qui vont constituer les « courbes quantiliques » ou « courbes de réponse » du bassin versant (Duband et Guillot, 1968).

De façon pragmatique, pour tracer ces « courbes de réponse », nous avons calculé les quantiles empiriques d'écoulements (Fig. 4.1a : points reliés par une corbe en pointillé) dont la pluie est comprise entre des bornes fixées (e.g. entre 25 et 40 mm, entre 40 et 50 mm, entre 50 et 60, etc.). Ensuite, nous avons effectué un lissage de ces quantiles empiriques par un ajustement de plusieurs lois puissance qui donnent l'allure de ces courbes.

Il est classique d'aborder le passage de la pluie en débit en introduisant aussi la notion de

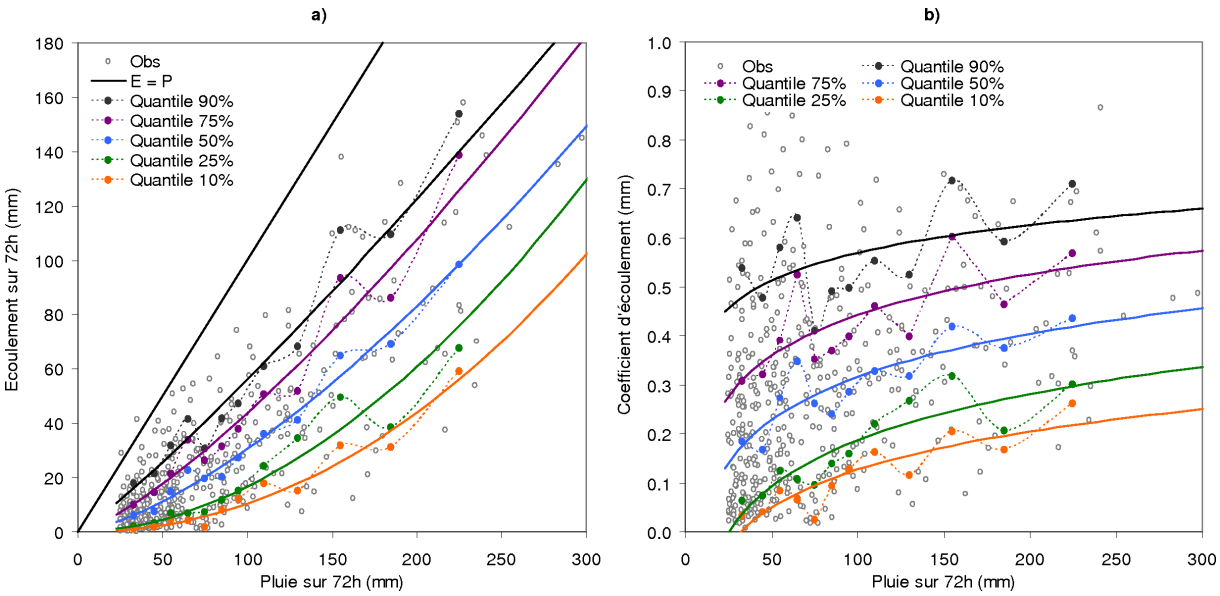


FIGURE 4.1: *Relation pluie-écoulement (**a**) et évolution du coefficient d'écoulement C avec le total de pluie (**b**) pour des épisodes de durée de 72h. Cas du bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1982-2008. Les « courbes quantiliques » d'écoulement et du coefficient d'écoulement C sont reportées pour des quantiles de 10% à 90%.*

coefficient d'écoulement C. Ce coefficient peut être défini comme le rapport, événement par événement, entre le volume écoulé et le volume précipité sur la même durée. Ce rapport C représente, d'une certaine façon, le « rendement » de la pluie au cours d'un épisode pluvieux. La figure 4.1b illustre l'évolution du coefficient d'écoulement C en fonction du total de pluie sur une durée de 72h, pour le bassin versant de l'Ardèche à Sauze. De façon analogue au cas présenté dans la figure 4.1a, nous avons retenu, pour le calcul du coefficient d'écoulement, exclusivement les couples pluie-écoulement dont la pluie est supérieure à 25 mm (pour filtrer tous les coefficients d'écoulement dépassant 1). Le coefficient d'écoulement peut être également considéré comme une variable aléatoire, dont des « courbes quantiliques » peuvent être calculées avec la technique expliquée précédemment .

En accord avec Lang et Lavabre (2007), malgré une dispersion certaine, on note généralement une croissance du coefficient d'écoulement avec le total de pluie. Cet exemple nous a permis de montrer aussi que le coefficient d'écoulement est fortement variable d'une crue à l'autre. Nous pouvons expliquer cette forte variabilité par plusieurs aspects parmi lesquels on retrouve : l'état hydrique du bassin versant avant la crue, la répartition spatiale et temporelle de la pluie, la présence de la neige, le débit de base, etc.

Étant donné que les crues peuvent être considérées comme un phénomène issu du croisement de la pluie et de l'état hydrique du bassin, pour leur prédétermination il est fondamental de traiter les trois problématiques suivantes :

1. **Comment pouvons-nous décrire l'aléa pluviométrique ?**
2. **Comment pouvons-nous décrire l'aléa « état hydrique » du bassin versant ?**
3. **Comment pouvons-nous croiser ces deux aléas ?**

Concernant la première question, nous avons proposé une solution innovante dans la pre-

mière partie de cette thèse, en introduisant et vérifiant un modèle probabiliste de pluie. Une réponse aux deux autres sera proposée dans la suite de ce chapitre.

4.1.2 Simulation hydrologique élémentaire... un exercice de style

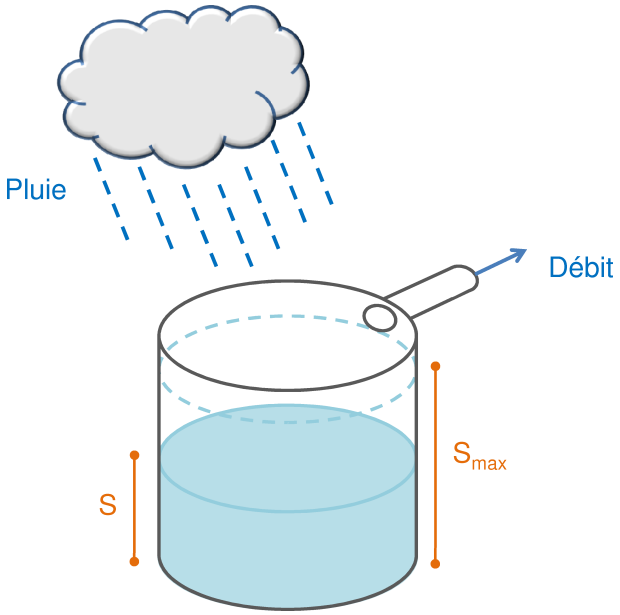


FIGURE 4.2: *Modèle hydrologique élémentaire ou du « Seau ».*

Pour essayer de répondre aux deux questions précédentes, nous avons décidé de considérer tout d'abord un cas très simple et pédagogique. Nous pouvons définir le modèle hydrologique élémentaire [1] comme le modèle de débordement d'un réservoir s (ou « seau » , Fig.4.2).

Soit P la précipitation et S le niveau du remplissage du réservoir s, le débit Q associé est calculé grâce à la formule suivante :

$$Q = P - min(P, S_{max} - S) \tag{4.1}$$

où S_{max} est le niveau max de remplissage du reservoir s.

Supposons que la pluie suive une loi exponentielle simple et que le remplissage du réservoir s suive une loi uniforme. Leurs fonctions de répartition sont les suivantes :

$$\begin{cases} P \approx F_P = 1 - \exp\left(-\frac{P}{a}\right) \\ S \approx F_S = \frac{S}{S_{max}} \end{cases} \tag{4.2}$$

pour P compris entre $[0, \infty[$ et S compris entre $[0, S_{max}]$.

Pour résumer, dans cet exemple la qualification de l'aléa « état hydrique » du bassin versant est réalisée par une simple loi uniforme. Concernant le croisement des deux aléas, le calcul peut être conduit de façon analytique, si le contexte le permet, ou de façon stochastique. Pour cet

1. Ce modèle est aussi appelé « Modèle hydrologique du seau » .

exemple, les deux approches sont possibles. Nous pouvons commencer par l'approche analytique.

Approche analytique

Supposons le niveau S du réservoir connu. Une pluie P produit un débit Q si elle est suffisante pour remplir le volume disponible dans le réservoir s et provoquer un débordement, c'est-à-dire quand $P > (S_{max} - S)$. Soit F_0 la probabilité de non débordement ($F_0 = Prob\,(P \leq S_{max} - S)$). La fonction de répartition du débit, conditionnelle au niveau de remplissage S, s'écrit :

$$F(Q\,|\,S) \;=\; F_0 + \big(1 - F_0\big) F(Q\,|\,P > S_{max} - S) \tag{4.3}$$

La probabilité de non débordement F_0 est directement donnée par la fonction de répartition F_P des pluies, puisque par définition :

$$\begin{aligned} F_O \;&=\; Prob\,(P \leq S_{max} - S) \\ &=\; F_P(S_{max} - S) \\ &=\; 1 - \exp\big(-\tfrac{S_{max}-S}{a}\big) \end{aligned} \tag{4.4}$$

De plus, un débit $Q > 0$ correspond à une pluie $P = Q + S_{max} - S$, ce qui permet d'écrire :

$$\begin{aligned} F(Q\,|\,P > S_{max} - S) \;&=\; \frac{F_P(Q + S_{max} - S) - F_P(S_{max} - S)}{1 - F_P(S_{max} - S)} \\ &=\; \frac{1 - \exp\big(-\frac{Q+S_{max}-S}{a}\big) - 1 + \exp\big(-\frac{(S_{max}-S)}{a}\big)}{1 - 1 + \exp\big(-\frac{S_{max}-S}{a}\big)} \\ &=\; 1 - \exp\big(-\tfrac{Q}{a}\big) \end{aligned} \tag{4.5}$$

En reprenant l'équation 4.3 on peut tirer que :

$$\begin{aligned} F(Q \mid S) \;&=\; 1 - \exp\big(-\tfrac{S_{max}-S}{a}\big) + \big[1 - \exp\big(-\tfrac{Q}{a}\big)\big] \exp\big(-\tfrac{S_{max}-S}{a}\big) \\ &=\; 1 - \exp\big(-\tfrac{Q}{a}\big) \exp\big(-\tfrac{S_{max}-S}{a}\big) \end{aligned} \tag{4.6}$$

On obtient la fonction de répartition des débits en sommant leur fonction de répartition conditionnelle au niveau du réservoir S (Eq. 4.6) sur l'ensemble des états S possibles, supposés suivre une loi uniforme sur $[0, S_{max}]$:

$$\begin{aligned} F_Q \;&=\; \int_S F(Q\,|\,S) f(S) dS \\ &=\; \int_0^{S_{max}} F(Q\,|\,S) \frac{1}{S_{max}} dS \\ &=\; 1 - \frac{1}{S_{max}} \exp\big(-\tfrac{Q}{a}\big) \big[a \exp\big(-\tfrac{S_{max}-S}{a}\big)\big]_0^{S_{max}} \end{aligned} \tag{4.7}$$

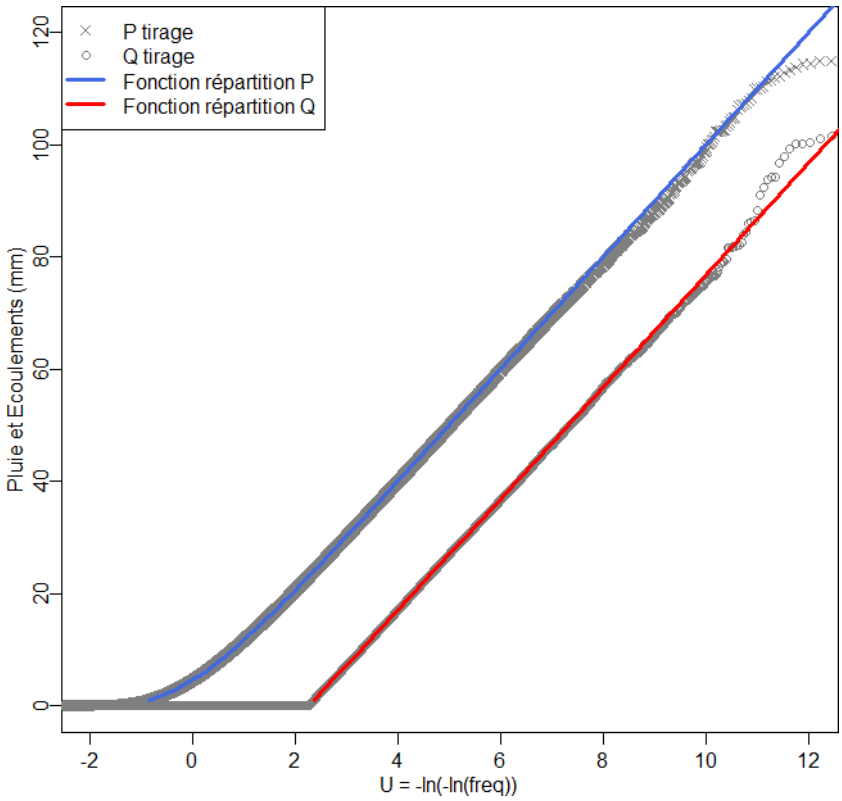


FIGURE 4.3: *Modèle de simulation élémentaire. Fonctions de répartition des pluies et des débits, analytiques (courbe en trait solide) et simulées (croix et ronds), pour a égal à 10 mm et S_{max} égal à 100 mm et un nombre de simulations égal à* 10^6.

Finalement on peut écrire la fonction de répartition de débit Q :

$$F_Q = 1 - \frac{a}{S_{max}} \left[1 - \exp\left(-\frac{S_{max}}{a}\right) \right] \exp\left(-\frac{Q}{a}\right) \tag{4.8}$$

Approche stochastique

Cette fois-ci, nous allons tirer aléatoirement les pluies selon une loi exponentielle simple et les niveaux S selon une loi uniforme. Ensuite, les couples $P - S$ sont « transformés » en débits grâce au modèle hydrologique (Eq. 4.1). Les débits ainsi calculés sont triés et probabilisés empiriquement [2]. La fonction de répartition des débits est ainsi déterminée par simulation stochastique.

La figure 4.3 illustre les fonctions de répartition des pluies et des débits, analytiques (courbe en trait solide) et simulées (croix et ronds), pour a égal à 10 mm et S_{max} égal à 100 mm et un nombre de simulations égal à 10^6.

Cet exemple doit être considéré comme une sorte d'exercice de style rigoureux mathématiquement mais où l'aléa « état hydrique » est décrit de façon très simplifiée (i.e. selon une loi uniforme) et pas vraiment représentatif du comportement réel d'un bassin versant.

2. Par exemple avec la formule de fréquence empirique de Weibull : $\frac{i}{N+1}$, où N est le nombre d'individus i dans la population considérée.

4.1.3 Comment qualifier l'aléa « état hydrique » ?

Répondre à cette question n'est pas évident. **Les états hydriques d'un bassin versant (i.e. état de saturation des dépressions et des réservoirs de surface, des sols, de la nappe et du manteau neigeux) sont difficilement mesurables**. Ils sont constitués de plusieurs composantes représentatives de natures très diverses et ils sont variables dans l'espace et dans le temps (i.e. forte saisonnalité).

Si nous ne voulons pas faire de compromis trop important sur la représentation des états hydriques du bassin versant, nous sommes obligés de faire appel à la modélisation hydrologique pluie-débit, dont l'un des buts est justement de représenter la saturation du bassin versant. **Les états hydriques modélisés (sur lesquels reposeront nos calculs) ne prétendent pas représenter finement la réalité naturelle bien plus complexe. Ils doivent seulement être considérés comme une variable intermédiaire efficace pour produire, in fine, une estimation du débit à l'exutoire**.

Pour vérifier l'acceptabilité de ce compromis, nous avons analysé la distribution des taux de remplissage des réservoirs du modèle hydrologique MORDOR. À partir d'une chronique climatologique d'au moins 15 ans de données, sur une base de 32 bassins (la liste des bassins est reportée en tableau 4.1 à la page 141), nous avons pu constater des distributions continues sur tout la gamme des taux de remplissage.

A titre d'exemple, nous reportons en figure 4.4 la distribution empirique du taux de remplissage des réservoirs pour le cas du bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2, période 1960-2008). Ce cas nous permet d'observer que la distribution des taux de remplissage des réservoirs est presque uniforme jusqu'au quantile 50%. Au délà, selon une certaine logique, les taux de remplissage les plus élevés sont observés moins fréquemment. Plus précisément, pour cet exemple, 10% des valeurs sont comprises entre un taux de remplissage de 70% et de 100%.

Pour mieux comprendre, nous avons réalisé un test de réponse du bassin versant à travers le modèle hydrologique. Concrètement, nous avons considéré le modèle hydrologique MORDOR du bassin de l'Ardèche à Sauze et nous avons extrait de la chronique de modélisation trois états initiaux associés à des taux de remplissage des réservoirs de 10%, 50% et 90%. Pour chacun des trois états initiaux, nous avons simulé, à travers le modèle hydrologique, la réponse du bassin à des pluies d'intensité variable entre 50 et 600 mm, réparties sur trois pas de temps et homothétiques de l'épisode pluvieux observé.

La figure 4.5a présente une sorte de « courbe de réponse » pour les trois états de saturation considérés. Ces courbes montrent que, à travers la vision fournie par le modèle hydrologique, la réponse du bassin versant est fortement conditionnée par son état hydrique initial [3]. Concrètement, ces courbes nous expliquent qu'un écoulement de 100 mm peut être obtenu à partir des pluies d'environ 170, 250 et 310 mm simulées sur des taux de remplissage respectivement de 90%, 50% et 10%. De plus, nous pouvons constater que ces « courbes de réponse » sont très

3. Il est important de noter que asymptotiquement ces courbes ne tendent pas vers des parallèles à la bissectrice, i.e. écoulement égal à la précipitation. Ce non-parallélisme est explicable grâce à la présence d'une fonction de transfert dans le modèle hydrologique. On rappelle que la fonction de transfert ou de réponse est la représentation mathématique du processus de routage associé au retardement et à l'étalement du ruissellement.

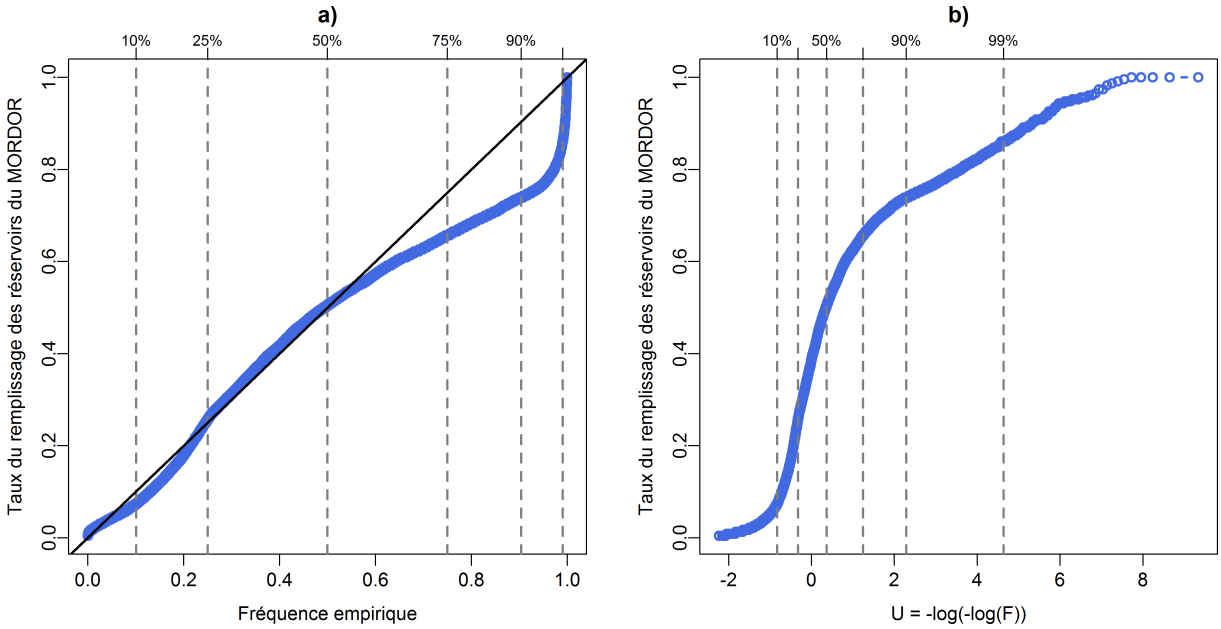


FIGURE 4.4: *Distribution empirique de taux de remplissage des réservoirs du modèle hydrologique MORDOR (**a**). Un zoom sur la queue de la distribution est réalisé avec le graphe de Gumbel (**b**). Les quantiles 10%, 25%, 50%, 75%, 90% et 99% sont mis en évidence. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2).*

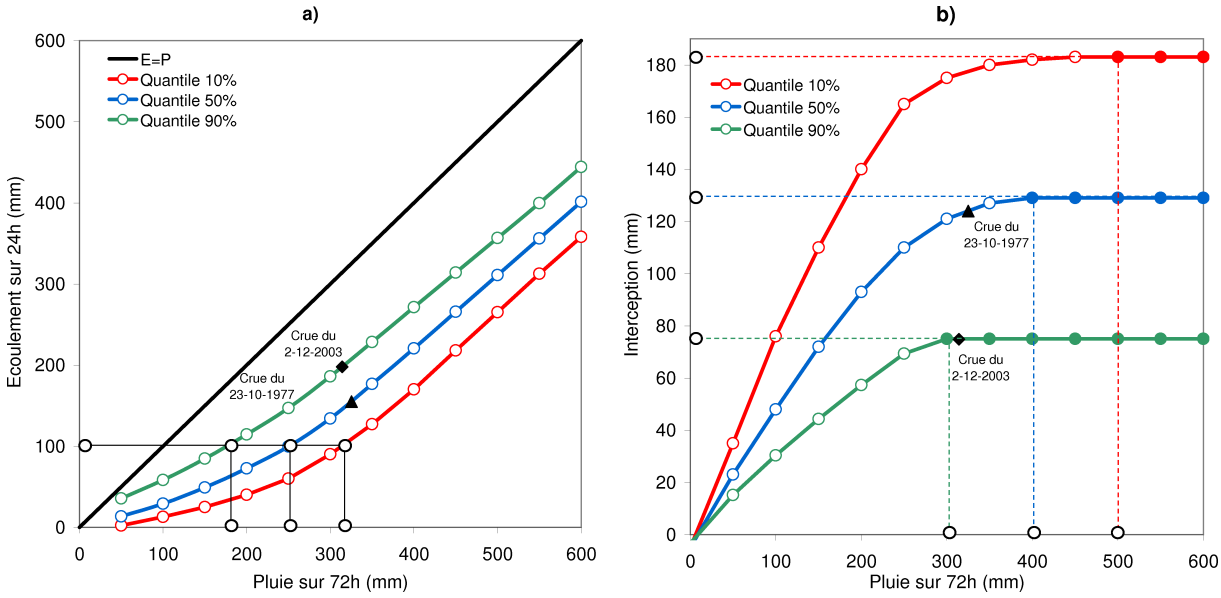


FIGURE 4.5: *Relation pluie-écoulement vue par le modèle hydrologique pour des taux de remplissage des réservoirs de 10%, 50% et 90% (**a**). Evolution de la valeur d'interception du modèle hydrologique en fonction de la précipitation pour les mêmes taux de remplissage (**b**). Les épisodes historiques de la crue du 23 octobre 1977 et du 2 décembre 2003 sont considérés comme exemples concrets. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2).*

similaires à celles identifiées empiriquement et illustrées au début de ce chapitre à la figure 4.1, ce qui est rassurant du point de vue de la répresentation de la réponse du bassin versant par le modèle hydrologique.

La figure 4.5b reporte l'évolution de la quantité de pluie interceptée par le modèle hydrologique en fonction des précipitations sur une durée de 72h. Il est possible d'observer que, à partir d'une certaine valeur de précipitation, la quantité d'eau interceptée n'augmente plus, c'est-à-dire que le modèle hydrologique suppose le bassin versant saturé. Cette valeur de précipitation dépend du taux de remplissage initial. Comme nous pouvons l'observer dans la figure 4.5b, le bassin est considéré saturé à partir d'une précipitation d'environ 300 mm, 400 mm et 500 mm, respectivement pour un taux de remplissage initial de 10%, 50% et 90%.

Deux exemples permettent d'aller plus loin dans l'analyse. Nous avons extrait de la chronique climatologique deux épisodes de crues associés au taux de remplissage de 50% et 90%, respectivement la crue du 23 octobre 1977 et du 2 décembre 2003. Concernant ces deux crues historiques, la figure 4.6 reporte les hydrogrammes des crues observées à la station de Sauze (2260 km^2).

À l'aide de ces deux épisodes historiques, nous pouvons affirmer d'avoir observé, dans la chronique considérée, des événements situés dans la zone de comportement asymptotique du modèle du point de vue de la saturation de bassin. En d'autres termes, cela signifie que nous n'avons pas nécessairement besoin d'extrapoler des états hydriques pour représenter ce type de comportement. Par conséquent on peut considérer un modèle empirique pour modéliser les états hydriques. Cependant, il est important de remarquer que le même constat n'est pas valable pour les pluies, donc dans ce cas un modèle probabiliste doit être utilisé pour extrapoler les quantiles extrêmes.

En conclusion, pour répondre à la question de départ, nous pouvons affirmer que l'utilisation d'un modèle hydrologique pour décrire la variable aléatoire « état hydrique » peut être retenu comme un choix de modélisation pertinent.

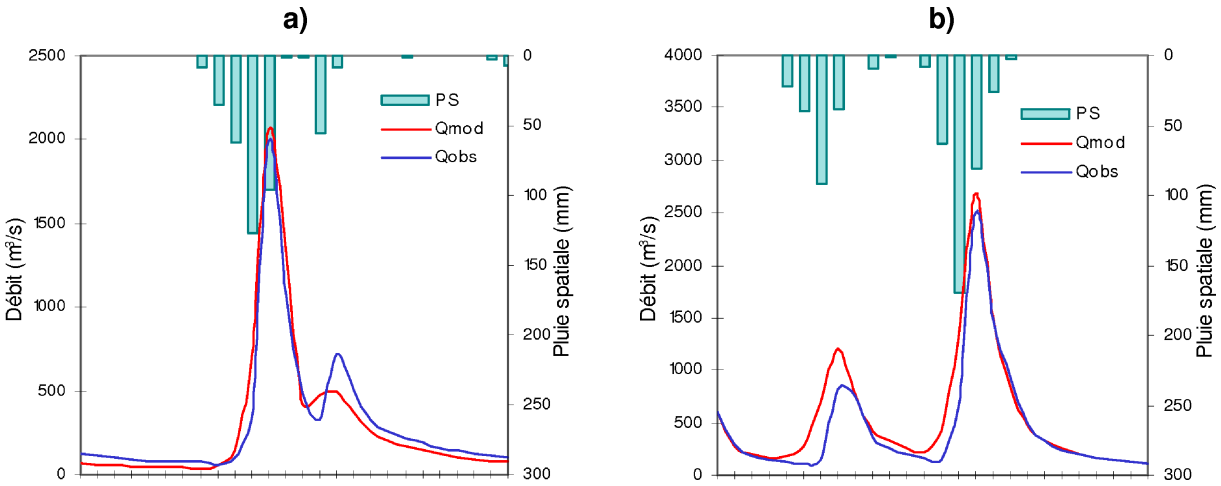


FIGURE 4.6: *Hydrogrammes observés à la station de Sauze pour la crue du 23 octobre 1977(**a**) et du 2 décembre 2003 (**b**).*

4.1.4 Comment croiser les deux aléas ?

De nombreuses méthodes sont applicables pour réaliser le croisement de l'aléa pluviométrique et de l'aléa « état hydrique » du bassin versant. Une première solution consiste à utiliser deux modèles probabilistes (un pour probabiliser l'aléa pluviométrique et l'autre pour modéliser les états hydriques du bassin) et un modèle hydrologique pour le passage pluie-débit. Comme nous l'avons déjà vu pour le cas de la simulation hydrologique élémentaire, le croisement des deux aléas peut être réalisé de façon analytique (si le modèle hydrologique le permet) ou de façon stochastique (à l'aide d'un tirage aléatoire). **Ce type d'approche est défini par Hingray *et al.* (2009) comme une approche événementielle ou multi-événementielle, étant donné que le tirage aléatoire des deux composantes est réalisé événement par événement et pas en générant une longue chronique de pluies et/ou d'états hydriques.**

Le plus grand inconvénient lié à l'approche événementielle est la description probabiliste des états hydriques du bassin versant, c'est-à-dire l'affectation d'une probabilité à un état hydrique donné. Comme nous l'avons dit au paragraphe précédent, les états hydriques d'un bassin versant sont difficilement mesurables directement et constitués de plusieurs composantes variables dans l'espace et dans le temps. La prise en compte de toutes ces composantes, dont leur dépendance, nécessite des modèles probabilistes sophistiqués. À ce stade nous nous trouvons face deux possibilités concurrentes :

1. **Simplification de la représentation conceptuelle de l'état hydrique** (e.g. un seul stock comme dans l'exemple du modèle hydrologique élémentaire) ;
2. **Sophistication de la représentation conceptuelle de l'état hydrique** (e.g. plusieurs stocks qui interagissent entre eux et éventuellement variables dans l'espace).

L'avantage de la première approche est de rendre possible, par sa simple formulation, la modélisation probabiliste des états hydriques. Cependant, elle a le grand inconvénient d'avoir une représentation du phénomène hydrologique assez simpliste. À l'opposé, la deuxième approche permet d'avoir une modélisation hydrologique plus proche de la réalité mais, étant plus complexe, elle est donc difficilement modélisable de façon probabiliste. Cette problématique appellerait un compromis difficile à atteindre. Dans la méthode SCHADEX une approche de modélisation des états hydriques plus « riche » a été choisie.

Pour s'affranchir du problème de modélisation probabiliste des états hydriques, une approche qui permet, à partir de séries chronologiques et synthétiques (i.e. générées de façon stochastique) des variables météorologiques clés pour le bassin (e.g. précipitations, évapotranspiration potentielle, températures), de générer des séries chronologiques de débits, est souvent employée. **Cette approche est connue dans la littérature comme le processus de simulation continue (CSP - Continuous Simulation Process, Boughton et Droop (2003)) puisqu'elle produit une chronique continue de débits, en réalisant le suivi des états hydriques du bassin versant (e.g. saturation, stock de neige) de façon continue (Cameron *et al.*, 2000)**. Globalement, il s'agit d'un procédé de simulation qui génère des longues séries de débits à partir desquelles on peut extraire les crues ou les caractéristiques de crues pertinentes pour l'étude visée, e.g. par une analyse fréquentielle des extrêmes en s'appuyant sur la série générée de façon

stochastique.

S'appuyer sur un processus de simulation hydrologique continue pour la prédétermination de crues extrêmes devient une pratique de plus en plus utilisée par la communauté hydrologique. Selon Cameron *et al.* (1999, 2000), sous l'hypothèse que le modèle hydrologique fournisse des simulations satisfaisantes, cette approche peut nous donner des résultats plus fiables par rapport aux méthodes fréquentielles directement appliquées aux débits de crue.

Dans la littérature on trouve de nombreuses applications qui, pour simuler des longues séries de débit, s'appuient sur un générateur stochastique de pluie [4] et sur un modèle hydrologique pluie-débit. Mise à part cette caractéristique générale, toutes les méthodes rencontrées diffèrent l'une de l'autre par le type de générateur stochastique de pluie, par le modèle hydrologique et par la stratégie de simulation. Pour une revue détaillée des principales applications des méthodes basées sur un processus de simulation continue dans les 15 dernières années, on se reporte à Boughton et Droop (2003). Cependant, les travaux les plus remarquables sont listés ci-dessous.

Dans le contexte français, nous pouvons tout d'abord citer la méthode SHYPRE [5], développée au Cemagref (Cernesson, 1993; Lavabre *et al.*, 1998; Arnaud et Lavabre, 2000, 2002; Arnaud *et al.*, 2007). Cette méthode associe un générateur stochastique de pluies horaires et une transformation de la pluie en débit à travers un modèle hydrologique conceptuel (GR3h). Cette technique de simulation permet de générer de très longues chroniques de pluies horaires et, ensuite, les hydrogrammes de crue sont déduits par l'application d'une transformation de la pluie en débit. La distribution empirique des pluies et des débits donne directement les quantiles extrêmes auxquels on s'intéresse.

En Europe, nombreuses sont les applications d'un processus de simulation hydrologique continue. Tout d'abord, on peut se référer aux applications liées à l'utilisation du modèle hydrologique TOPMODEL (Beven, 1987; Beven *et al.*, 1984; Quinn et Beven, 1993) et ses différentes versions : TOPMODULAR, TOPSIMPL. Cameron *et al.* (2000) illustrent l'application, sur plusieurs bassins versants anglais, d'une méthode qui couple un modèle stochastique de pluie, introduit par Cameron *et al.* (1999), et le modèle hydrologique TOPMODEL. Une approche analogue est décrite et utilisée en République Tchèque par Blazkova et Beven (2004, 2009).

De plus, nous remarquons aussi l'application réalisée par Calver et Lamb (1995), qui utilise un modèle hydrologique semi-distribué, nommé TATE (Calver, 1993, 1996), pour produire une série de débits sur laquelle une analyse fréquentielle est ensuite réalisée. Une application exactement analogue a été réalisée par Lamb (1999), avec la seule différence de l'utilisation du modèle hydrologique PDM (Moore, 1985).

Il est important de citer aussi l'application de la méthode CSS [6] sur des bassins versants australiens (Boughton *et al.*, 1999). Cette méthode utilise un générateur continu de pluie, AWBM, et le modèle hydrologique IHACRES (Jakeman *et al.*, 1990) pour simuler des hydrogrammes au pas de temps horaire.

4. Ou, rarement, sur des très longues séries de pluie observées.
5. Acronyme de Simulation d'Hydrogrammes pour la PRÉdétermination des crues.
6. Acronyme de Continuous Simulation System for design flood.

Plus récemment nous retrouvons l'application menée par Hingray et Mezghani (2007), laquelle utilise une approche de simulation continue pour la génération des séries temporelles de débits en 35 points de contrôle du bassin du Rhône à l'amont du Léman. Ces travaux sont fondés sur l'utilisation de 50 scénarios météorologiques produits par un générateur stochastique de séries chronologiques de précipitations et températures.

Un procédé de simulation hydrologique ne représente pas la solution optimale à tous les problèmes. D'ailleurs, deux principales difficultés peuvent être soulignées :

1. **Bien représenter les alternances sec / humide dans la chronique synthétique de pluie générée** ;
2. **Besoin de générer de très longues chroniques pour obtenir des quantiles robustes de pluie et, indirectement, à l'aide de la simulation hydrologique, de débit**.

Plus précisément, concernant le premier inconvénient, Lennartsson *et al.* (2008) soulignent la grande difficulté des générateurs stochastiques de pluie à bien respecter et reproduire les séquences sèches et humides et leur saisonnalité dans la série de précipitation générée. De nombreuses applications sont fondées sur l'utilisation des chaînes de Markov (Norris, 2010) pour modéliser ces aspects. Pour n'en citer que quelques-uns : Bruhn *et al.* (1980); Lana et Burgueno (1998); Aksoy et Bayazit (2000). En restant dans l'application des chaînes de Markov, Racsko *et al.* (1991) montrent comme l'utilisation d'une chaîne de Markov de premier ordre fait que les longues séquences sèches ne sont pas bien modélisées. Pour cette raison Lennartsson *et al.* (2008) proposent une approche fondée sur une chaîne de Markov multiple. Ceci est seulement un exemple pour illustrer le besoin d'introduire une complexification du modèle stochastique à la base du générateur de pluie pour mieux modéliser ces phénomènes.

Le procédé de simulation hydrologique employé dans la méthode SCHADEX se situe dans ce type de démarche de simulation continue, en introduisant cependant certaines variations pour affronter ces deux principaux inconvénients. Ces aspects seront analysés en détail dans les paragraphes suivants.

4.2 Le procédé de simulation hydrologique de SCHADEX

4.2.1 Présentation du procédé de simulation

Comme son acronyme le révèle, la méthode SCHADEX [7] propose d'utiliser un modèle hydrologique pour simuler la réponse du bassin versant à des pluies de tous ordres pour approcher la distribution des écoulements rares et extrêmes, en croisant l'aléa « état hydrique » du bassin, décrit par le modèle hydrologique, et l'aléa pluviométrique, décrit par un modèle probabiliste (Paquet *et al.*, 2006). Le croisement de ces deux aléas est réalisé à l'aide d'un procédé de simulation à la fois hydrologique et stochastique. La technique de simulation est la suivante.

Soit P_{epi} un épisode pluvieux observé réellement dans la chronique climatologique de pluie spatiale du bassin versant et P^*_{epi} un épisode pluvieux tiré aléatoirement à travers un modèle probabiliste préalablement défini. Lors de la simulation, P^*_{epi} est substitué à P_{epi} et la chronique de pluie ainsi modifiée est transformée en débits via un modèle hydrologique préalablement calé. L'écoulement associé à P^*_{epi}, simulé par le modèle hydrologique, est stocké. Cette opération est illustrée dans la figure 4.7a. Les écoulements observés et simulés [8], qui ne participent pas au procédé de simulation mais qui sont utilisés préalablement pour le calage des paramètres du modèle hydrologique [9], sont aussi reportés.

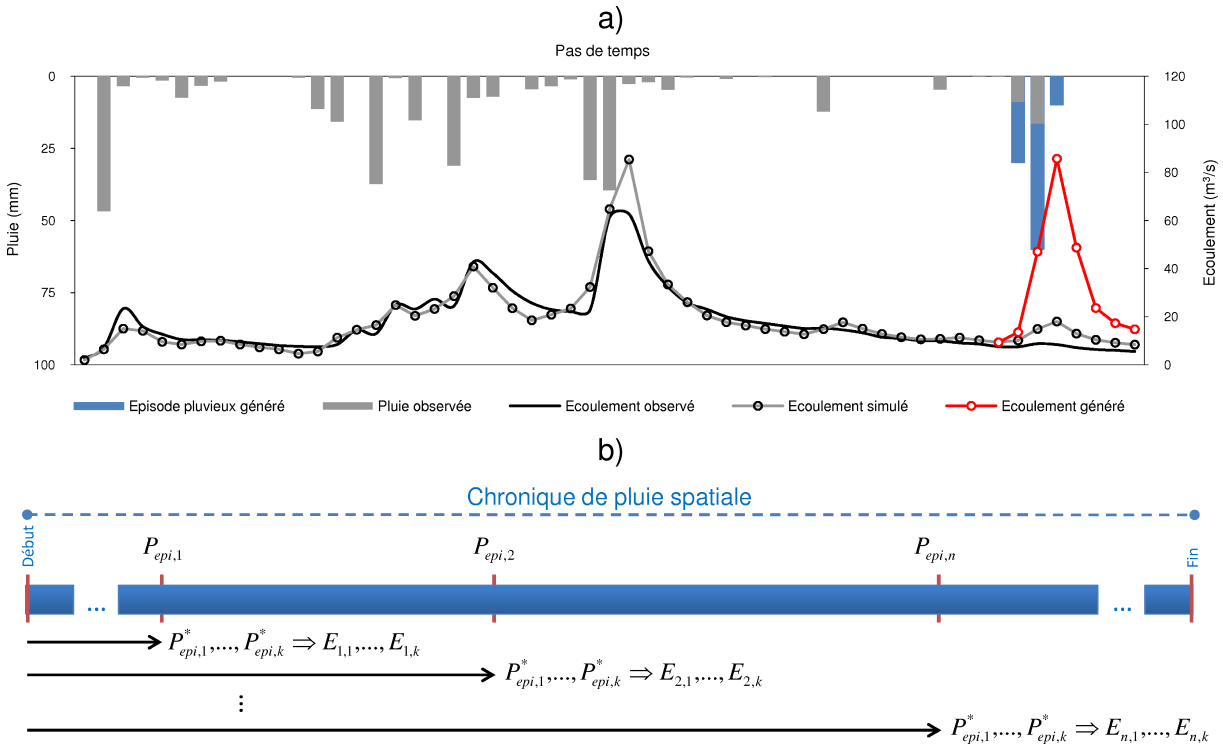


FIGURE 4.7: *Schématisation de la génération d'un écoulement (**a**) et du procédé de simulation hydrologique de SCHADEX (**b**).*

Le procédé décrit ci-dessus est répété un grand nombre de fois : pour chaque épi-

7. Simulation Climato-Hydrologique pour l'Appréciation des Débits Extrêmes.
8. Écoulement simulé via le modèle hydrologique en utilisant les pluies observées.
9. Pour plus de détails sur le calage du modèle, se reporter au chapitre 6.

sode pluvieux, $P_{epi,i=1,...,n}$, réellement observé dans la chronique climatologique, plusieurs épisodes pluvieux, $P^*_{epi,j=1,...,k}$, sont générés et transformés en écoulement, $E_{i,j=1,...,k}$ (Fig. 4.7 b). Enfin, la fonction de répartition des écoulements peut être calculée en triant et en probabilisant de façon empirique les écoulement générés.

4.2.2 Principes du procédé de simulation

Après avoir décrit le procédé de simulation, nous pouvons lister ses principes de base :

- **Utilisation d'une chronique climatologique pour obtenir une grande variété d'états hydriques via le modèle hydrologique** (état des stocks, neige, etc.).
- **Croisement exhaustif des deux aléas**. Pour chaque état de saturation modélisés au début d'un épisode [10], on réalise une simulation d'un grand nombre de pluies différentes, i.e. on realise un test de réponse analogue à celui présenté au paragraphe 4.1.3, mais sur tous les états hydriques et non exclusivement pour trois niveaux de saturation.
- **Utilisation de l'information climatologique pour représenter l'alternance sec / humide**. Dans le cadre du procédé de simulation semi-continue, le respect des séquences sèches et humides est intrinsèquement porté par la chronique climatologique, étant donné qu'on substitue un épisode pluvieux à la fois, sans introduire une sophistication dédiée à ces alternances sec / humide.

Ce procédé de simulation est défini comme une simulation semi-continue du fait que l'évolution des états hydriques du bassin est suivie de façon continue mais que les écoulements sont générés de façon discontinue (événementielle). En d'autres termes, le résultat de ce procédé de simulation est une fonction de répartition des écoulements et pas leur série chronologique continue. Il est fondamental de remarquer que le résultat du procédé de simulation semi-continue est une fonction de répartition des écoulements générés au pas de temps caractéristique du bassin versant, étant donné que la génération stochastique des épisodes pluvieux et la modélisation hydrologique sont réalisées à ce même pas de temps. **En d'autres termes, le procédé de simulation semi-continue fournit la distribution des volumes de crues à pas de temps caractéristique, et pas celle de leurs pointes.** Le passage volume-pointe est réalisé *a posteriori* à travers l'application d'un coefficient de forme de crue. Cet aspect sera traité en détails dans le chapitre 7.

4.2.3 Les « astuces » du procédé de simulation

Cette section explore en détail le procédé de simulation hydrologique semi-continue utilisé dans la méthode SCHADEX et, plus précisément, les « astuces » numériques mises en place. Comme nous l'avons déjà dit au paragraphe 4.2.1, **le procédé de simulation semi-continue vise au croisement exhaustif de l'aléa pluviométrique et de l'aléa « état hydrique »** .

Afin d'atteindre ce but, pour chacun des états hydriques possibles, la réponse du bassin versant aux épisodes pluvieux est simulée à travers le modèle hydrologique. En pratique, dans

10. L'ensemble des états est considéré comme exhaustif de la population globale.

le procédé de simulation de la méthode SCHADEX, la série climatologique de pluie spatiale est parcourue plusieurs fois en s'arrêtant à chaque épisode pluvieux observé. À chaque arrêt, l'épisode pluvieux est substitué par un épisode synthétique [11] et la réponse du bassin versant considéré est simulée grâce au modèle hydrologique.

Deux caractéristiques particulières de cette démarche de simulation semi-continue peuvent être mises en évidence :

- **Afin de croiser exhaustivement les deux aléas considérés, la série climatologique est parcourue plusieurs fois**.
- **Pour générer aléatoirement un épisode pluvieux, tout d'abord, une pluie centrale P_c et deux ratios des pluies adjacentes $\frac{P_{a-}}{P_c}$ et $\frac{P_{a+}}{P_c}$ sont tirés aléatoirement selon une loi uniforme et, ensuite, leurs probabilités sont calculées par anamorphose du modèle probabiliste considéré**.

Concernant le fait de parcourir plusieurs fois la série climatologique, il ne s'agit pas d'une véritable « astuce » mais plutôt d'un choix de simulation. En effet il est possible de parcourir seulement une fois la série climatologique, toujours en s'arrêtant à chaque épisode pluvieux observé, et de tirer directement plusieurs épisodes pluvieux. Pour un nombre de simulations équivalent, les deux stratégies de simulation sont totalement identiques. Pour arriver à croiser exhaustivement l'aléa pluviométrique et l'aléa « état hydrique », 2 millions de simulations sont réalisées. Nous renvoyons le lecteur au paragraphe 4.4 pour l'analyse de ce paramètre.

La génération stochastique des épisodes pluvieux a déjà été présentée au paragraphe 3.4 à la page 94, aussi bien pour des pas de temps journalier que infra-journalier. Au cours de cette génération, nous réalisons un tirage pseudo-aléatoire du cumul de précipitation et pas de sa probabilité.

De façon générale, quand on tire pseudo-aléatoirement dans une loi donnée $F(x)$, on réalise tout d'abord un tirage d'une probabilité de non-dépassement selon une loi uniforme $U[0,1]$ et, ensuite, par inversion de la loi considérée $F^{-1}(x)$, on calcule les valeurs de la variable aléatoire x. Ce type de tirage, dénommé **tirage Monte Carlo (MC)**, est caractérisé par le fait de tirer uniformément des probabilités. L'objet de SCHADEX est l'évaluation de la réponse du bassin versant à des pluies extrêmes (par exemple des pluies associées à des temps de retour supérieurs à 10000 ans) qui sont associées à des probabilités de non dépassement proches de 1. Pour arriver à tirer plusieurs valeurs de probabilité d'environ 10^{-4} (équivalent à un temps de retour de 10000 ans), il faut réaliser une quantité très importante de tirages. Par définition, si le tirage selon une loi uniforme n'est pas biaisé, on a environ 10^{-4} fois le nombre de tirages de probabilités de non dépassement supérieures à 0.9999, i.e. pour avoir 1000 probabilités qui dépassent 0.9999, il faut tirer au moins 10 millions d'individus.

Pour limiter le nombre de tirages et obtenir plus fréquemment des pluies extrêmes, nous réalisons un tirage aléatoire des pluies selon une loi uniforme $U[1, Psim_{max}]$, où $Psim_{max}$ est égal à la pluie du temps de retour de 100000 ans. Ce type de tirage, dénommé **tirage Monte-Carlo pondéré (MCP)**, nous permet d'avoir la même probabilité de tirer une pluie faible qu'une pluie extrême. Par conséquent, il nous permet de réduire le nombre de tirages et il permet une

11. Voir le paragraphe 3.4 à la page 94 sur la génération stochastique des épisodes pluvieux.

meilleure description du croisement de l'aléa.

Il est important de comprendre que, si on réalise un tirage MCP, on décale les résultats du tirage aléatoire vers le haut en introduisant l'équiprobabilité sur les valeurs de pluie. Pour ne pas propager ce bais jusqu'aux résultats de simulation (fonction de répartition des écoulements), il est fondamental de calculer les pondérations associées aux épisodes pluvieux générés [12] et de les affecter aux écoulements associés. La fonction de répartition des écoulements sera ensuite calculée par intégration des pondérations ci-dessus calculées [13].

Pour mieux expliquer le concept à travers un exemple, nous avons considéré la simulation hydrologique élémentaire présentée au paragraphe 4.1.2. En figure 4.8 nous présentons les résultats de la simulation hydrologique élémentaire en nous appuyant à la fois sur un tirage MC et sur un tirage MCP, en tirant dans une population de 10^3 et de 10^6 événements. Lorsqu'on s'appuie sur un tirage MCP, l'aléa pluviométrique des fortes valeurs est mieux décrit. Plus précisément, avec un tirage de 10^3 événements, on arrive déjà à reproduire le résultat théorique (fonction de répartition de débit, équation 4.8). Par contre, avec un tirage MC, même si on génère 10^6 pluies, on n'arrive pas à s'approcher de la queue de distribution du résultat théorique.

12. Nous rappelons que la pondération associée à l'épisode pluvieux est donnée par l'équation 3.9 à la page 96 (pour un pas de temps journalier) et par l'équation 3.14 à la page 100 (pour un pas de temps infra-journalier).

13. Les couples écoulement-probabilité sont triés par ordre croissant des valeurs d'écoulement et, ensuite, leur fonction de répartition est donnée par la somme cumulée et normalisée de leurs pondérations.

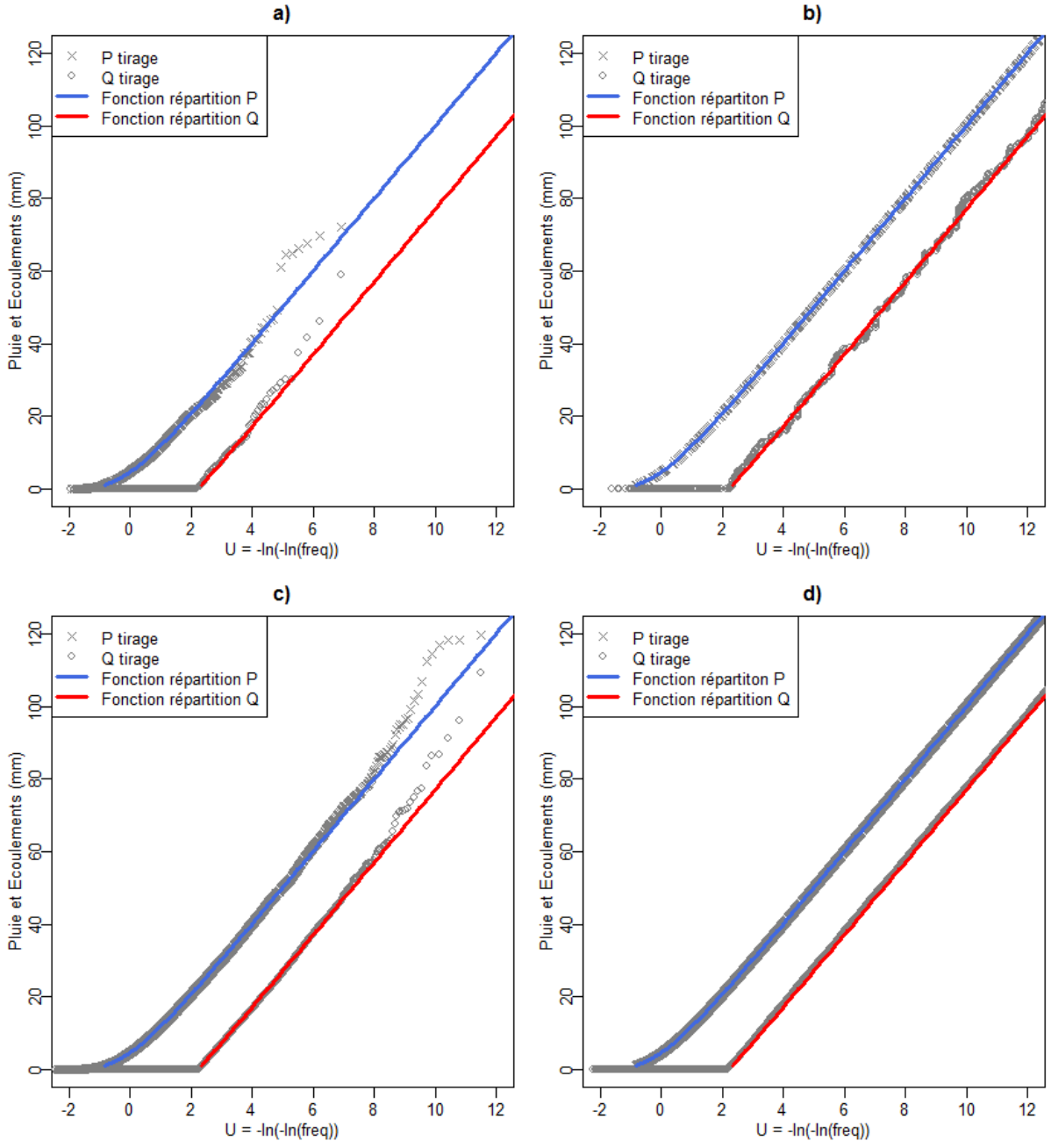


FIGURE 4.8: *Simulation hydrologique élémentaire réalisée avec un tirage MC de* 10^3 ***(a)*** *et* 10^6 ***(c)*** *pluies et avec un tirage MCP de* 10^3 ***(b)*** *et* 10^6 ***(d)***.

4.3 La base de données

Nous avons collecté un échantillon de 32 bassins versants répartis sur les territoire français et italien. Pour sa grande majorité (26 bassins versants sur 32), cet échantillon a été constitué à partir de la base de données des études SCHADEX [14] réalisées pour le dimensionnement des évacuateurs des crues des barrages d'EDF. L'échantillon a été complété par les bassins (5 bassins versants sur 32) qui feront l'objet d'une inter-comparaison des méthodes de prédétermination des crues extrêmes dans le cadre du projet EXTRAFLO [15]. Pour terminer, nous avons ajouté à l'échantillon un bassin versant italien (Stura di Lanzo [16]) qui a fait l'objet d'une action de comparaison entre la méthode SCHADEX et la méthode ARPIEM [17] (Torquato et Bernardara, 2009). Dans cette section, nous proposons de donner un rapide aperçu de quelques caractéristiques des bassins versants constituant notre base de données. Des informations complémentaires sur les 32 bassins versants considérés sont reportées en annexe C.

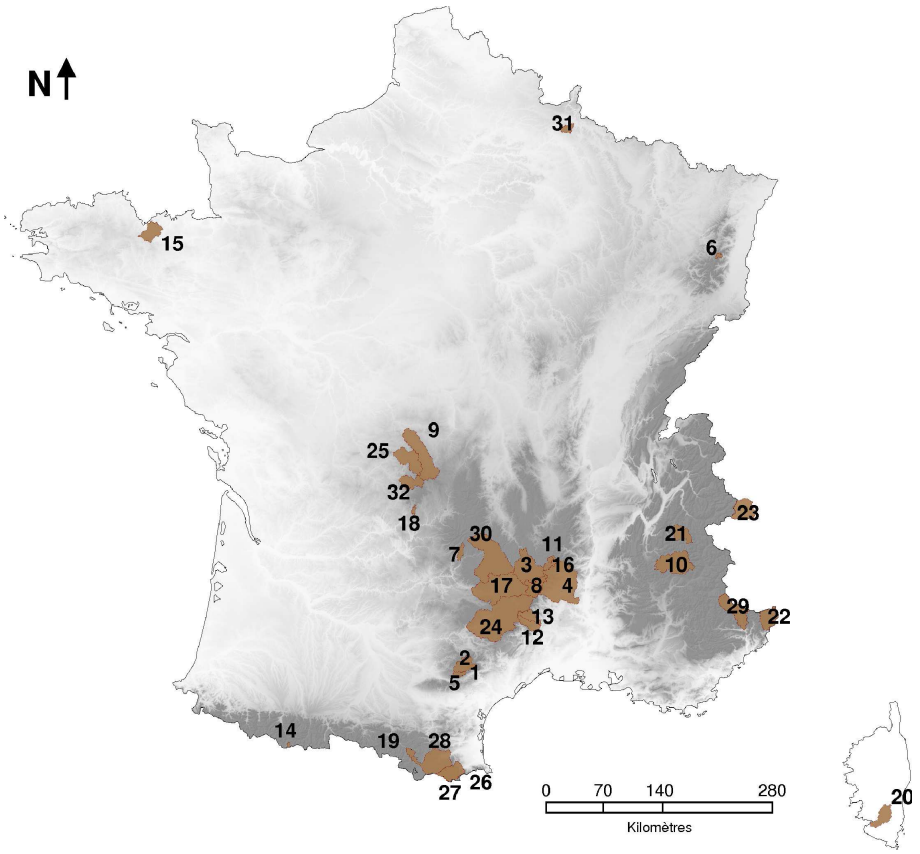


FIGURE 4.9: *Localisation des 32 bassins versants.*

La figure 4.9 montre la localisation spatiale des bassins versants considérés. On peut remarquer que les bassins sont plutôt répartis autour des trois massifs montagneux français : Alpes, Pyrénées et Massif Central. Pour préciser, nous disposons de 9 bassins versants dans le Massif Central, 6 dans les Cévennes, 5 dans les Alpes, 5 dans les Pyrénées, 3 dans le Massif de la

14. Applications industrielles de la méthode SCHADEX.
15. Pour plus de renseignements on renvoie au site internet du projet : http://extraflo.cemagref.fr
16. Bassin versant alpin frontalier, caractérisé par des phénomènes intenses, e.g. crue du 5 novembre 1994 et du 14 octobre 2000.
17. Méthode italienne de prédétermination des crues extrêmes (Claps et Laio, 2008a,b).

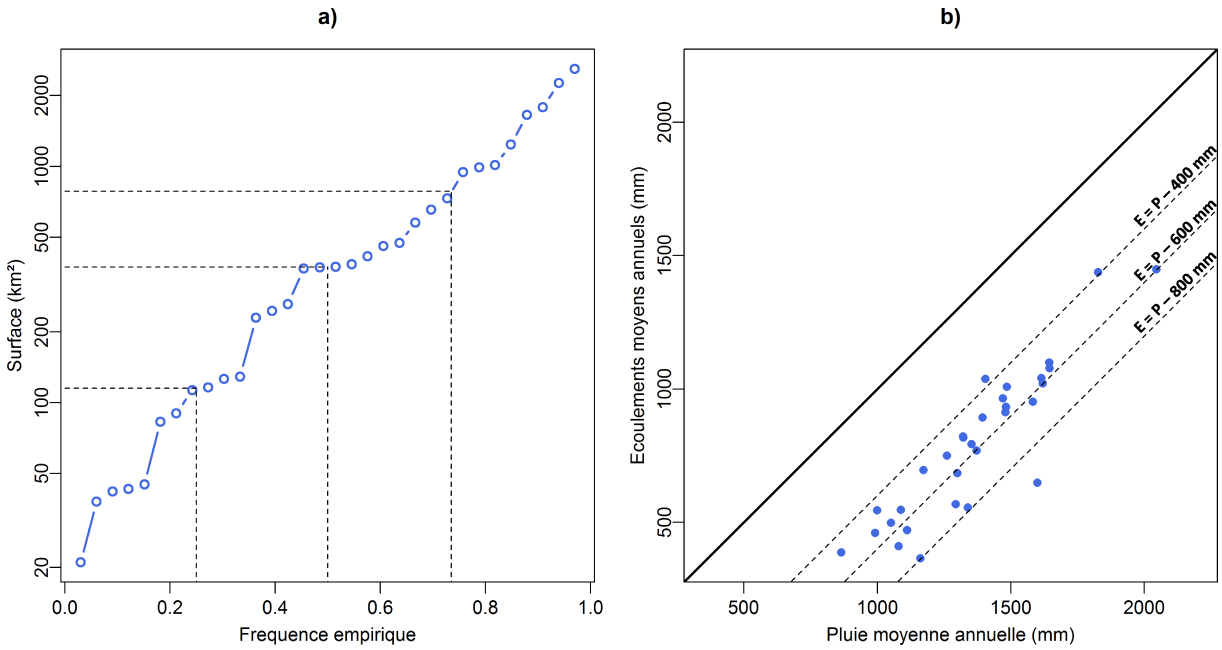


FIGURE 4.10: *Distribution des superficies (**a**) et correspondance entre les pluies et les écoulements moyens annuels (**b**) des 32 bassins versants.*

Montagne Noire, 1 dans les Vosges, 1 dans les Ardennes, 1 dans le Massif Armoricain et 1 en Corse. Le tableau 4.1 reporte la liste des bassins versants de cette base de données.

Pour chaque bassin, nous avons collecté les données de pluie spatiale, de débit et de température agrégées au pas de temps caractéristique du bassin versant considéré. Sur les 32 bassins, 26 sont pourvus de données au pas de temps journalier (24h) et 6 à des pas de temps infra-journaliers (5 bassins à pas de temps 6h et un à pas de temps 12h).

Afin de disposer de données de « bonne » qualité, les données de pluie, débit et température ont été préalablement contrôlées et critiquées [18]. En général les données ont été critiquées selon les concepts déjà introduits au paragraphe 2.4.1 à la page 58.

La taille des bassins versants considérés varie sur une large gamme, de 21 à 2595 km^2 avec une superficie médiane de 375 km^2. 25% des bassins ont une superficie inférieure à 115 km^2 et 25% ont superficie supérieure à environ 785 km^2. La figure 4.10a illustre ces propos.

Par rapport aux 32 bassins, la pluie moyenne annuelle varie entre 775 et 2045 mm et l'écoulement moyen annuel entre 204 et 1448 mm (Fig. 4.10b). Le déficit moyen d'écoulement est, pour les 32 bassins versants, d'environ 600 mm.

18. Comme nous l'avons déjà dit la majorité des bassins versants ont fait l'objet d'une étude opérationnelle de prédétermination des crues extrêmes, donc les données associées ont été critiquées au moment de la réalisation de l'étude. Dans ces cas nous avons pu récupérer les données déjà contrôlées et critiquées. Pour les cas restants la critique a été réalisée au sein de ce travail de thèse.

TABLE 4.1: *Liste des 32 bassins considérés avec l'indication du massif montagneux d'appartenance (A=Alpes, AR=Ardennes, CE=Cévennes, C=Corse, MA=Massif Armoricain, MC=Massif Central, MN=Montagne Noire, PY=Pyrénées, V=Vosges), de la surface, du pas de temps caractéristique et de la longueur de la chronique des données disponibles pour la pluie, la température et le débit.*

ID	Rivière	Station	Massif	SBV	PdT	Longueur de la chronique		
				(km^2)	(h)	Pluie	Tair	Débit
1	Agout	Fraïsse	MN	45	24	35	35	35
2	Agout	La Raviège	MN	369	24	46	46	31
3	Allier	Poutès	MC	1014	24	47	47	45
4	Ardèche	Sauze	CE	2260	24	50	50	23
5	Arn	Taillades	MN	83	24	49	49	48
6	Béhine	Lapoutroie	V	38	24	45	45	32
7	Bromme	Brommat	MC	113	24	54	54	21
8	Chassezac	Sainte Marguerite	CE	416	24	49	49	27
9	Creuse	Age	MC	1238	24	50	50	34
10	Drac	Sautet	A	990	24	49	49	26
11	Gage	GageII	CE	42	6	15	15	14
12	Gardon	Corbès	CE	262	6	23	23	13
13	Gardon	Générargues	CE	245	6	23	23	13
14	Gave d'Estaubé	Gloriettes	PY	21	12	21	21	21
15	Gouessant	Pont Rolland	MA	385	24	29	29	28
16	Loire	La Palisse	CE	129	6	22	22	14
17	Lot	Castelnau	MC	1657	24	53	53	52
18	Montane	Eyrein	MC	43	24	55	55	54
19	Oriège	Campauleil	PY	90	24	54	54	47
20	Rizzanese	Barrage	C	116	6	15	15	15
21	Romanche	Chambon	A	229	24	49	49	48
22	Roya	Breil	A	459	24	54	54	19
23	Stura	Lanzo	A	578	24	29	29	28
24	Tarn	Pinet	MC	2595	24	44	44	40
25	Taurion	Roche Talamie	MC	655	24	51	51	53
26	Tech	Amelie	PY	376	24	49	49	22
27	Tech	Reynès	PY	473	24	49	49	22
28	Têt	Vinça	PY	946	24	49	49	48
29	Tinée	Pont Lune	A	731	24	48	48	34
30	Truyère	Grandval	MC	1784	24	54	54	34
31	Vence	Francheville	AR	126	24	35	35	31
32	Vienne	Bussy	MC	374	24	52	52	24

TABLE 4.2: *Statistiques des débits centennaux et millennaux des 32 bassins versants considérés.*

	Q centennal (m^3/s)	Q millennal (m^3/s)	Q centennal ($m^3/s/km^2$)	Q millennal ($m^3/s/km^2$)
Maximum	6294	9863	11.1	15.2
Médiane	985	1714	2.2	3.6
Minimum	24	45	0.3	1.3
Moyenne	1199	1913	3.5	5.1
Écart type	1387	2156	3.3	4.2

Il existe par ailleurs, au sein de la base de données, une grande variété de comportements entre les saisons, avec des saisons pluvieuses et sèches très marquées et des saisons de hautes et basses eaux très contrastées. Concernant les « extrêmes » (Tab. 4.2), l'ensemble de l'échantillon possède un comportement très varié. Ainsi, nous disposons d'une certaine variété de régimes hydrologiques, qui sont principalement pluviaux et pluvio-nivaux. En guise de conclusion, cette base, même sans être exhaustive de l'ensemble du territoire français, nous permet de rencontrer une bonne diversité de contextes hydro-climatologiques et extrêmes.

Sur chaque bassin versant de la base de données, une application de la méthode SCHADEX a été réalisée dans le cadre d'étude d'ingénierie à EDF DTG. Cette application sera le calcul de référence pour l'étude de sensibilité au modèle probabiliste des épisodes pluvieux (ici réalisée) et au modèle hydrologique (voir chapitre suivant).

4.4 Prise en compte de la dépendance pluie-température

Cette partie traite de la dépendance entre la précipitation et la température dans le cadre de la simulation hydrologique pour la prédétermination des crues. Ce sujet peut paraître anecdotique mais, sur un certain nombre de bassins versants la répartition de la précipitation en fraction liquide et solide peut influencer la réponse pluie-débit, notamment avec la limite pluie-température pouvant réaliser un abattement important de l'épisode simulé. Tout d'abord, nous allons présenter les différentes solutions testées pour prendre en compte cette dépendance et, ensuite, nous allons analyser les résultats de leur comparaison sur la base de données de 32 bassins versants, qui a été présentée dans la section précédente.

4.4.1 Le procédé de simulation de référence : $SIMU_0$

Dans la version du procédé de simulation hydrologique utilisée au début de cette thèse (qui sera dénommé dans toute la suite du manuscrit $SIMU_0$) on effectue la substitution de l'épisode pluvieux observé par un autre généré aléatoirement, sans modification aucune de la température. Cette température et la précipitation générée sont utilisées par le modèle hydrologique pour simuler l'écoulement associé. De ce fait, la dépendance entre la précipitation et la pluie n'est pas directement considérée dans le procédé de simulation $SIMU_0$ car le tirage de la pluie et la probabilisation de l'épisode pluvieux généré sont quasiment indépendants [19] de la température observée. Autrement dit, nous ne nous assurons pas que l'épisode pluvieux généré soit « compatible » avec la température observée.

Tout d'abord, nous avons essayé de répondre aux deux questions suivantes : (i) Est-ce que l'épisode généré est toujours « compatible » avec la température observée ? Mais surtout, (ii) Faut-il également conditionner la pondération que nous affectons à l'épisode P_{epi} par la température ?

Pour répondre à ces questions, nous avons commencé par l'analyse de plusieurs chroniques journalières de pluie et de température. À titre d'exemple dans cette partie, nous allons nous concentrer sur les chroniques journalières de pluie spatiale et de température du bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2, Tab. 4.1 à la page 141).

Tout d'abord, un découpage saisonnier classique a été considéré : (i) DJF (hiver), (ii) MAM (printemps), (iii) JJA (été) et (iv) SON (automne). Ensuite, nous avons analysé la dépendance pluie-température saison par saison [20].

La figure 4.11 montre la densité de probabilité empirique bi-variée des couples pluie-température pour les quatre saisons. Une transformation logarithmique des valeurs de pluie a été introduite pour mieux visualiser la partie contenant les pluies les plus intenses. La ligne rouge représente

19. La dépendance pluie-température est légèrement prise en compte par le simple fait de tirer aléatoirement une pluie exclusivement quand un épisode pluvieux a été déjà observé, i.e. température observée est au moins « compatible » avec l'événement pluie / non pluie.

20. Ce choix d'analyse est principalement dû au fait que le processus de génération stochastique des épisodes pluvieux est fondé sur un découpage saisonnier.

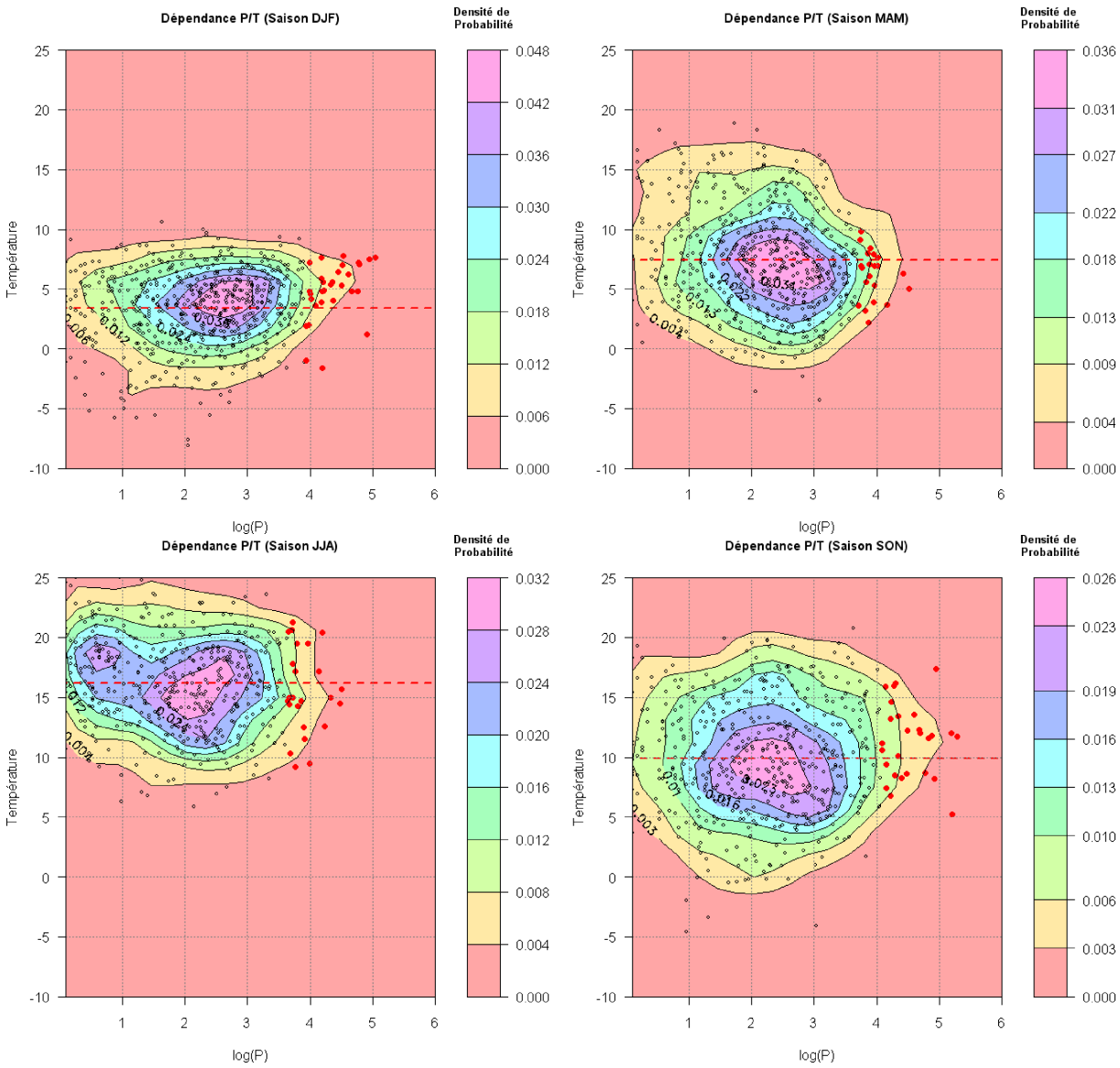


FIGURE 4.11: *Densité de probabilité empirique bi-variée des couples précipitation-température pour les quatre saisons (DJF, MAM, JJA, SON). Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003. La ligne rouge représente la température moyenne et les points rouges les couples précipitation-température où la pluie dépasse le quantile 90% des observations.*

la température moyenne et les points rouges les couples précipitation-température pour lesquels la précipitation dépasse le quantile 90% des observations.

En observant la figure 4.11, nous pouvons constater qu'en hiver (DJF) les cumuls de pluie les plus élevés tombent préférentiellement avec une température plus élevée par rapport à la moyenne de la saison. Au contraire au printemps (MAM), les pluies les plus fortes sont observées en concomitance des températures plus faibles, toujours par rapport à la moyenne de la saison. Ce constat important, illustré à l'aide de l'exemple du bassin versant de l'Agout à La Raviège, est généralement valable, comme nous l'avons constaté sur un certain nombre de bassins versants, sur certaines parties du territoire français. En ce qui concerne la saison hivernale, ce phénomène peut être expliqué par le simple fait que les situations météorologiques qui génèrent de forts cumuls sont généralement associées à des flux maritimes apportant un air plus doux que la moyenne saisonnière, pendant que les continents se refroidissent davantage.

Pour résumer, après un découpage saisonnier, une certaine dépendance entre la pluie et la température est apparue, surtout pour les épisodes pluvieux les plus intenses. Nous pouvons *a priori* affirmer que ne pas prendre en compte cette dépendance, et donc ne pas conditionner la pondération des épisodes pluvieux générés [21] par la température, peut introduire un biais dans les résultats de simulation. Par exemple, en hiver, on peut prendre le risque de simuler des cumuls de pluie trop forts sur des températures trop basses, en générant ainsi de la neige. Pour comprendre ce constat nous rappelons que la température est utilisée par le modèle hydrologique principalement pour deux choses : (i) pour calculer le pourcentage de fraction liquide (et donc solide) de la précipitation et (ii) pour modéliser la fusion/accumulation du manteau neigeux. Cet aspect, comme on peut le comprendre, est particulièrement important dans le cas où les processus nivologique ont un rôle majeur dans le régime du bassin versant considéré.

Ces considérations nous ont amené à faire évoluer le procédé de simulation $SIMU_0$ en développant trois solutions alternatives de simulation. Ces évolutions seront présentées dans les paragraphes suivants.

4.4.2 Evolution du processus de simulation $SIMU_0$: $SIMU_{PT}$, $SIMU_{PTT}$ et $SIMU_{TTT}$

Simulation $SIMU_{PT}$

Un premier essai pour prendre en compte la dépendance pluie-température dans le procédé de simulation nous a conduit à développer un procédé de simulation dénommé $SIMU_{PT}$, où PT est l'acronyme de Pluie-Température.

L'idée à la base de cette évolution est simple. Comme pour le cas des pluies antérieures (voir le paragraphe 3.4.2 à la page 98), nous introduisons un modèle de correction probabiliste. Dans ce cas, nous nous sommes donc intéressés à définir la pondération de l'épisode pluvieux, P_{epi}, conditionnellement à la température de l'air, T, observée dans le pas de temps de simulation [22] :

$$Prob\,(P_{epi}|T) \tag{4.9}$$

Le théorème de Bayes permet d'écrire :

$$Prob\,(P_{epi}|T) = \frac{Prob\,(T|P_{epi}) \cdot Prob\,(P_{epi})}{Prob\,(T)} \tag{4.10}$$

Comme nous l'avons illustré auparavant, la dépendance pluie-température présente une certaine saisonnalité et, par conséquent, nous avons choisi de l'intégrer dans le modèle de correction de probabilité en calculant une correction probabiliste pour chaque saison de pluie centrale.

La pondération $Prob(P_{epi})$, comme nous l'avons déjà reporté en équation 3.9 à la page 96, est le produit des probabilités de la pluie centrale et des pluies adjacentes P_{a-} et P_{a+}. Il nous

21. Et par conséquent aussi celle des écoulements associés

22. La température observée au pas de temps de la pluie centrale est considérée comme représentative pour l'ensemble de l'épisode pluvieux.

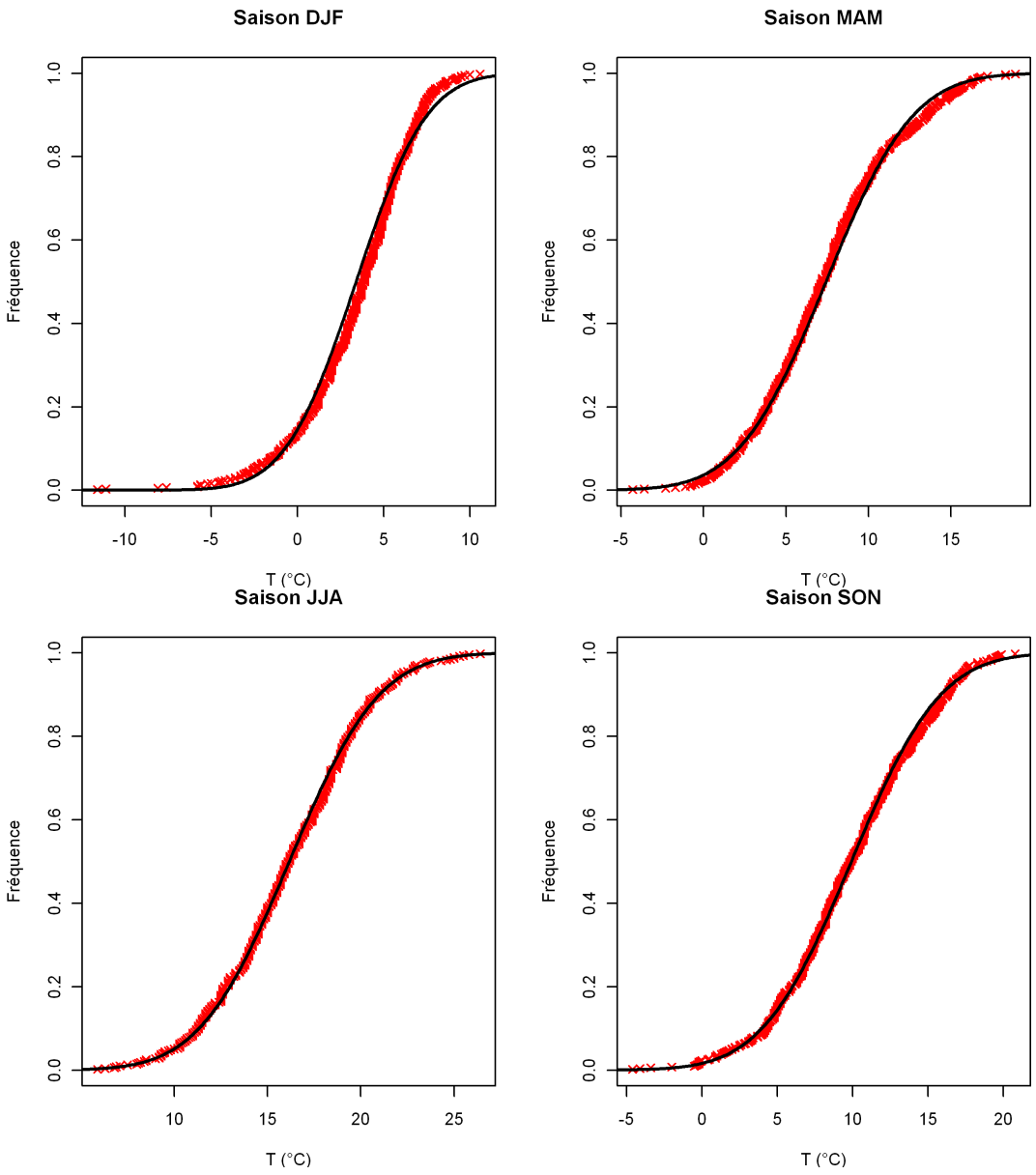


FIGURE 4.12: *Ajustements d'une loi normale sur les températures saisonnières observées. Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003.*

reste à déterminer les probabilités $Prob(T)$ et $Prob(T|P_{epi})$.

Soit T_S la variable aléatoire température de l'air de la saison S, une loi normale $N[\mu_S, \sigma_S]$ est ajustée sur les observations. Ainsi, dans la saison S, la probabilité d'observer la température T_S est la suivante :

$$\begin{cases} Prob(T_S) \approx N(\mu_S, \sigma_S) \\ \mu_S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} T_{S,i} \\ \sigma_S = \frac{1}{N+1} \sum_{i=1}^{N} (T_{S,i} - \bar{T}_s)^2 \end{cases} \tag{4.11}$$

À titre d'exemple, la figure 4.12 montre l'ajustement d'une loi normale sur les températures observées du bassin versant de l'Agout à La Raviège pour les quatre saisons considérées. Une bonne adéquation est observable.

Pour calculer $Prob(T|P_{epi})$, nous avons choisi d'exprimer les paramètres du modèle probabiliste de la température T_S, qui dans notre cas sont la moyenne μ_s et écart-type σ_s, en fonction du volume P_{epi}. Nous avons fait l'hypothèse que la moyenne et l'écart-type de T_S varient linéairement en fonction du logarithme de P_{epi}. Donc la probabilité de T_S, sachant qu'on observe le volume P_{epi}, est la suivante :

$$\begin{cases} Prob(T_S|P_{epi}) \approx N(\mu_S^*, \sigma_S^*) \\ \mu_S^* = \alpha_S \cdot log(P_{epi}) + \beta_S \\ \sigma_S^* = \delta_S \cdot log(P_{epi}) + \gamma_S \end{cases} \tag{4.12}$$

Les paramètres α_S, β_S, δ_S et γ_S sont calés par maximum de vraisemblance en s'appuyant sur les chroniques de pluie et température observées. Une fois calculées les probabilités $Prob(T_S)$ et $Prob(T_S|P_{epi})$, l'équation 4.10 peut être reprise de la manière suivante :

$$\begin{aligned} Prob\,(P_{epi}|T_S) &= \frac{Prob\,(T_S|P_{epi}) \cdot Prob\,(P_{epi})}{Prob\,(T_S)} \\ &= Prob\,(P_{epi}) \cdot \frac{Prob\,(T_S|P_{epi})}{Prob\,(T_S)} \\ &= Prob\,(P_{epi}) \cdot Cor_{T_S} \end{aligned} \tag{4.13}$$

où Cor_{T_S} est le rapport entre la probabilité de T_S conditionnée par P_{epi} (Eq. 4.12) et la probabilité T_S (Eq. 4.11)

Pour résumer, la simulation dans sa version $SIMU_{PT}$ diffère par rapport à la simulation $SIMU_0$ par l'introduction d'un correctif de la pondération de P_{epi}. En dehors de cela, le processus de simulation reste strictement le même. La probabilité d'un épisode pluvieux $P_{epi,j}$, généré pour un pas de temps j de la saison S_j et associé à une température T_S observée, est la suivante :

$$\begin{aligned} Prob(P_{epi,j}|S_j, T_S) &= Prob\left(P_{c,j}\middle|\, S_j\right) \cdot \\ &\quad Prob\left(P_{a-,j}/P_{c,j}|P_{c,j}, S_j\right) \cdot \\ &\quad Prob\left(P_{a+,j}/P_{c,j}|P_c + P_{a-}, S_j\right) \cdot Cor_{T_S,j} \end{aligned} \tag{4.14}$$

La figure 4.13 illustre la densité de probabilité dans l'espace pluie-température du rapport de correction Cor_{T_S} de la saison hivernale pour le bassin de l'Agout à La Raviège (369 km^2, période 1958-2003). Ce graphe nous montre par exemple que, pour une pluie de 80 mm, une température de 5 °C (bande bleu clair) est 2.5 fois plus probable qu'une température de 2 °C ou 9 °C (bande jaune).

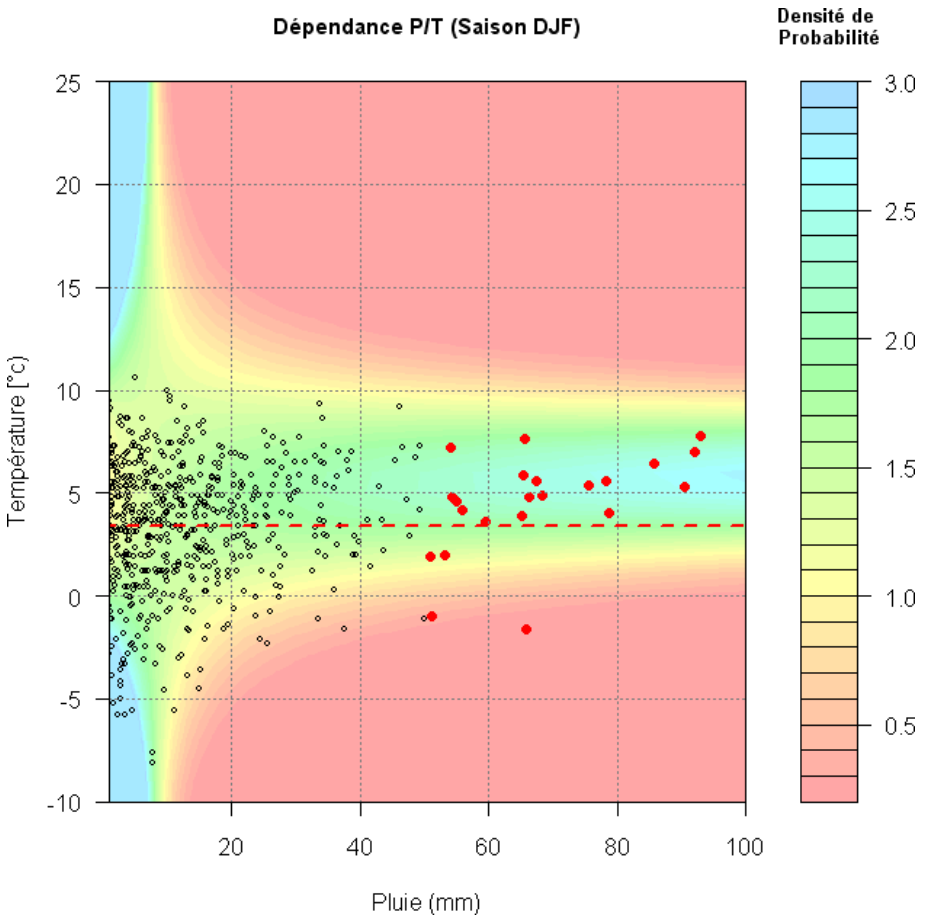


FIGURE 4.13: *Densité de probabilité dans l'espace pluie-température du rapport de correction Cor_{T_S} pour la saison hivernale. Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003. La ligne rouge représente la température moyenne et les points rouges les couples précipitation-température où la pluie dépasse le quantile 90% des observations.*

Simulation $SIMU_{PTT}$ et $SIMU_{TTT}$: une approche par Types de Temps

Ensuite nous nous sommes interrogés sur l'existence d'une dépendance entre la température et les types de temps et sur la possibilité d'utiliser cette information dans le procédé de simulation. À l'aide de la chronique de pluie spatiale et température du bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2, période 1958-2003), nous avons analysé la dépendance pluie-température par saison et aussi par types de temps.

Les figures 4.14 et 4.15 montrent cette analyse dans le cas de la saison hivernale (DJF). Plus précisément, ces figures reportent : les ajustements des pluies centrales par des lois exponentielles simples, les graphes de dispersion des couples pluie centrale-température et les ajustements des températures par des lois normales. Pour compléter l'analyse sur les quatre saisons considérées, le tableau 4.3 reporte la synthèse des ajustements des pluies centrales (gradex des 8 lois exponentielles simples et pluie pour un temps de retour de 100000 ans) et les paramètres des ajustements des températures (la moyenne $\mu_{S,TT}$ et l'écart-type $\sigma_{S,TT}$), obtenus pour les 4 saisons et pour les huit types de temps.

Nous pouvons facilement observer que dans la saison hivernale les pluies les plus intenses sont associées au type de temps 4, qui regroupe toutes les situations associées à une circulation

provenant du Sud (voir paragraphe 1.2 à la page 18). Lorsque nous sommes en type de temps 4, comme le montrent les distributions de température, les températures observées sont plutôt supérieures à la moyenne saisonnière. En s'appuyant sur les résultats de l'analyse sur la saison hivernale (Fig. 4.14 et Fig. 4.15) et aussi bien sur ceux des autres saisons (Tab. 4.3), nous pouvons observer que la classification arrive partiellement à discriminer les distributions de température (bonne variabilité de la moyenne et de l'écart-type selon les saisons et les types de temps).

L'objectif de ce paragraphe était donc d'illustrer, à travers l'exemple du bassin versant de l'Agout à La Raviège, que l'intégration des types de temps dans le procédé de simulation peut partiellement apporter de l'information sur la dépendance qui existe entre la pluie et la température. Deux possibilités ont été retenues pour intégrer les types de temps dans la simulation : (i) une probabilisation par types de temps et (ii) un tirage par types de temps.

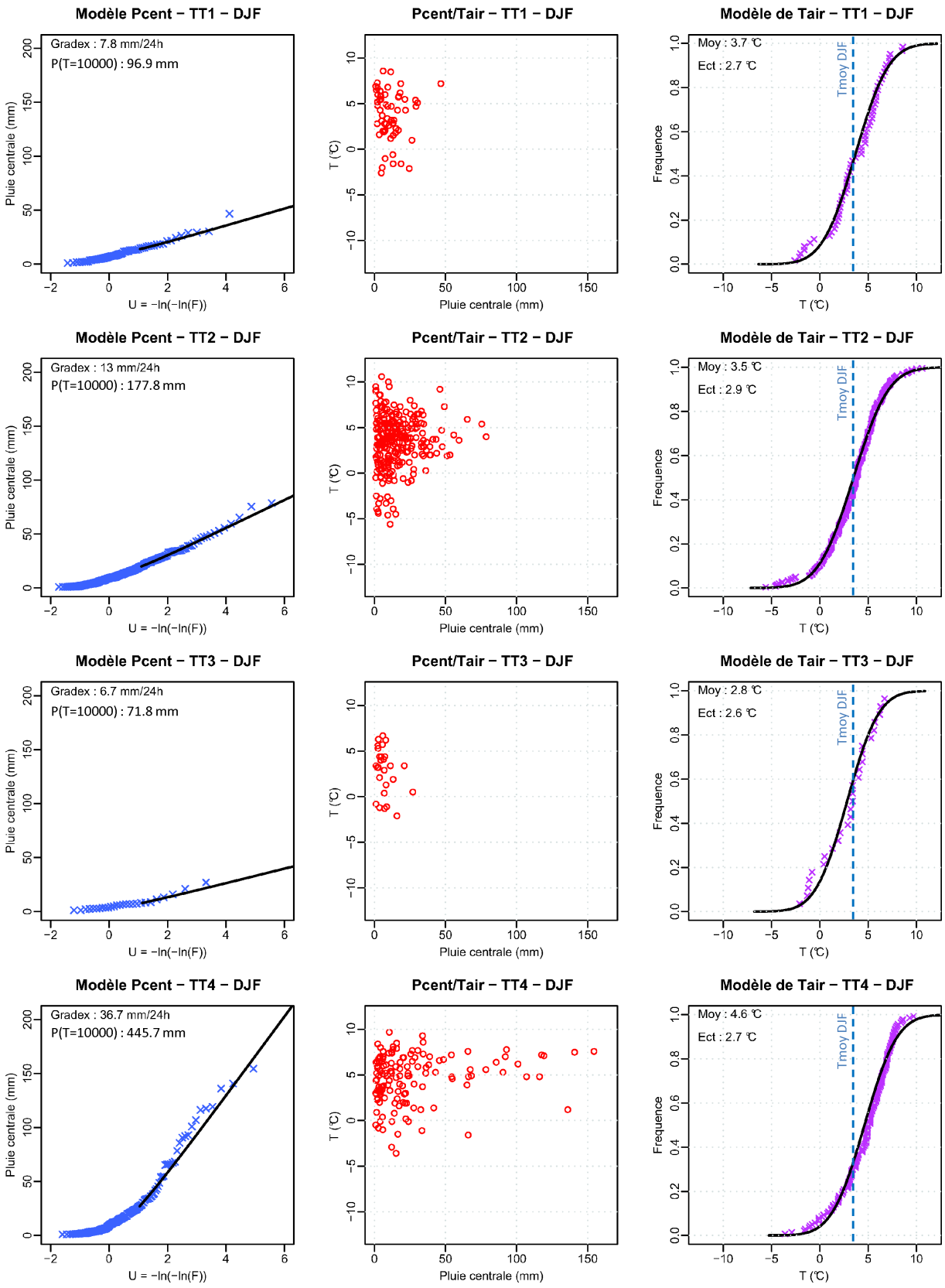


FIGURE 4.14: *Analyse de la dépendance pluie-température pour la saison d'hiver et pour les types de temps 1, 2, 3 et 4. Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003.*

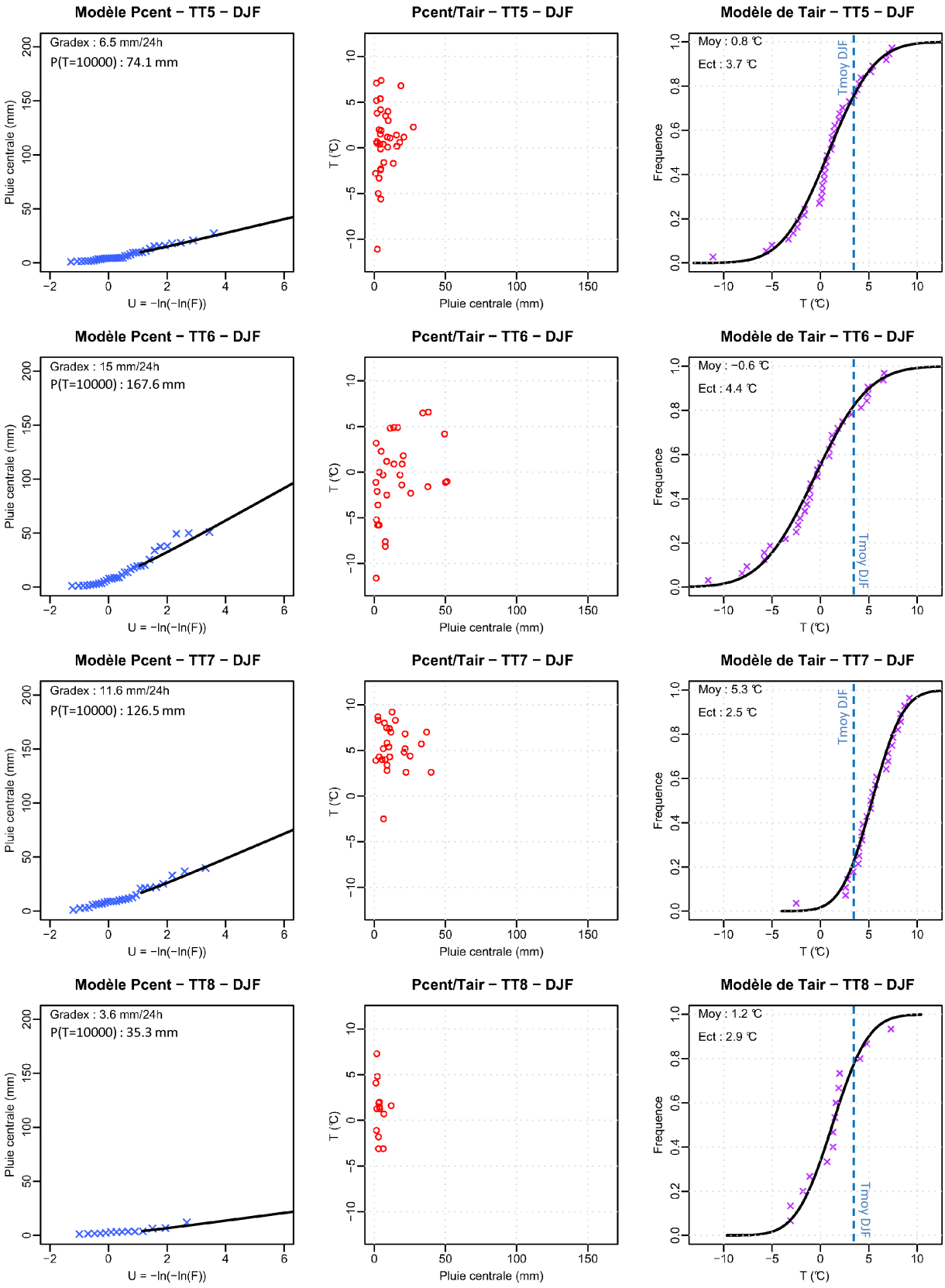


FIGURE 4.15: *Analyse de la dépendance pluie-température pour la saison d'hiver et pour les types de temps 5, 6, 7 et 8. Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003.*

TABLE 4.3: *Synthèse des ajustements de pluie centrale (Gradex des 8 lois exponentielles simples et P_{50000}), moyenne et écart-type de température selon les 4 saisons et les 8 types de temps. Bassin versant de l'Agout à La Raviege (369 km^2), période 1958-2003.*

Saison	*TT*	*Gradex* (mm/24h)	P_{100000} (mm)	$\mu_{S,TT}$ (°C)	$\sigma_{S,TT}$ (°C)
DJF	1	7.85	96.9	3.7	2.7
DJF	2	13	177.8	3.5	2.9
DJF	3	6.74	71.8	2.8	2.6
DJF	4	36.72	445.7	4.6	2.7
DJF	5	6.45	74.1	0.8	3.7
DJF	6	15.04	167.6	-0.6	4.4
DJF	7	11.57	126.5	5.3	2.5
DJF	8	3.58	35.3	1.2	2.9
MAM	1	5.67	79.8	6.7	3.8
MAM	2	10.26	131.1	5.6	3.5
MAM	3	6.9	79.8	9.5	4.0
MAM	4	20.6	253.1	9.8	3.8
MAM	5	6.31	79.8	5.0	3.8
MAM	6	15.91	192.7	7.1	4.1
MAM	7	16	187.0	8.8	3.3
MAM	8	4.62	49.0	8.0	4.9
JJA	1	7.34	92.3	14.4	3.3
JJA	2	4.99	62.7	13.4	2.9
JJA	3	8.15	96.9	18.0	3.6
JJA	4	10.14	123.1	18.2	2.8
JJA	5	11.53	124.3	14.1	3.0
JJA	6	20.33	238.3	15.9	3.5
JJA	7	19.88	225.7	17.6	3.1
JJA	8	9.65	107.2	18.7	3.3
SON	1	5.31	70.7	9.5	4.7
SON	2	13.21	168.7	8.1	3.6
SON	3	9.48	108.3	12.6	4.9
SON	4	39.19	483.4	11.9	3.7
SON	5	11.45	124.3	7.1	5.3
SON	6	23.5	250.8	7.7	5.5
SON	7	10.95	143.6	12.5	3.9
SON	8	3.51	35.3	9.5	6.2

Simulation $SIMU_{PTT}$

Il s'agit d'une simulation qui s'appuie sur les lois marginales (exponentielles simples) par types de temps pour le calcul de la probabilité des épisodes générés. PTT est l'acronyme de Probabilisation par Types de Temps. La seule différence par rapport à la simulation de référence $SIMU_0$ est que, dans la simulation $SIMU_{PTT}$, au moment de calculer la probabilité de la pluie centrale générée, on n'utilise plus la densité de probabilité du modèle composite par types de temps *mewp* (voir Eq. 3.7, à la page 96), mais directement la loi exponentielle simple du type de temps et de la saison du pas de temps j de simulation :

$$Prob\left(P_{c,j}\middle|\, S_j, TT_j\right) = \frac{1}{\lambda_j}\exp\left(-\frac{P_{c,j}}{\lambda_j}\right) \tag{4.15}$$

où λ_j est le paramètre d'échelle (ou gradex) du type de temps TT_j de la saison S_j.

Simulation $SIMU_{TTT}$

Il s'agit d'une simulation qui réalise un tirage différent selon le type de temps. TTT est l'acronyme de Tirage par Types de Temps.

L'idée à la base de ce type de simulation est élémentaire. En effet, dans cette modalité de simulation, la pluie centrale est tirée selon une loi uniforme entre 1 mm et une valeur de pluie très élevée dénommée $Psim_{max}$ [23] qui est dépendante du type de temps observé. Cette dépendance n'est pas considérée dans la simulation de référence $SIMU_0$, en effet la valeur de $Psim_{max}$ est identique pour tous les types de temps [24].

Pour faire un exemple concret, en utilisant les valeurs reportées en tableau 4.3, pour la saison d'hiver avec une simulation $SIMU_{TTT}$ nous allons tirer selon une loi uniforme entre 1 mm et 446 mm sur les journées de type de temps 4 et entre 1 mm et 35 mm sur les journées de type de temps 8.

4.4.3 Synthèse sur la prise en compte de la dépendance pluie température

Après avoir présenté les évolutions de la méthode de simulation de référence $SIMU_0$ nous avons essayé de les comparer sur la base de donnée de 32 bassins versants. Une comparaison graphique [25] des quatre modalités de simulation a été réalisée.

Dans la majorité des cas les fonctions de répartition des écoulements simulés, issue des quatre processus de simulation, sont assez proches. A titre d'exemple nous reportons en figure 4.16 la comparaison pour le cas de l'Agout à La Raviège. Par souci de concision, nous

23. Dans $SIMU_{TTT}$ la valeur de $PSIM_{max}$ est égale à la pluie du temps de retour 100000 ans du type de temps TT_j, de la saison S_j, du pas de temps de simulation j.

24. Dans $SIMU_0$, la valeur de $Psim_{max}$ est égale à la pluie du temps de retour 100000 ans calculée grâce au modèle composite $MEWP$ de la « saison à risque » .

25. Il s'agit d'une comparaison purement visuelle des quatre fonctions de répartion des écoulements simulés par rapport aux écoulements observés.

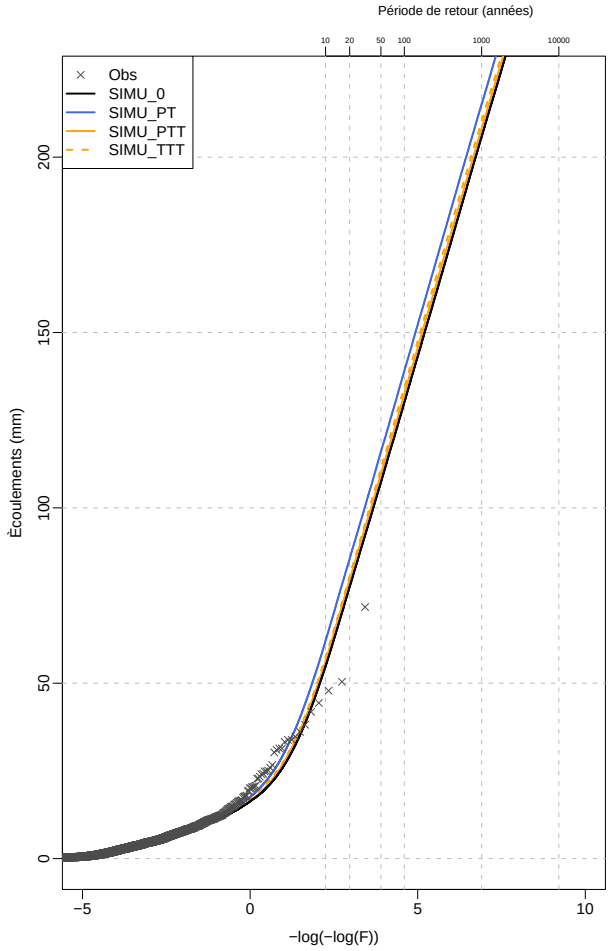


FIGURE 4.16: *Comparaison graphique des résultats de simulation $SIMU_0$, $SIMU_{PT}$, $SIMU_{PTT}$ et $SIMU_{TTT}$ pour le bassin versant de l'Agout à La Raviège.*

avons choisi d'omettre les résultats obtenus sur les autres bassins considérés puisqu'aucune information supplémentaire ne serait amenée.

Nous nous sommes retrouvés en face de la difficulté de discriminer les quatre modalités de simulation. Des tests ont été menés, en introduisant des scores spécifiques [26], pour tester l'adéquation aux observés. Nous avons comparé à la fois les distributions des écoulements et celles des épisodes pluvieux générés en considérant soit toute la période soit « la saison à risque » .

Cependant aucune différence substantielles n'a émergée. L'analyse conduite ne nous a pas permis d'arriver à discriminer numériquement les quatre procédés de simulation. Par conséquent une première conclusion intéressante peut être tirée : **la prise en compte de la dépendance pluie-température ne joue pas un rôle de premier ordre dans le résultat du processus de simulation**. Pour quantifier les différences entre les différents procédés de simulation considérés, nous avons calculé, sur la base de 32 bassins versants et pour des temps de retour T

26. Deux scores de distance entre la distribution empirique des observations et la distribution des écoulements simulés ont été calculés : la racine de l'erreur quadratique moyen (*RMSE*) et un écart logarithmique inspiré de la divergence de Kullback-Leibler (D_{KL}) (Kulleback et Leiber, 1951; Kulleback, 1959).

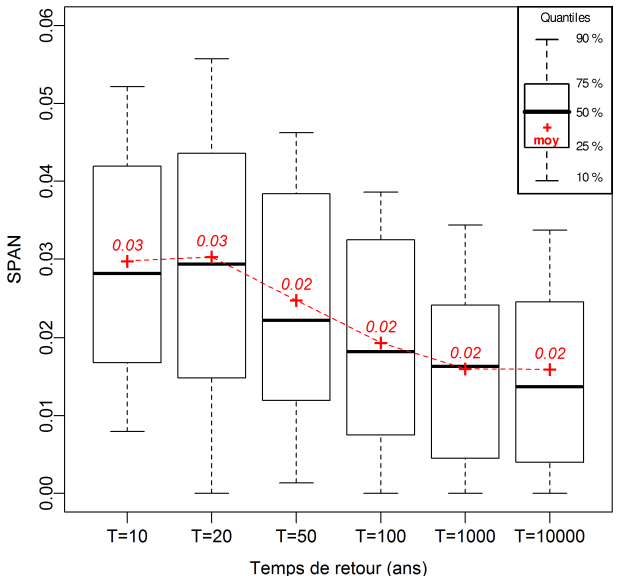


FIGURE 4.17: *Sensibilité à la prise en compte de la dépendance précipitation-température. Box-plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés des 32 bassins versants considérés, pour des temps de retour de 10 à 10000 ans.*

de 10 à 10000 ans, le score suivant :

$$SPAN_T = \frac{max\left\{E_{T,1,\ldots,4}\right\} - min\left\{E_{T,i=1,\ldots,4}\right\}}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{4} E_{T,i}} \tag{4.16}$$

où $E_{T,1}$ est l'écoulement pour le temps de retour T obtenu grâce au procédé de simulation $SIMU_0$, $E_{T,2}$ avec $SIMU_{PT}$, $E_{T,3}$ avec $SIMU_{PTT}$ et $E_{T,4}$ avec $SIMU_{TTT}$. Il nous permet d'évaluer, pour un temps de retour donné, l'amplitude de la « fourchette » entre les différents procédés testés. Ce score sera utilisé dans toute cette deuxième partie comme indicateur numérique de sensibilité [27].

La figure 4.17 montre le box plot du critère $SPAN_T$ calculé sur la base des 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. En nous appuyant sur la figure 4.17, nous pouvons remarquer que l'influence de la dépendance pluie-température est plus importante pour les temps de retour faibles. Pour résumer, les quatre procédés de simulation testés produisent en moyenne (sur les 32 bassins), pour un temps de retour de 1000 ans (respectivement 10 et 100 ans), une variation de 1.5% (respectivement 3% et 2%) autour de l'écoulement millennal (respectivement décennal et centennal) moyen.

Vu que la sensibilité du procédé de simulation reste faible, nous avons choisi de ne pas introduire de modèle de correction probabiliste (qui compliquerait la structure du procédé). Par conséquent la simulation $SIMU_{PT}$ a été abandonnée.

Pour conclure, la simulation $SIMU_{TTT}$ à été préféré à celle $SIMU_{PTT}$ parce que cette dernière nous mène à simuler trop d'épisodes « improbables ». Plaçons-nous par exemple dans une journée de type de temps 8 (type de temps anticyclonique) et supposons la génération d'un épisode pluvieux dont la pluie centrale est très élevée (proche de la pluie $PSIM_{max}$ vue par la loi

27. Pour plus de détails sur ce score nous renvoyons le lecteur au paragraphe 5.1 à la page 169.

composite). Selon la simulation $SIMU_{PTT}$ nous lui affectons un probabilité très proche de 0, en « gaspillant » la pluie élevée générée sur une situation très peu probable. Au contraire, en nous appuyant sur une approche $SIMU_{TTT}$, nous allons réaliser un tirage plus conforme à la situation météorologique observée en faisant dépendre des types de temps le seuil maximum de tirage de pluie.

Forts de ces constats, nous avons finalement choisi de faire évoluer le procédé de simulation $SIMU_0$ en retenant le procédé de simulation $SIMU_{TTT}$ principalement parce que, en considérant la dépendance pluie-température, on se rapproche davantage de la réalité.

Pour des questions de temps et surtout vu la faible sensibilité du procédé de simulation à la dépendance pluie-température, nous avons choisi de nous arrêter à ce stade de développement. Cependant, une perspective envisageable serait de tester un procédé de simulation issu d'un mélange de la $SIMU_{PTT}$ et $SIMU_{TTT}$ afin de rester globalement cohérents dans le procédé de génération stochastique des pluies centrales, i.e. tirage selon les types de temps et probabilisation selon les lois marginales des types de temps.

4.5 Les paramètres du procédé de simulation

Dans cette section, nous allons étudier la sensibilité des résultats de simulation à certains de ses paramètres. Plus précisément, il ne s'agit pas de paramètres à caler mais fixés *a priori*. Les paramètres considérés sont listés ci-après :

- le nombre total *Nsim* de simulations ;
- les valeurs de la pluie maximale de simulation $Psim_{max}$ par type de temps ;
- la valeur de la semence *Seed* [28] du tirage aléatoire ;
- la période chronologique considérée pour la simulation.

L'objectif de cette partie est donc d'étudier la sensibilité des résultats de simulation aux paramètres, sur la base de 32 bassins versants. Par souci de concision, seuls les résultats obtenus sur le bassin de l'Agout à La Raviège sont présentés ; l'analyse effectuée sur les autres bassins confirme les tendances observées sur l'exemple de l'Agout.

Nombre de simulations

Concernant le nombre de simulations, nous avons réalisé des tests en faisant varier *Nsim* entre 10^4 et $5 \cdot 10^6$. Nous avons comparé les estimations des écoulements à des temps de retour fixés : de 10 ans jusqu'à 10000 ans. Les résultats de cette étude sont reportés en figure 4.18.

Nous pouvons affirmer qu'avec $6 \cdot 10^5$ simulations l'estimation de l'écoulement décamillennal est stable. Cependant, nous avons choisi de fixer le paramètre *Nsim* à $2 \cdot 10^6$ simulations, décision qui garantit des simulations stables et aussi un croisement encore plus exhaustif de l'aléa pluviométrique et de l'aléa « état hydrique » du bassin versant.

28. Avec *Seed* s'entend le nombre (ou vecteur) utilisé pour initialiser l'algorithme de génération aléatoire de nombre.

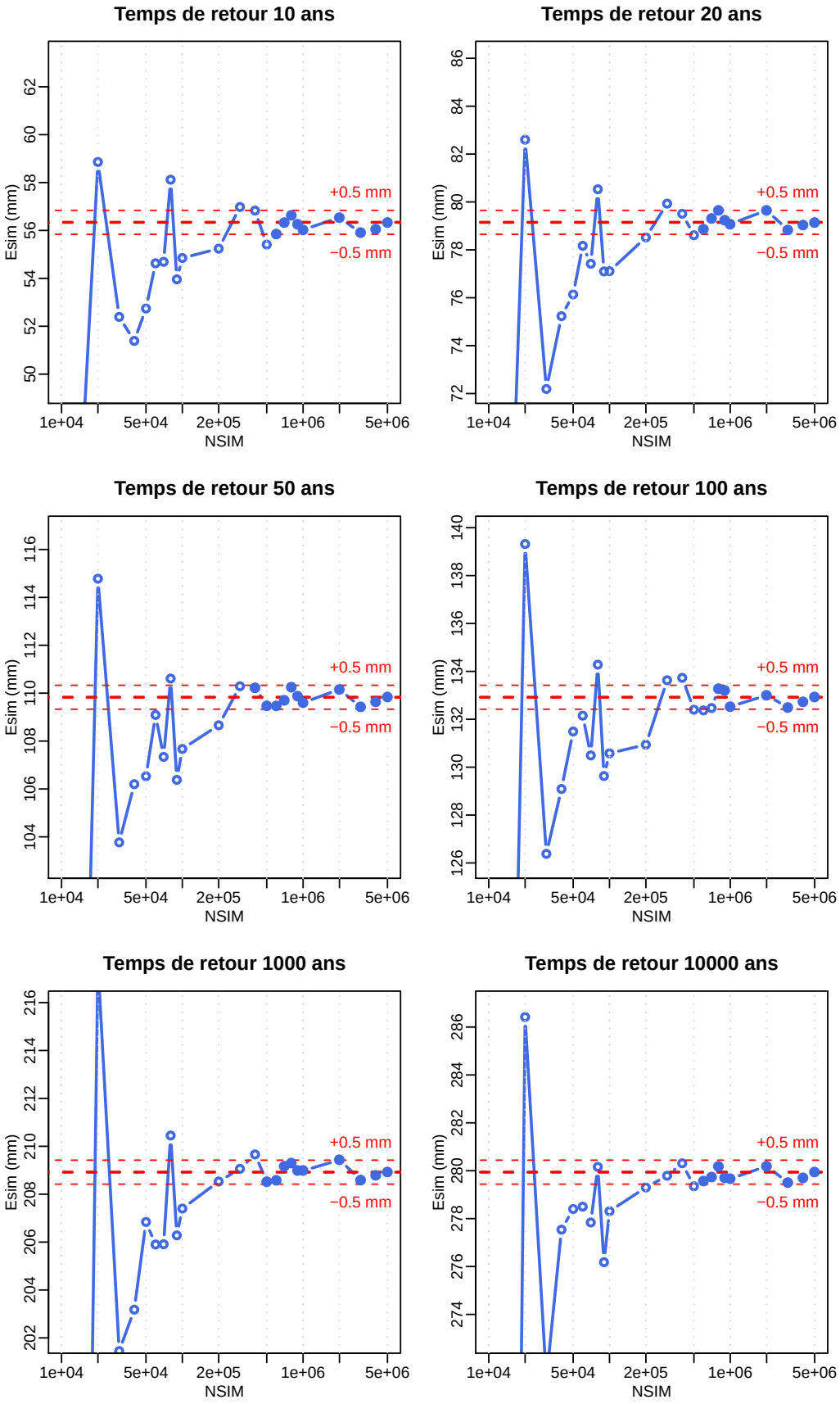


FIGURE 4.18: *Étude de sensibilité sur les écoulements simulés aux temps de retour de 10, 20, 50, 100, 1000 et 10000 ans par rapport au nombre de simulations Nsim. Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003.*

Pluie maximale de simulation

Considérons maintenant le paramètre $PSIM_{max}$, i.e. la valeur de la pluie maximale de simulation. Grâce au modèle de pluie centrale, nous avons calculé pour chaque saison et chaque type de temps la valeur de pluie correspondant à des temps de retour variants entre 10 et 10^6 ans. Comme pour le cas précédent, nous avons étudié la sensibilité de l'estimation des écoulements pour différents temps de retour fixés.

Cette fois-ci, nous avons retenu comme critère de convergence une variation de $\pm 1\%$ par rapport à l'écoulement obtenu avec une $Psim_{max}$ correspondante à un temps de retour de 10^6 ans. Nous avons observé que la simulation de l'écoulement décamillennal est rentre dans ces limites à partir de l'utilisation d'une $Psim_{max}$ correspondant à un temps de retour de 10^5 ans. Nous remarquons que, jusqu'à un écoulement millennal, une $Psim_{max}$ de temps de retour $5 \cdot 10^4$ suffit à garantir la stabilité de la simulation.

Les résultats de ce test sont reportés en figure 4.19. Le tableau 4.4 reporte, pour de temps de retour de 10 à 10000 ans, la médiane sur les 32 bassins étudiés de la valeur de $Psim_{max}$ telle que l'écoulement associé au temps de retour considéré soit compris dans les limites définies par le critère de convergence.

Idéalement, pour garantir une stabilité encore plus certaine des estimations de l'écoulement décamillennal, une $Psim_{max}$ de temps de retour $5 \cdot 10^5$ serait plus adaptée. Cependant, pour des questions numériques, nous avons choisi de considérer dans tous nos applications, une $Psim_{max}$ de temps de retour 10^5, qui, comme nous l'avons déjà dit, respecte le critère de stabilité choisi.

TABLE 4.4: *Valeur médiane de $Psim_{max}$ des 32 bassins considérés telle que l'écoulement associé aux temps de retour de 10, 20, 50, 100, 1000, 10000 ans soit compris dans les limites définies par le critère de convergence.*

E_{sim}	$Psim_{max}$
Temps de retour T (ans)	Temps de retour T (ans)
10	1000
20	1000
50	5000
100	5000
1000	50000
10000	100000

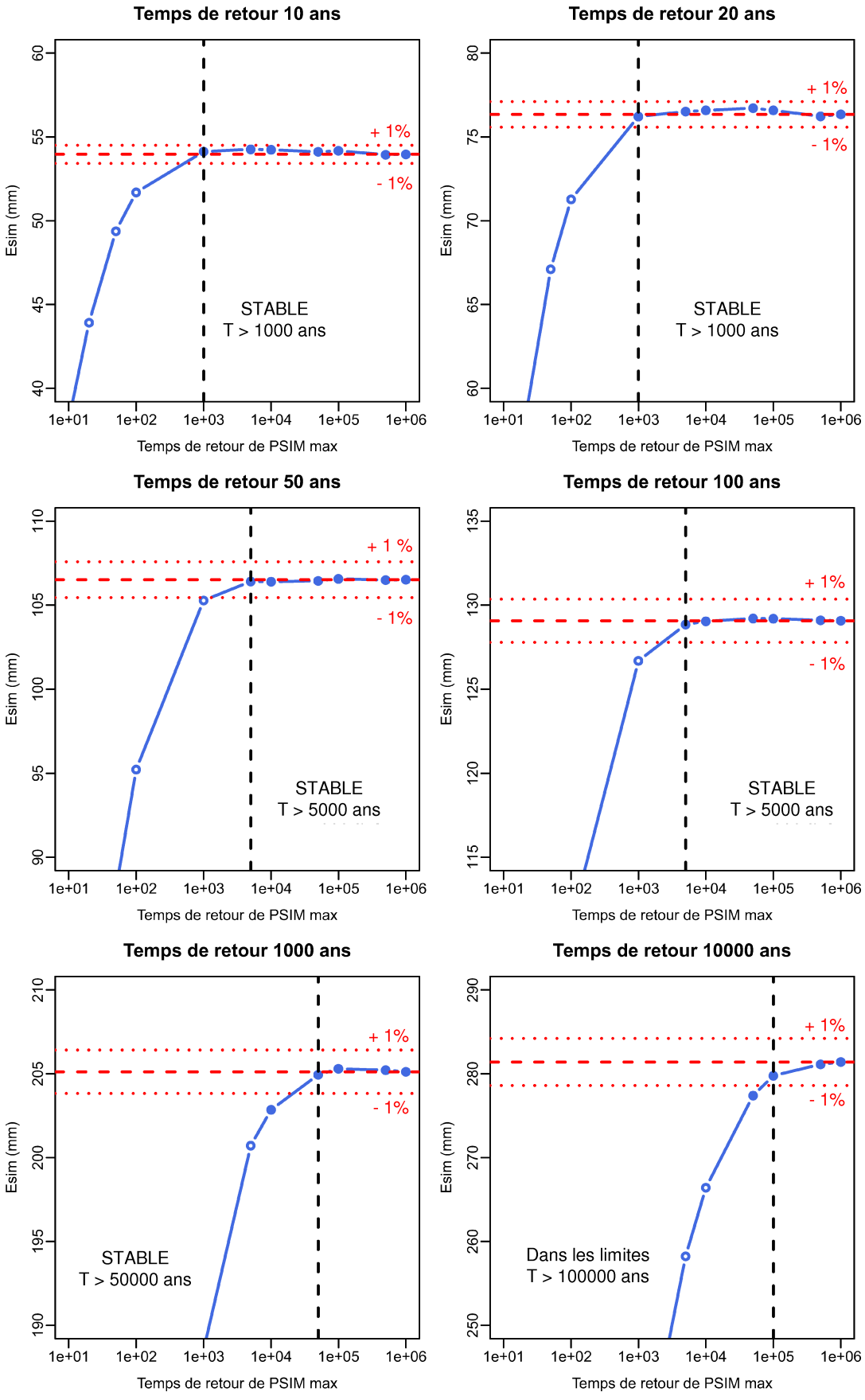


FIGURE 4.19: *Étude de sensibilité sur les écoulements simulés aux temps de retour de 10, 20, 50, 100, 1000 et 10000 ans par rapport à la pluie max de simulation (exprimée en fonction de son temps de retour). Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003.*

Semence du tirage aléatoire

Pour terminer notre étude de sensibilité, nous nous sommes intéressés à la semence *Seed* du tirage aléatoire. *Seed* est le nombre (ou vecteur) utilisé pour initialiser l'algorithme de génération aléatoire de nombres. Dans le contexte opérationnel de réalisation d'une étude de crue extrême, il y a la nécessité de pouvoir reprendre le résultat après plusieurs années, et surtout d'être capable de répéter le calcul en obtenant exactement le même résultat. Pour cette raison, il est nécessaire de figer le point de départ du tirage aléatoire, i.e. la différence entre deux simulations doit être complément attribuable aux hypothèses de calcul choisies, et non aux variations des tirages aléatoires. Il est important de vérifier que le générateur utilisé est indépendant de la valeur *Seed*.

Avec une étude de sensibilité autour de ce paramètre, nous voulons démontrer que le tirage d'un nombre assez grand d'événements (2 millions dans notre cas) fournit des résultats indépendants de la semence du tirage. Comme pour le cas du paramètre $Psim_{max}$, nous avons retenu comme critère de convergence une variation de $\pm 1\%$ par rapport à l'écoulement moyen obtenu avec les différentes valeurs de *Seed* explorées.

Nous avons observé que la valeur du point de départ du tirage aléatoire ne conditionne pas les résultats de simulation. La figure 4.20 présente l'étude de sensibilité à ce paramètre obtenue pour le bassin versant de l'Agout à La Raviège. La variation de l'estimation des écoulements au temps de retour de 10, 20, 50, 100, 1000 et 10000 ans est toujours comprise dans les limites fournies par le critère choisi.

Pour rester dans le cadre du tirage aléatoire, un contrôle numérique a été effectué. En ce qui concerne le processus de simulation avec tirage par types de temps, $SIMU_{TTT}$, on se doit de réaliser un tirage uniforme de pluies centrales au sein d'une saison donnée. Cette hypothèse de base, comme nous l'avons déjà dit, nous permet de tirer plus de fortes valeurs. Pour comprendre si cette hypothèse est bien respectée, nous avons vérifié graphiquement que la distribution empirique des pluies centrales saisonnières tirées est une distribution uniforme.

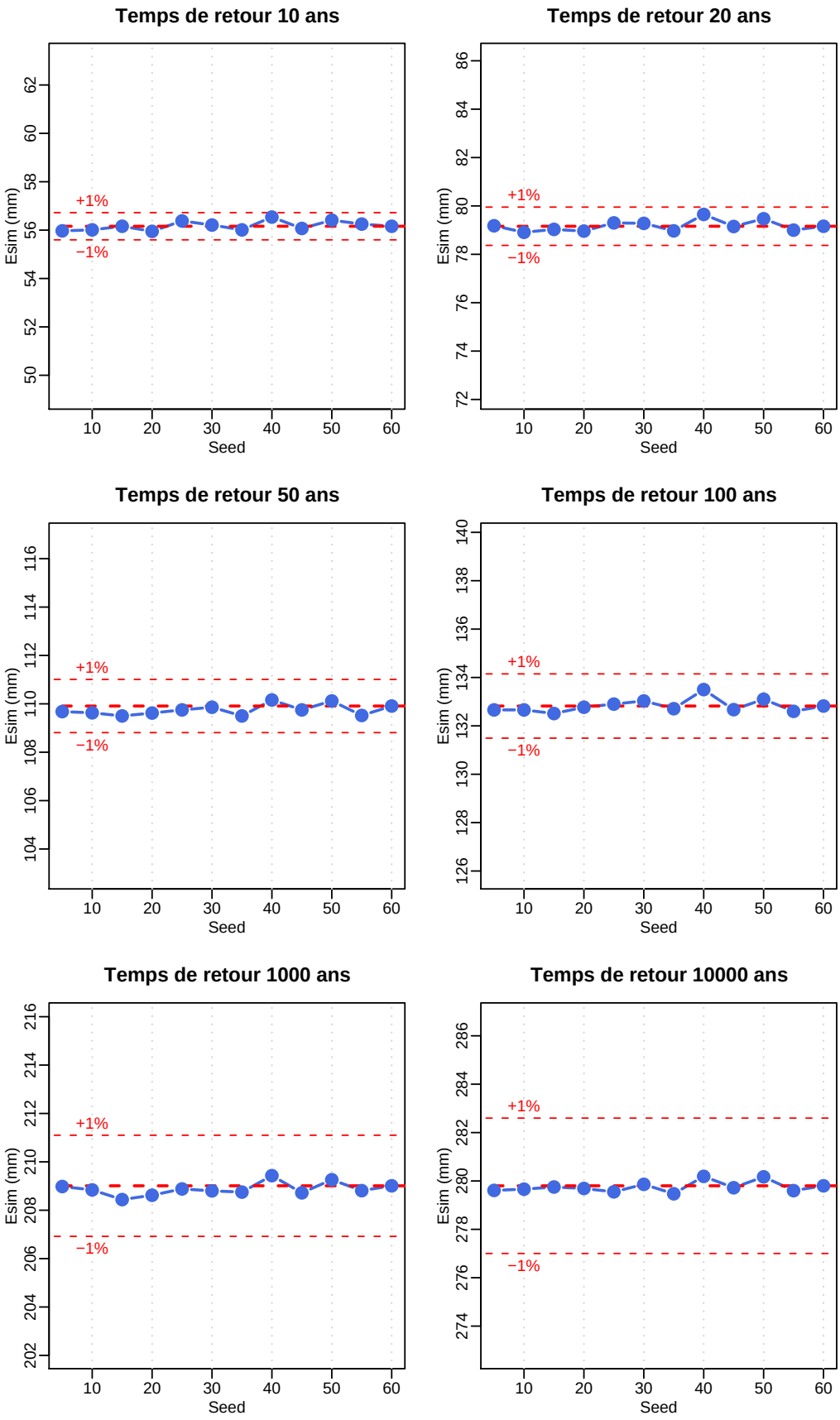


FIGURE 4.20: *Étude de sensibilité sur les écoulements simulés au temps de retour de 10, 20, 50, 100, 1000 et 10000 ans par rapport à la Seed du tirage aléatoire. Bassin versant de l'Agout à La Raviège (369 km^2), période 1958-2003.*

Période de simulation

Nous rappelons que le procédé de simulation hydrologique, utilisé dans la méthode SCHADEX, s'appuie sur une chronique climatologique de pluie et température de l'air pour la génération des écoulements. Relativement à la longueur de cette chronique climatologique, dans les applications opérationnelles, les séries de pluie spatiale et température de l'air n'ont jamais eu moins de 15 ans de données. Dans ce paragraphe nous allons vérifier, à l'aide de l'exemple du bassin versant de l'Agout à La Raviège, que 15 ans sont suffisants. Étant donné que nous disposons d'une chronique continue de pluie spatiale et température sur la période 1958-2003, nous avons réalisé des simulations hydrologiques en nous appuyant sur des sous-périodes de 5, 10, 15, 20 et 25 ans. Pour chaque durée, un minimum de deux sous-périodes a été considéré aléatoirement, e.g. pour une durée de 5 ans, période A : 1960-1964 et période B : 1976-1980.

Pour quantifier les écarts entre les simulations associées aux différentes sous-périodes considérées, nous avons calculé le score $SPAN_T$ pour des temps de retour de 10 à 10000 ans, . Ce score, comme nous l'avons déjà dit au paragraphe 4.4.3, nous permet d'évaluer, pour un temps de retour donné, l'amplitude de la « fourchette » entre les différents procédés testés.

La figure 4.21 illustre l'évolution du score $SPAN_T$ en fonction de la durée de la chronique considérée et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. Nous pouvons remarquer que, pour une durée de 15 ans et pour n'importe quel temps de retour, les écarts entre les différentes simulations sont compris entre 3% et 1%. Nous observons aussi que, pour des durées inférieures à 15 ans, les écarts relatifs les plus forts sont identifiés pour les temps de retour les plus faibles.

Globalement, vu qu'on s'intéresse au domaine de l'extrapolation, le fait de considérer la période la plus longue possible nous place dans des conditions de sécurité. 15 ans sont à considérer comme limite temporelle inférieure de sécurité.

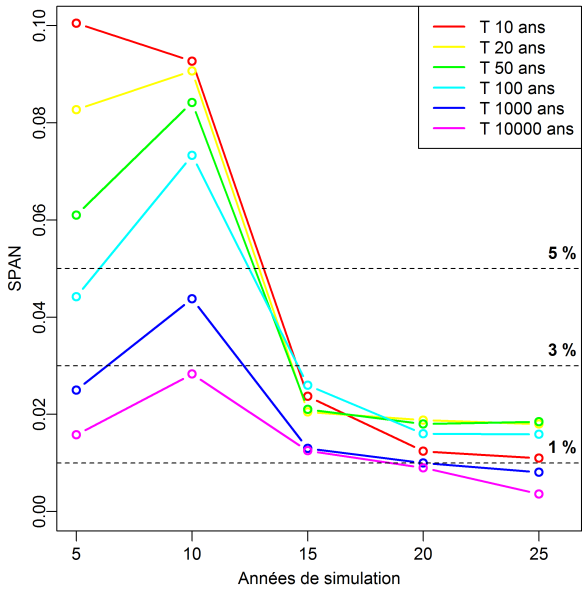


FIGURE 4.21: *Sensibilité à la durée de la période de simulation. Evolution du critère $SPAN_T$ en fonction de la longueur de la période de simulation (Temps de retour de 10 à 10000 ans).*

4.6 Synthèse du quatrième chapitre

Dans ce chapitre nous avons décrit le procédé de simulation hydrologique semi-continue dans le contexte de la méthode SCHADEX.

Après avoir encadré les principes de la simulation hydrologique continue pour la prédétermination des crues, nous nous sommes concentrés sur l'approche semi-continue. On rappelle que cette approche permet de croiser de façon originale l'aléa pluviométrique et l'aléa « état hydrique » du bassin versant. En comparant l'approche semi-continue à l'approche continue deux différences substantielles ont été mises en évidence :

Différence A Le procédé de simulation semi-continue s'appuie sur un générateur stochastique de pluie simple et événementiel, i.e. des épisodes pluvieux sur trois pas de temps sont générés et substitués à des événements observées. À la différence d'un générateur stochastique continu de pluie, le respect de séquences sèches et humides de la chronique pluviométrique est intrinsèquement porté par la chronique climatologique étant donné que, dans le procédé de simulation, on substitue exclusivement un épisode pluvieux à la fois.

Différence B Le résultat du procédé de simulation semi-continue est directement la fonction de répartition des écoulements et non une longue série d'écoulements de laquelle les quantiles, à des temps de retour prédéfinis, sont extraits.

Le principal avantage lié à ce procédé est le fait de rester parcimonieux par rapport au nombre d'hypothèses d'extrapolation en s'appuyant au maximum sur l'information contenue dans la série climatologique. Par contre, le procédé de simulation semi-continue présente les limites suivantes :

Limite 1 Pour remplir les conditions à la base du procédé, globalement un minimum de 15 ans de donnés (pluie et température du bassin) est nécessaire.

Limite 2 En ne générant pas une chronique complète, il ne se prête pas à l'étude du risque d'une succession de crues sur un ouvrage donné.

Limite 3 En réalisant une simulation au pas de temps caractéristique du bassin versant, il nécessite le passage *a posteriori* des volumes aux pointes de crue, chose qui n'est pas nécessaire dans le cas d'un processus de simulation continue couplé avec un générateur de pluie à pas de temps fin.

La deuxième partie de ce chapitre a été consacrée à l'étude de la dépendance précipitation-température et à son rôle dans le procédé de simulation hydrologique. Fort du constat que, sur un certain nombre de bassins versants, les processus nivologiques (fortement conditionnés par la température de l'air) peuvent perturber la réponse pluie-débit, trois différentes évolutions de la méthode de simulation de base, $SIMU_0$, ont été introduites et comparées sur la base de 32 bassins versants. Cette comparaison a mis en évidence que, globalement, la prise en compte de la dépendance pluie-température ne joue pas un rôle de premier ordre dans le résultat de la simulation. Cependant, nous avons choisi de retenir l'évolution du procédé de simulation $SIMU_{TTT}$ parce qu'ils se rapproche davantage de la réalité physique des événements.

La partie finale de ce chapitre a été dédiée à la réalisation d'études de sensibilité du procédé de simulation par rapport à ces paramètres. Nous avons investigué et objectivé le choix du nombre *Nsim* de simulations, de la pluie maximale $Psim_{max}$ de simulation, de la semence *Seed* du tirage aléatoire employé et de la période climatologique considérée pour la simulation. Plus précisément, pour garantir la stabilité de l'estimation de l'écoulement décamillennal, *Nsim* doit être au moins égal à $6 \cdot 10^5$ et $Psim_{max}$ égale à la pluie du temps de retour au moins de 100000 ans. Concernant la semence du tirage aléatoire, nous avons constaté que sa valeur ne conditionne pas les résultats de simulation. Enfin, grâce à cette étude de sensibilité, nous avons observé qu'un minimum de 15 ans de donnés est nécessaire pour garantir la stabilité des résultats de simulation.

Toujours dans un esprit d'étude de sensibilité, dans les chapitres suivants nous allons focaliser notre attention sur la sensibilité du procédé de simulation aux modèles probabilistes de pluie (chapitre 5) et au modèle hydrologique utilisés (chapitre 6).

Chapitre 5

Sensibilité aux paramètres des modèles probabilistes de pluie

Ce chapitre vise à quantifier la sensibilité des résultats de la simulation hydrologique semi-continue aux paramètres des modèles probabilistes de pluie qui participent à la génération stochastique des épisodes pluvieux. Le cadre méthodologique de l'étude de sensibilité est tout d'abord présenté. Ensuite, les résultats de l'étude sont exposés, en analysant de façon séparée la sensibilité au modèle de pluie centrale, au modèle des pluies adjacentes et au modèle de correction probabiliste des pluies antérieures.

Sommaire

5.1 Cadre méthodologique 169
5.1.1 Contexte général 169
5.1.2 Démarche utilisée 170
5.2 Étude de sensibilité aux paramètres du modèle de pluie centrale 171
5.2.1 Les paramètres du modèle de pluie centrale 171
5.2.2 Démarche utilisée 172
5.3 Étude de sensibilité aux paramètres du modèle des pluies adjacentes . . . 177
5.3.1 Les paramètres du modèle des pluies adjacentes 177
5.3.2 Démarche utilisée 177
5.4 Étude de sensibilité au modèle de correction probabiliste des pluies antérieures 182
5.5 Synthèse du cinquième chapitre 185

5.1 Cadre méthodologique

5.1.1 Contexte général

Le but principal de ce chapitre est de quantifier la sensibilité des résultats du processus de simulation hydrologique (i.e. génération des écoulements) aux modèles probabilistes des épisodes pluvieux (Fig. 5.1). En particulier, nous nous sommes concentrés sur l'étude de sensibilité aux paramètres des modèles probabilistes plutôt qu'à leur structure.

Pourquoi avons-nous décidé de quantifier cette sensibilité ? La réponse est très simple. La compréhension du niveau de sensibilité de chaque composante sur le résultat final, permet de hiérarchiser les différents modèles et leurs paramètres, et d'orienter l'attention vers ceux qui influencent davantage le procédé SCHADEX. Conformément aux résultats de cette analyse préliminaire, des investigations plus précises pourront être au moins envisagées.

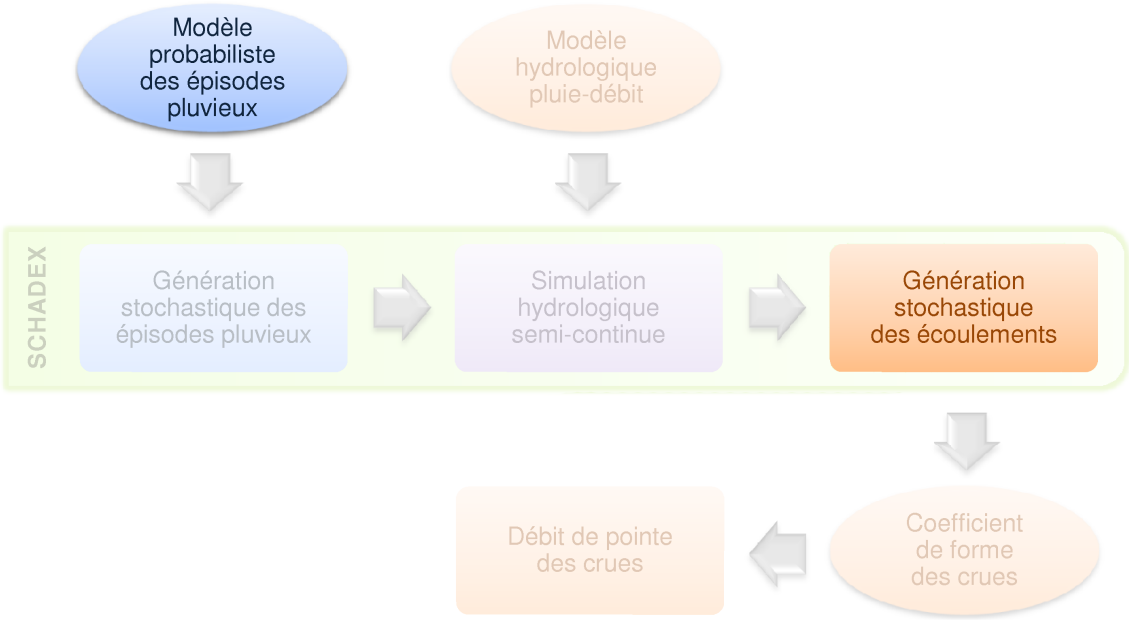


FIGURE 5.1: *Diagramme fonctionel de la méthode Schadex. La partie qui concerne l'étude de sensibilité au modèle probabiliste des épisodes pluvieux est mise en évidence.*

Nous rappelons que dans la méthode SCHADEX, en amont du processus de simulation, un modèle probabiliste est utilisé pour la génération stochastique des épisodes pluvieux (Section 3.4 à la page 94). La figure 5.2 montre la décomposition du modèle probabiliste des épisodes pluvieux en : (i) modèle probabiliste de pluie centrale (distribution MEWP), (ii) modèle probabiliste des pluies adjacentes (tableaux de contingence) et (iii) modèle de correction probabiliste des pluies antérieures. Il est important de rappeler que le modèle de correction probabiliste des pluies antérieures est employé quand le pas de temps caractéristique du bassin versant considéré est inférieur à 24h (voir paragraphe 3.4.2 à la page 98).

D'un certain point de vue, nous nous sommes intéressés à l'évaluation de la *robustesse* [1]

1. Comme nous l'avons déjà dit dans la section 2.2, à la page 47, le terme *robustesse* peut être inapproprié.

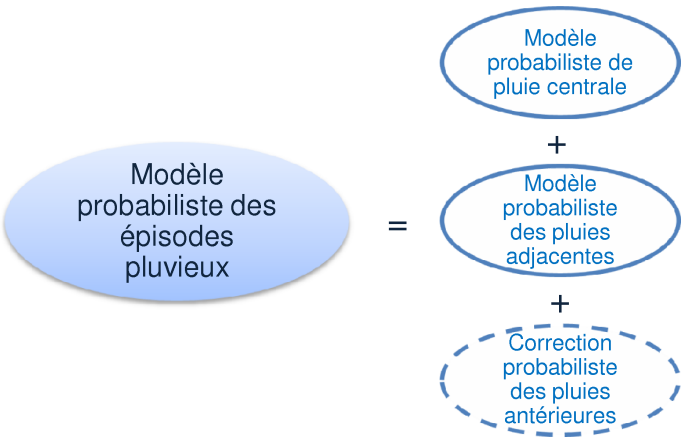


FIGURE 5.2: *Décomposition du modèle probabiliste des épisodes pluvieux*

du procédé SCHADEX. En analogie avec la définition de *robustesse* d'un modèle probabiliste (voir le paragraphe 2.2 à la page 47), nous pouvons considérer notre procédé *robuste* s'il fournit des estimations similaires lorsqu'une perturbation est introduite dans l'une de ses composantes. La problématique peut aussi être inversée, c'est-à-dire qu'avec ce type d'étude nous cherchons à évaluer les composantes auxquelles le procédé SCHADEX est le plus sensible. Ce chapitre et le suivant s'inscrivent dans cette démarche. Comme nous l'avons déjà dit, la composante « modèle probabiliste des épisodes pluvieux » est considérée dans ce chapitre et, de façon analogue, la composante « modèle hydrologique pluie-débit » sera étudiée dans le chapitre suivant.

5.1.2 Démarche utilisée

La démarche utilisée pour réaliser cette étude de sensibilité est très simple. Tout d'abord, nous avons considéré, de façon séparée, le modèle probabiliste de pluie centrale, le modèle des pluies adjacentes et le modèle de correction probabiliste des pluies antérieures.

Ensuite, concernant les deux premiers modèles, comme nous l'avons déjà dit auparavant, nous avons testé la sensibilité à leurs paramètres. Pour le modèle de correction probabiliste des pluies antérieures, l'étude de sensibilité n'a pas concerné ses paramètres mais simplement le fait d'appliquer ou pas cette correction probabiliste.

Nous avons fait varier les paramètres du modèle considéré sans rien modifier dans les autres composantes. Nous avons enfin comparé les écoulements issus du procédé de simulation hydrologique pour des temps de retour standard choisis *a priori*[2].

Soit θ l'un des paramètres considérés et $E_1, \cdots, E_n$ les écoulements associés aux n estimations de ce paramètre, $\hat{\theta}_1, \cdots, \hat{\theta}_n$. Pour synthétiser, les écarts entre les n écoulements ainsi calculés, nous avons choisi de réadapter le critère $SPAN_T$, déjà introduit dans la comparaison des modèles probabilistes de pluie au chapitre 2 (voir le paragraphe 2.2.2 à la page 52). Sa formulation est la suivante :

Selon Bobee *et al.* (1993) le terme *stabilité* est préférable.

2. Nous avons retenu les temps de retour suivants : 10, 20, 50, 100, 1000 et 10000 ans.

$$SPAN_T = \frac{max\left\{E_{T,i=1,\ldots,n}\right\} - min\left\{E_{T,i=1,\ldots,n}\right\}}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} E_{T,i}} \tag{5.1}$$

où $E_{T,i}$ est l'écoulement simulé associé au paramètre $\hat{\theta}_i$ pour le temps de retour T. Ce score est toujours supérieur à 0 et il vaut 0 quand l'écoulement est totalement indépendant de la valeur du paramètre θ. **En d'autres termes, ce critère peut être traduit comme l'écart maximum exprimé en pourcentage de l'estimation moyenne.** Par exemple, un $SPAN_T$ qui vaut 0.2 signifie que les estimations peuvent varier dans la fourchette $\pm 10\% \cdot \bar{E}_T$, où $\bar{E}_T$ est l'estimation moyenne pour un temps de retour T. Ce score sera repris à l'aide d'un exemple graphique, dans le chapitre suivant (Fig. 6.2 à la page 190).

Avec du « bon sens hydrologique » nous pouvons résumer qualitativement la sensibilité du procédé de simulation par rapport aux aspects considérés en définissant des plages de variation du score $SPAN_T$. Nous considérons le procédé de simulation **non sensible** à l'aspect investigué si le $SPAN_T$ est nul, **peu sensible** s'il est compris entre 0% et 5%, **moyennement sensible** s'il est compris entre 5% et 10%, **sensible** s'il est compris entre 10% et 20% et **fortement sensible** s'il est supérieur à 20%.

Afin de tirer des conclusions générales, nous avons décidé de nous appuyer sur la base de données de 32 bassins versants, présentée dans la section 4.3 à la page 139, qui nous permettra d'avoir des résultats relativement robustes.

5.2 Étude de sensibilité aux paramètres du modèle de pluie centrale

Dans cette section nous analysons la sensibilité aux paramètres du modèle probabiliste de pluie centrale. Tout d'abord, une description détaillée des paramètres du modèle est présentée et, ensuite, les résultats de l'étude sont exposés et analysés.

5.2.1 Les paramètres du modèle de pluie centrale

Nous rappelons que le modèle probabiliste de pluie centrale est constitué de plusieurs distributions saisonnières MEWP (voir paragraphe 1.4.2 à la page 31). En analysant ce modèle, nous pouvons définir différents paramètres parmi lesquels certains sont ajustés et certains sont définis *a priori*, en nous appuyant sur des autres informations complémentaires aux pluies centrales observées. Les paramètres sont les suivants :

– **Période de calage**. C'est la période sur laquelle le modèle probabiliste est ajusté. Normalement la totalité de la chronique de la pluie spatiale est prise en compte. Cette « règle » est directement liée à la nécessité d'exploiter l'information pluviométrique dans sa totalité. Concernant une étude à pas de temps journalier, une chronique d'au moins 20 ans est à utiliser pour obtenir un calage robuste et exhaustivement informatif. De plus ce modèle

probabiliste a été évalué en termes de *justesse* et *robustesse* (voir le chapitre 2) en utilisant des sous-échantillons de cette taille. Le choix de la période de calage du modèle est commun à toutes les distributions saisonnières et il est défini *a priori* en fonction de la disponibilité des données et des informations issues de leur critique.

- **Découpage saisonnier**. Comme nous l'avons montré dans le chapitre 1, un découpage saisonnier est fondamental pour ne pas sous-estimer le risque pluviométrique. Nous rappelons que le but de cette saisonnalisation est de regrouper plusieurs mois de l'année apparaissant comme homogènes. Au paragraphe 1.3.2 à la page 27, deux techniques pour déterminer le découpage saisonnier ont été proposées. En général, de deux à quatre saisons sont distinguées, en essayant si possible de ne pas définir de saisons de moins de trois mois (dont l'ajustement serait peu robuste du fait du faible effectif de l'échantillon). Le but premier de ce découpage est d'isoler la « saison à risque » pour ne pas sous-estimer l'aléa pluviométrique. Le choix du découpage saisonnier est défini *a priori*, en s'appuyant sur les critères cités ci-dessus.
- **Découpage en types de temps**. Ce type de découpage utilise la classification en types de temps EDF 2006 (introduite dans la section 1.2 à la page 18). Cette classification en types de temps représente, comme nous pouvons bien le pressentir, un paramètre fondamental du modèle probabiliste de pluie centrale. La classification en types de temps fait partie des paramètres définis *a priori* et qui par conséquent ne sont pas calés.
- **Seuil u de l'échantillonnage POT**. Le choix du seuil dans un processus d'échantillonnage POT est assez difficile (Leonard *et al.*, 2008). Afin d'éviter de compromettre le caractère asymptotique des valeurs observées (un seuil trop bas) et d'éviter d'avoir une variance des estimateurs trop élevée (un seuil trop haut), le seuil u est généralement choisi égal au quantile empirique 70% de l'échantillon POT de chaque type de temps (voir le paragraphe 1.4.2 à la page 31). Pourtant le seuil u n'est pas un paramètre à caler mais défini *a priori*.
- **Gradex des ajustements par types de temps**. Les paramètres d'échelle (ou gradex) des lois marginales des pluies de chaque type de temps sont ajustés par maximum de vraisemblance sur les pluies centrales observées.
- **Poids de chaque type de temps**. Les poids de chaque type de temps, dans la distribution saisonnière MEWP, sont représentés par leurs pourcentages d'occurrence relative. Ces paramètres ne sont pas ajustés mais ils sont directement calculés à partir de la chronique journalière des types de temps et ils sont donc dépendants de la classification en types de temps employée.

Pour résumer, parmi les paramètres décrits auparavant, seuls les paramètres d'échelle de chaque ajustement par type de temps sont ajustés, les autres sont tous définis *a priori*.

5.2.2 Démarche utilisée

Dans ce travail de thèse, pour des questions de temps et de planning, nous avons dû faire des choix sur les paramètres à considérer dans l'étude de sensibilité. Parmi les six « familles » de paramètres, il nous a semblé que la sensibilité au seuil u de l'échantillonnage POT était de

premier ordre d'importance.

En effet, par rapport aux autres paramètres, ce choix peut apparaître difficile et, parfois, subjectif. L'étude de sensibilité en question a été aussi réalisée pour nous renseigner sur l'importance de ce paramètre par rapport au résultat final. Au cas où les résultats de cette étude montreraient une forte sensibilité du procédé de simulation hydrologique à ces paramètres, des investigations plus approfondies seraient à réaliser.

Ensuite, nous avons jugé de deuxième ordre de quantifier la sensibilité aux autres paramètres pour différentes raisons. Tout d'abord, concernant la période de calage, sa sensibilité a été déjà vérifiée dans l'évaluation du modèle probabiliste de pluie centrale (test de *robustesse*, 2.2.2 à la page 52). Du moment que le modèle employé s'est montré assez robuste, nous n'avons pas considéré fondamental de vérifier la sensibilité au choix de la période de calage. De plus, dans les applications operationnelles de la méthode, le choix d'utiliser la chronique la plus longue possible est assumé par défaut.

Par rapport au découpage saisonnier, son influence est importante mais son choix est une constante climatologique qui se prête mal à une étude de sensibilité. Par conséquent le type de découpage (nombre des saisons, choix de répartition mensuel) ne sera pas considéré dans notre étude.

Concernant le découpage en types de temps, des tests préliminaires sur la sensibilité de l'ajustement de pluie centrale ont été réalisés. Nous avons considéré plusieurs variantes de la classification EDF 2006 [3]. Les résultats des ces tests ont montré de faibles écarts (évalués grâce au critère FF en validation) entre les ajustements issus de plusieurs variantes de la classification EDF 2006. Cependant, ces écarts deviennent considérables lorsqu'une classification aléatoire est employée [4].

Concernant les gradex de chaque distribution marginale, leur estimation est réalisée par maximum de vraisemblance. Étant donné que un loi exponentielle employée, l'estimation du paramètre d'échelle est indépendante de la méthode d'estimation des paramètres utilisés (méthode des moments ordinaires ou des L-moments ou de maximum de vraisemblance). Par conséquent une étude de sensibilité à la méthode d'estimation est totalement inutile.

Pour terminer, les poids de chaque type de temps n'ont pas été considérés à cause de leur dépendance à la période de calage et à la classification en types de temps et aussi parce que ceux-ci sont plus des hypothèses générales.

Nous rappelons que, de façon générale, le seuil u est considéré égal au quantile empirique 70% de l'échantillon POT de chaque type de temps. Dans notre étude de sensibilité nous avons testé trois différentes possibilités de quantile empirique : 60%, 70% et 80%. D'une part, nous avons choisi de ne pas tester des valeurs des quantiles plus bas que 60% parce qu'ils pourraient compromettre le caractère asymptotique des valeurs observées. D'autre part, des valeurs des quantiles supérieurs à 80% ne sont pas prises en compte parce que un nombre trop réduit de

3. Les différentes variantes sont issues des différentes choix méthodologiques réalisés au moment du calcul de la classification, par exemple différents nombres des classes, différents paniers des postes pluviométriques, différents méthodes de classification, etc.

4. Voir l'exemple reporté en tableau 1.6 à la page 35.

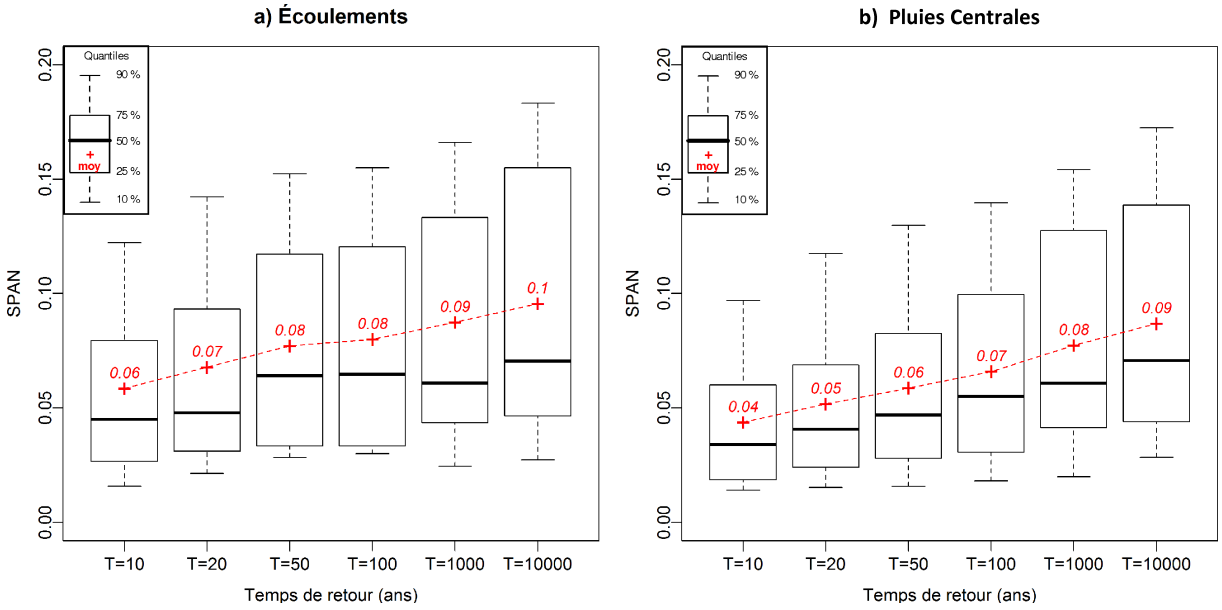


FIGURE 5.3: *Sensibilité au seuil u. Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés (**a**) et sur les estimations des pluies centrales (**b**) pour les 32 bassins versants considérés et pour de temps des retour de 10 à 10000 ans.*

valeurs sup-seuil retenues pourrait mener à une variance des estimateurs trop élevée.

Sur la base des 32 bassins versants, nous avons calculé le critère $SPAN_T$ par rapport aux estimations des pluies centrales et aux écoulements générés pour des temps de retour de 10 à 10000 ans.

Le box plot du critère $SPAN_T$, calculé sur les écoulements générés, est illustré en figure 5.3a. En s'appuyant sur cette figure, nous pouvons remarquer que :

- **Les écoulements générés sont moyennement sensibles aux valeurs du seuil testées**. C'est-à-dire une variation du seuil u produit en moyenne (sur les 32 bassins), pour un temps de retour de 1000 ans (respectivement 10 et 100 ans), une variation de 9% (respectivement 6% et 8%).
- **La sensibilité du procédé est croissante en fonction du temps de retour**. Plus on considère des temps de retour élevés, plus le $SPAN_T$ moyen et sa fourchette des quantiles 25-75% sont élevés.

De façon analogue aux écoulements, la figure 5.3b illustre le box plot du critère $SPAN_T$ calculé sur les estimations de pluie centrale des 32 bassins versants considérés et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. Nous pouvons faire des observations similaires au cas précédent. Cependant la sensibilité des estimations de pluie centrale aux seuils testés est légèrement inférieure à celle des écoulements simulés. Par exemple, une variation du seuil u produit en moyenne (sur les 32 bassins), pour un temps de retour de 1000 ans (respectivement 10 et 100 ans), une variation de 8% (respectivement 4% et 7%).

Pour terminer l'analyse des résultats, nous reportons en figure 5.4 la distribution empirique des écoulements simulés et les valeurs du critère $SPAN_T$ associées aux 32 bassins versants considérés pour des temps de retour de 10, 100 et 1000 ans. À l'aide de ce graphique, nous pouvons déduire que :

- **La valeur du $SPAN_T$ ne dépend pas de la valeur d'écoulement**. Concernant l'histogramme des $SPAN_T$ des 32 bassins versants, triés par ordre croissant d'écoulements, on n'observe pas de tendance dans sa répartition : les valeurs sont bien réparties autour de la valeur moyenne. Ce constant est valable quel que soit le temps de retour considéré (10, 100 ou 1000 ans).
- **Nous n'observons pas de biais systématiques entre la valeur de seuil u et les écoulements générés**. Par rapport aux trois seuils testés, pour des temps de retour de 10, 100 et 1000 ans, nous ne remarquons pas qu'un des trois seuils produit, de façon systématique, des écoulements plus forts (ou plus faibles) que les autres. **Par conséquent, on ne peut pas affirmer qu'un seuil plus élevé produit des écoulements plus élevés (ou *vice-versa*)**.

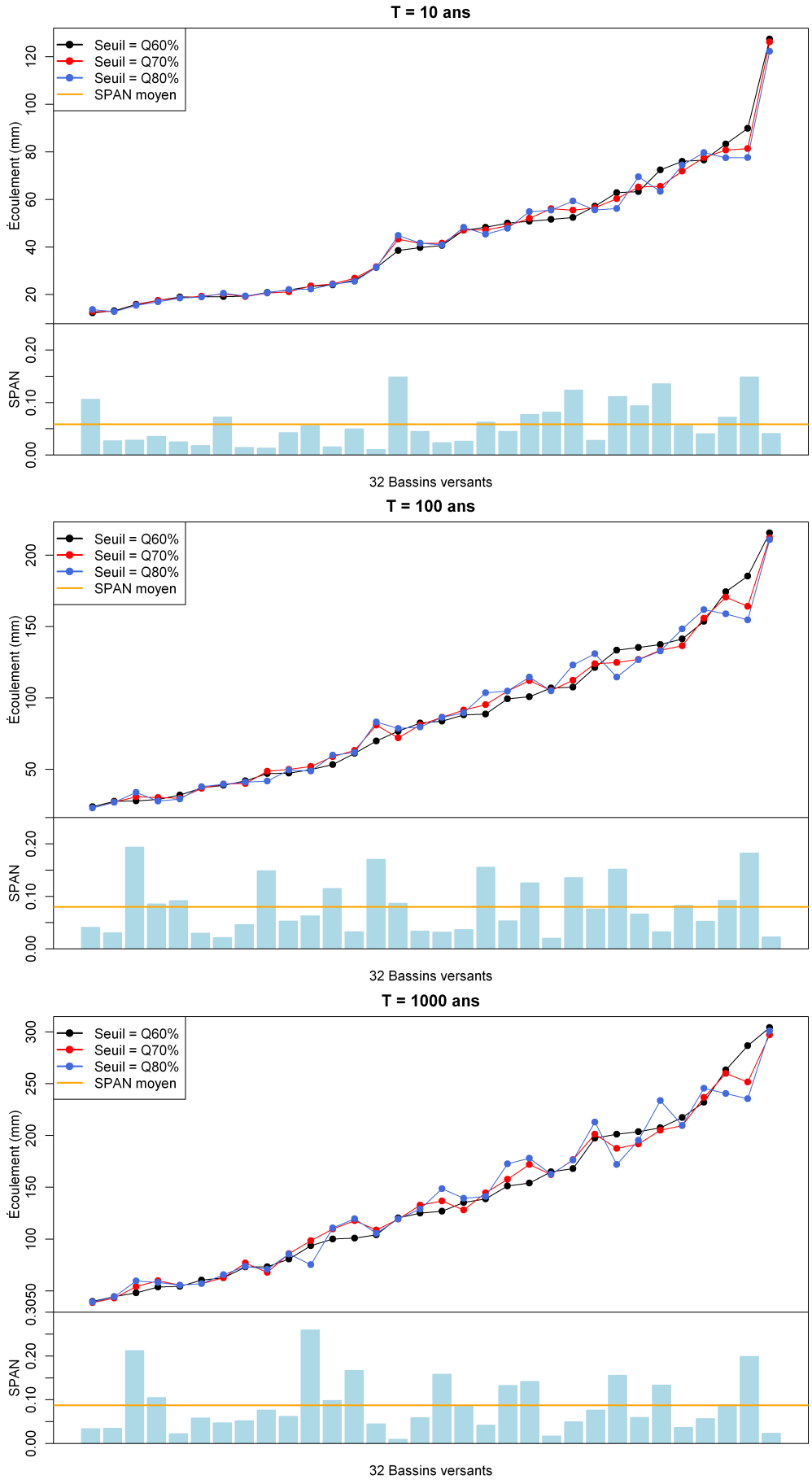


FIGURE 5.4: *Distribution empirique des écoulements simulés et graphiques en bâtons des valeurs du critère SPAN associées pour les 32 bassins versants considérés pour des temps de retour de 10, 100 et 1000 ans. Les trois courbes représentent les différentes valeurs des seuils u testés. La ligne horizontale orange montre la valeur du critère $SPAN_T$ moyenne.*

5.3 Étude de sensibilité aux paramètres du modèle des pluies adjacentes

Dans cette section nous analysons la sensibilité aux paramètres du modèle probabiliste des pluies adjacentes. Tout d'abord une description des paramètres du modèle est reportée et, ensuite, les résultats de l'étude sont présentés et analysés.

5.3.1 Les paramètres du modèle des pluies adjacentes

Nous rappelons que le modèle probabiliste des pluies adjacentes est un modèle empirique constitué des tableaux de contingence (voir paragraphe 3.3 à la page 89). En analysant ce modèle nous pouvons identifier les paramètres suivants :

- **Période de calage**. De façon analogue au modèle de pluie centrale, c'est la période sur laquelle le modèle probabiliste est ajusté. Normalement la totalité de la chronique de la pluie spatiale est prise en compte. Ce choix est directement lié à la nécessité d'exploiter au maximum la quantité informative des données. D'ailleurs, pour une étude à pas de temps journalier, une chronique d'au moins 20 ans est à utiliser pour que le calage des tableaux de contingence soit assez robuste.
- **Découpage saisonnier**. Un découpage saisonnier est envisageable pour prendre en compte l'hétérogénéité possible des différentes « signatures temporelles » des épisodes pluvieux. En d'autres termes, ce découpage est utilisé pour faire la distinction entre les épisodes plutôt d'origine convective et ceux d'origine frontale. Cependant, à la différence du modèle de pluie centrale, il n'est pas conseillé de dépasser les deux saisons. Cette « règle » est principalement due à des raisons d'effectifs (surtout pour la dernière classe de pluie centrale).
- **Nombre de classes de pluie centrale**. Nous rappelons que'avec le modèle des pluies adjacentes, nous cherchons à modéliser la probabilité des ratios P_{a-}/P_c et P_{a+}/P_c conditionnellement à la pluie centrale P_c. Ainsi, les épisodes P_{epi} de l'historique sont donc répartis en les triant suivant la pluie centrale P_c et en les divisant en plusieurs classes. Le nombre de classes représente donc un des paramètres du modèle.

5.3.2 Démarche utilisée

Parmi les trois paramètres décrits, nous avons choisi de tester la sensibilité du procédé de simulation hydrologique par rapport au découpage saisonnier et au nombre de classes.

Concernant le découpage saisonnier, deux solutions ont été testées : l'absence de découpage (une saison globale) et un découpage en deux saisons (saison 1 : de septembre à février ; saison 2 : de mars à août). Comme nous l'avons dit plus haut, si nous considérons une chronique d'environ 20 ans, afin de garder toujours des échantillons de calage assez peuplés et éviter de caler des modèles peu robustes, un maximum de deux saisons est à utiliser.

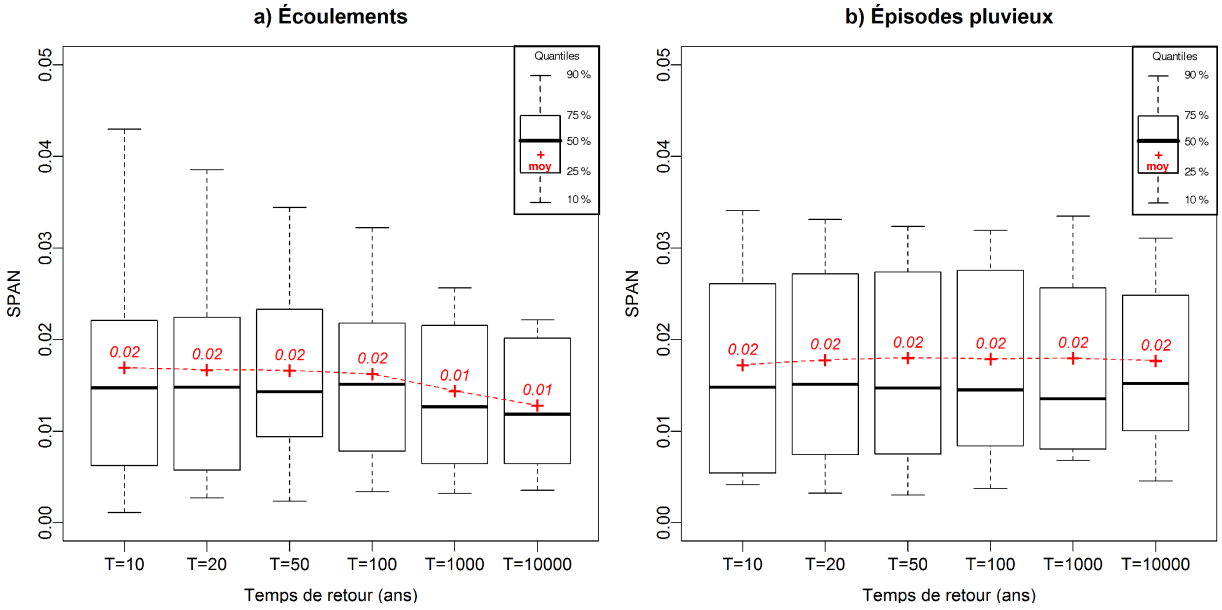


FIGURE 5.5: *Sensibilité au découpage saisonnier. Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés (**a**) et sur les estimations des épisodes pluvieux (**b**) pour les 32 bassins versants considérés et avec un temps des retour de 10 à 10000 ans.*

Concernant le nombre des classes, deux solutions ont été testées : quatre ou cinq classes de pluie centrale.

L'analyse des résultats de l'étude de sensibilité a été réalisée à l'aide des figures suivantes :

- Box plot du critère $SPAN_T$ calculé, pour les 32 bassins versants, sur les écoulements générés issus du test de sensibilité au découpage saisonnier (Fig. 5.5a) et au nombre des classes (Fig. 5.7a).
- Box plot du critère $SPAN_T$ calculé, pour les 32 bassins versants, sur les épisodes pluvieux issus du test de sensibilité au découpage saisonnier (Fig. 5.5b) et au nombre des classes (Fig. 5.7b).
- La distribution empirique des écoulements simulées et les valeurs de $SPAN_T$ calculées, sans et avec découpage saisonnier et pour quatre ou cinq classes, sont reportées en figures Fig.5.6 et Fig. 5.8, respectivement pour des temps de retour de 10, 100 et 1000 ans.

Après avoir analysé les résultats nous pouvons tirer les mêmes conclusions pour la sensibilité au découpage saisonnier et au nombre de classes. Nous pouvons remarquer que :

- **Les écoulements générés sont peu sensibles aux valeurs des paramètres testés**. Nous observons un $SPAN_T$ moyen égal à environ 2%, c'est-à-dire une estimation de $\pm 1\%$ de la valeur moyenne. Nous remarquons aussi que, pour le même temps de retour, les épisodes pluvieux générés sont légèrement moins sensibles à ces deux paramètres, que les écoulements. De plus, nous constatons que le procédé de simulation hydrologique est légèrement plus sensible au nombre de classes de pluie centrale qu'à la présence d'un découpage saisonnier.
- **La sensibilité est la même pour les différents temps de retour**. Aussi bien pour le découpage saisonnier que pour le nombre de classes, la sensibilité des écoulements ne dépend pas du temps de retour.
- **La valeur du $SPAN_T$ ne dépend pas de la valeur d'écoulement**. Concernant l'histo-

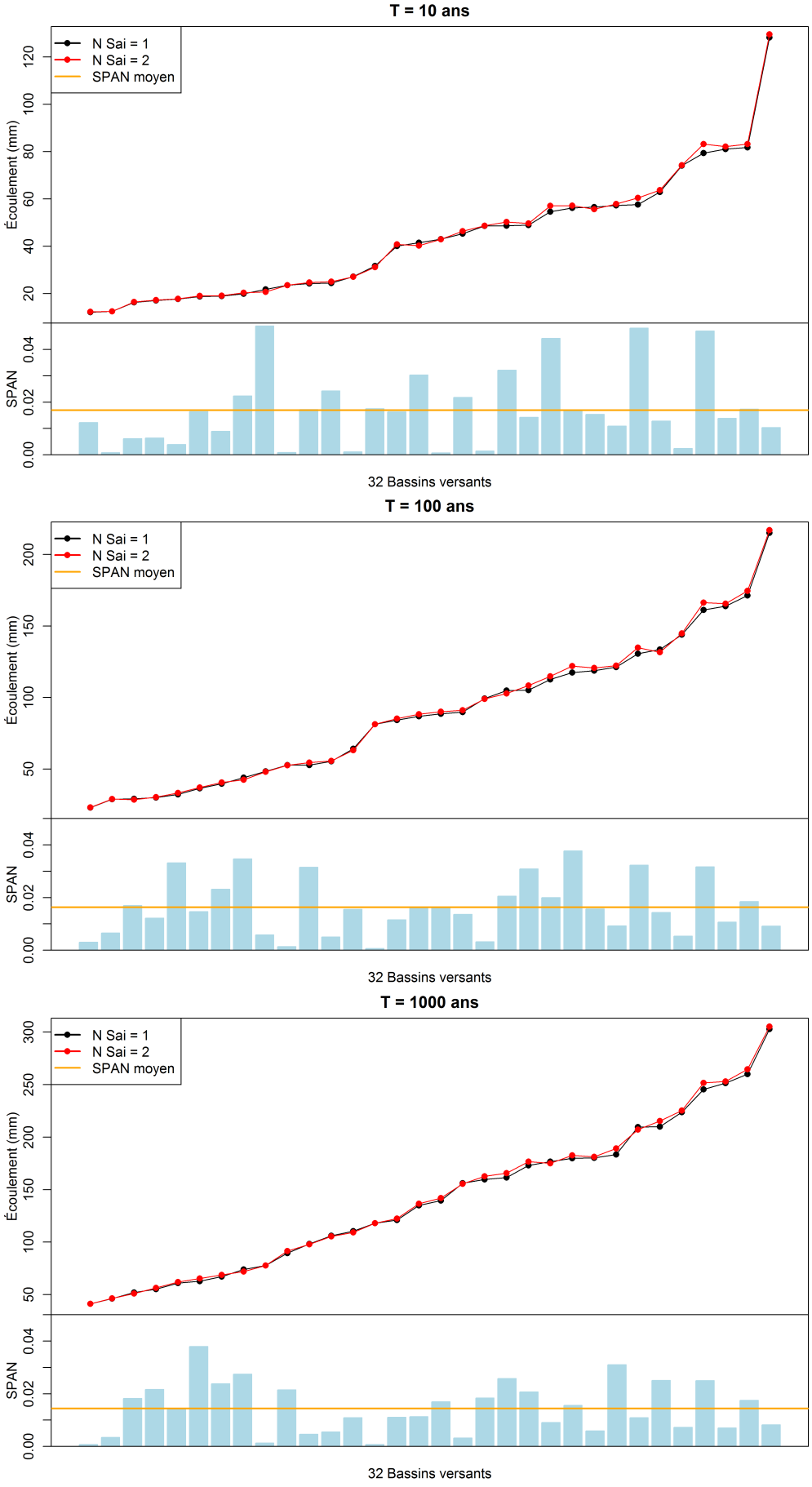


FIGURE 5.6: *Distribution empirique des écoulements simulés et valeurs du critère $SPAN_T$ associé pour les 32 bassins versants considérés, avec un temps de retour de 10, 100 et 1000 ans. Les deux courbes représentent les modèles sans et avec découpage saisonnier. La ligne horizontale orange montre la valeur moyenne du critère $SPAN_T$.*

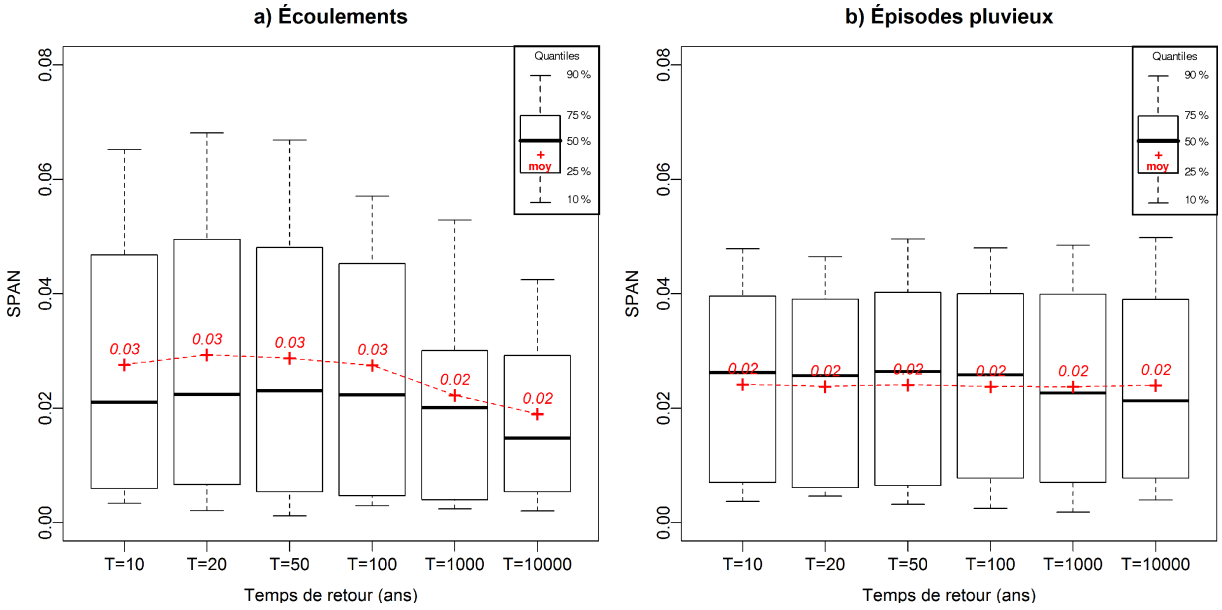


FIGURE 5.7: *Sensibilité au nombre de classes. Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés (**a**) et sur les estimations des épisodes pluvieux (**b**) pour les 32 bassins versants considérés, avec un temps de retour de 10 à 10000 ans.*

gramme des $SPAN_T$ des 32 bassins versants (Fig. 5.6 et Fig. 5.8), triés par ordre croissant d'écoulement, on n'observe pas de tendances dans sa répartition : les valeurs sont bien réparties autour de la valeur moyenne. Ce constant est valable indépendamment du temps de retour considéré (10, 100 ou 1000 ans).

– **Nous n'observons pas de biais systématiques entre les valeurs des paramètres et les écoulements générés**. Par rapport aux paramètres testés, pour des temps de retour de 10, 100 et 1000 ans, nous ne remarquons pas qu'un de ces paramètres produit de façon systématique des écoulements plus forts (ou plus faibles) que les autres.

Cette faible sensibilité aux paramètres du modèle des pluies adjacentes est aussi due au fait que l'aléa pluviométrique est principalement porté par le modèle de pluie centrale.

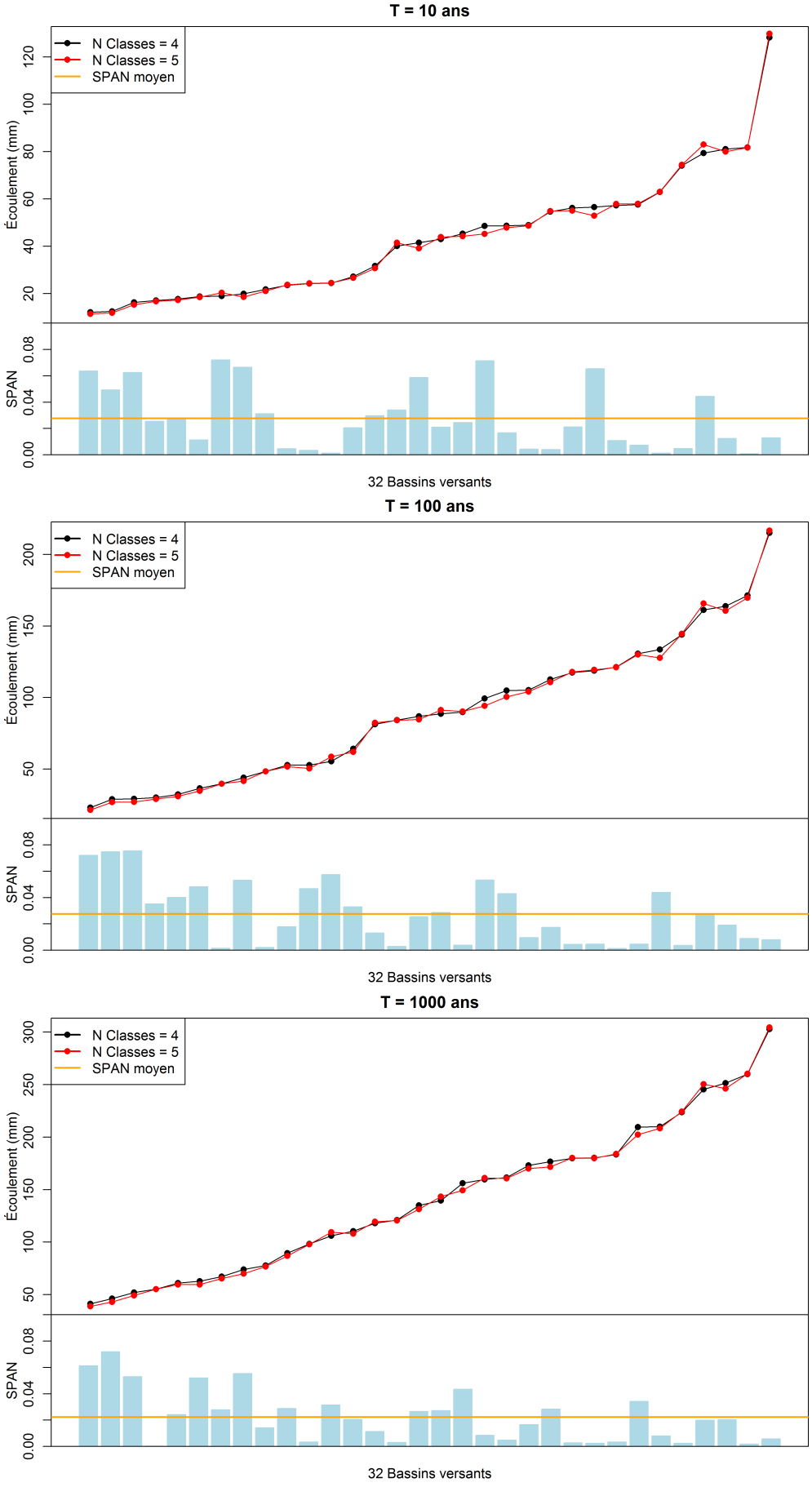


FIGURE 5.8: *Distribution empirique des écoulements simulés et graphiques en bâtons des valeurs du critère $SPAN_T$ associées pour les 32 bassins versants considérés, avec un temps de retour de 10, 100 et 1000 ans. Les deux courbes représentent le nombre de classes testé. La ligne horizontale orange montre la valeur moyenne du critère $SPAN_T$.*

5.4 Étude de sensibilité au modèle de correction probabiliste des pluies antérieures

Pour terminer l'étude, nous avons décidé d'évaluer la sensibilité du procédé de simulation hydrologique au modèle de correction probabiliste des pluies antérieures. Nous avons réalisé un test de sensibilité très simple. En nous appuyant sur les 6 bassins versants de la base qui sont modélisés à un pas de temps infra-journalier, nous avons quantifié la variation des écoulements générés, pour des temps de retour de 10 à 10000 ans, avec ou sans le modèle de correction probabiliste des pluies antérieures.

Le tableau 5.1 reporte, pour les 6 bassins versants considérés, les valeurs du critère $SPAN_T$ calculées entre les écoulements générés sans et avec le modèle de correction probabiliste. La moyenne et l'écart-type des valeurs du critère $SPAN_T$ sont aussi illustrés dans ce tableau. Bien que l'échantillon considéré soit de taille limitée, nous pouvons remarquer que le critère $SPAN_T$ diminue lorsque le temps de retour augmente. La valeur moyenne de ce critère passe de 9% pour un temps de retour de 10 ans à 4% pour 1000 ans. **Nous pouvons donc affirmer que le procédé de simulation hydrologique est moyennement sensible au modèle de correction probabiliste pour les temps de retour modérés (de 10 à 50 ans) et peu sensible à partir d'un temps de retour de 100 ans**.

TABLE 5.1: *Sensibilité au modèle de correction probabiliste des pluies antérieures. Critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés des 6 bassins versants considérés, pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. La moyenne et l'écart-type sont calculés pour chaque temps de retour.*

			Temps de retour (ans)					
ID	Rivière	Station	10	20	50	100	1000	10000
11	Gage	GageII	0.16	0.13	0.11	0.10	0.09	0.05
12	Gardon	Corbes	0.05	0.03	0.02	0.02	0.01	0.01
13	Gardon	Generargues	0.04	0.03	0.02	0.02	0.01	0.01
14	Gave Estaube	Gloriettes	0.10	0.09	0.07	0.07	0.04	0.03
16	Loire	La Palisse	0.19	0.15	0.13	0.11	0.09	0.07
20	Rizzanese	Barrage	0.03	0.02	0.02	0.02	0.01	0.00
	Moyenne		0.09	0.08	0.06	0.05	0.04	0.03
	Écart-Type		0.07	0.06	0.05	0.04	0.04	0.03

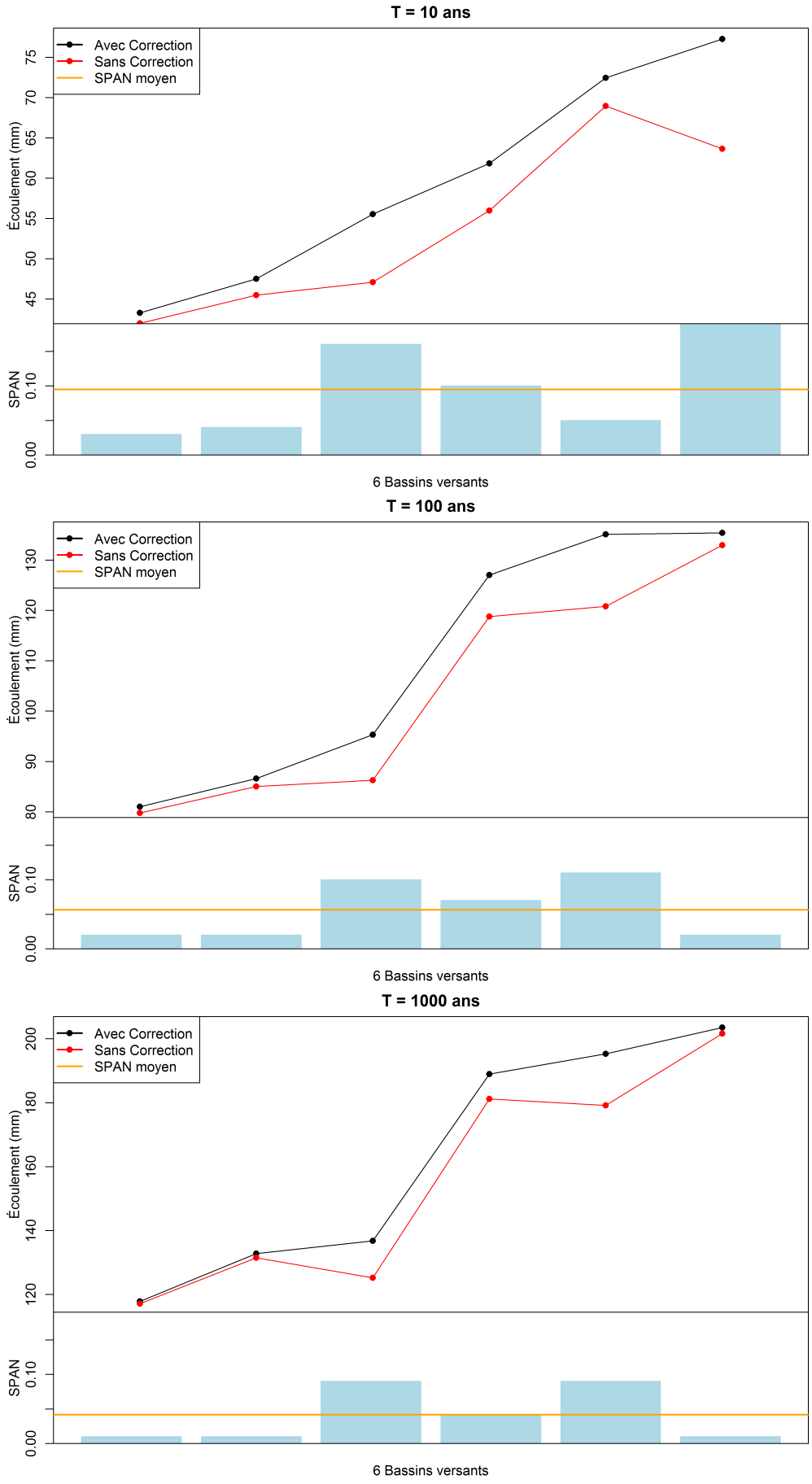


FIGURE 5.9: *Distribution empirique des écoulements simulés et graphiques en bâtons des valeurs du critère $SPAN_T$ associés pour les 6 bassins versants considérés, et pour des temps de retour de 10, 100 et 1000 ans. Les deux courbes représentent les générations réalisées avec et sans le modèle de correction probabiliste des pluies antérieures. La ligne horizontale orange montre la valeur du critère $SPAN_T$ moyenne.*

La figure 5.9 illustre, pour des temps de retour de 10, 100 et 1000 ans, la distribution empirique des écoulements générés sans et avec le modèle de correction probabiliste et les valeurs de $SPAN_T$ associées. En premier lieu, nous pouvons noter que, lorsqu'un modèle de correction probabiliste est employé, les écoulements générés sont systématiquement plus élevés que ceux obtenus sans modèle de correction probabiliste. De plus, en passant d'un temps de retour de 10 ans à un temps de retour de 1000 ans, une atténuation de cette différence est observable. **En conclusion nous pouvons affirmer que, à partir d'un temps de retour de 5000 ans, l'influence de l'utilisation d'un modèle de correction probabiliste des pluies antérieures devient négligeable.** Cependant, comme nous l'avons illustré au chapitre 3, ne pas considérer la correction probabiliste de pluie antérieure produit un biais important dans la génération stochastique des épisodes pluvieux (sous-estimation du risque).

5.5 Synthèse du cinquième chapitre

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'étude de sensibilité des résultats de la simulation hydrologique aux modèles probabilistes de pluie. Cette étude de sensibilité, comme nous l'avons dit au début du chapitre, a été réalisée pour hiérarchiser les différents composants qui participent à la génération stochastique des épisodes pluvieux. Elle visait à détecter certains composants auxquels le procédé de simulation hydrologique est fortement sensible et à poser les bases pour des investigations futures. **Parmi les aspects analysés, le procédé de simulation hydrologique s'est montré de peu à moyennement sensible, par conséquent des études futures sur ces aspects ne seront pas prioritaires.**

Globalement nous pouvons affirmer que le procédé de simulation est moyennement sensible, aussi bien au choix du seuil de pluie centrale que, pour des temps inférieurs à 100 ans, au modèle de correction probabiliste des pluies antérieures. Cependant, nous avons observé qu'asymptotiquement le modèle de correction probabiliste a un impact négligeable. Quel que soit le temps de retour, nous avons pu remarquer une faible sensibilité aux deux paramètres des pluies adjacentes : (i) découpage saisonnier et (ii) nombre des classes de pluie centrale.

Pour des raisons de temps et de planning, nous nous sommes focalisés exclusivement sur la sensibilité aux paramètres des modèles et pas sur leur structure. Pour compléter cette étude, nous envisageons d'étudier la sensibilité du procédé de simulation au modèle de pluie centrale employé, i.e. une loi GPD sera substituée au modèle composite MEWP.

Globalement, nous pouvons conclure qu'il est satisfaisant de considérer : i) un seuil égal au quantile 70%, pour le modèle de pluie centrale, ii) un découpage en quatre classes et en une saison pour les modèle de pluie adjacentes et iii) un modèle de correction probabiliste des pluies antérieures le cas échéant.

Toujours dans le même esprit de quantification de la sensibilité du procédé de simulation hydrologique, dans le chapitre suivant nous allons analyser la sensibilité au modèle hydrologique, en focalisant notre attention sur la structure du modèle utilisé, sur le critère de calage de ces paramètres et sur la période considérée pour le calage.

Chapitre 6

Sensibilité au modèle hydrologique

Ce chapitre vise à quantifier la sensibilité des résultats de la simulation hydrologique semi-continue au modèle hydrologique employé pour la génération des écoulements. Plus précisément, nous avons étudié la sensibilité du procédé de simulation semi-continue à la structure du modèle, à la fonction objectif utilisée pour le calage des paramètres et à la période considérée pour réaliser ce calage. Cette étude s'appuie sur la base de données des 32 bassins versants présentée dans le chapitre 4 et sur deux modèles hydrologiques pluie-débit : MORDOR et GR5X.

Sommaire

6.1 Cadre méthodologique 189
6.1.1 Contexte général 189
6.1.2 Démarche utilisée 190
6.2 Les modèles hydrologiques considérés 192
6.2.1 Le modèle MORDOR 192
6.2.2 Le modèle GR5X 194
6.2.3 MORDOR *versus* GR5X 195
6.3 Le calage des modèles hydrologiques 195
6.3.1 Les fonctions objectifs utilisées 196
6.3.2 L'algorithme de calage 199
6.3.3 Contraintes de calage 200
6.4 Comparaison des modèles hydrologiques 203
6.4.1 Évaluer les performances des modèles hydrologiques 203
6.4.2 Comparaison en calage 205
6.4.3 Comparaison en calage/validation 205
6.4.4 Synthèse de la comparaison 207
6.5 Sensibilité à la structure du modèle 210
6.6 Sensibilité au critère de calage 215
6.7 Sensibilité à la période de calage 221
6.8 Comparaison avec les résultats de référence 228
6.9 Synthèse du sixième chapitre 231

6.1 Cadre méthodologique

6.1.1 Contexte général

Le but principal de ce chapitre est de quantifier la sensibilité des résultats du procédé de simulation hydrologique à la structure du modèle pluie-débit utilisé pour simuler les écoulements à partir des épisodes pluvieux générés de manière stochastique. Nous nous sommes concentrés sur la sensibilité du procédé de simulation à trois problématiques relatives au modèle hydrologique :

1. **Sensibilité à la structure du modèle hydrologique**.
2. **Sensibilité à la fonction objectif utilisée pour l'identification des paramètres du modèle hydrologique**.
3. **Sensibilité à la période de calage (information disponible) des paramètres du modèle hydrologique**.

Nous nous sommes intéressés à quantifier la sensibilité pour arriver à comprendre l'incertitude (variabilité des résultats) associée à chaque composante investiguée (structure du modèle, fonction objectif et période de calage) et pour les hiérarchiser. En fonction des résultats de ce chapitre, cette investigation nous permettra de poser les bases pour des études futures plus précises qui viseront à améliorer le procédé de simulation hydrologique vis-à-vis des paramètres les plus sensibles.

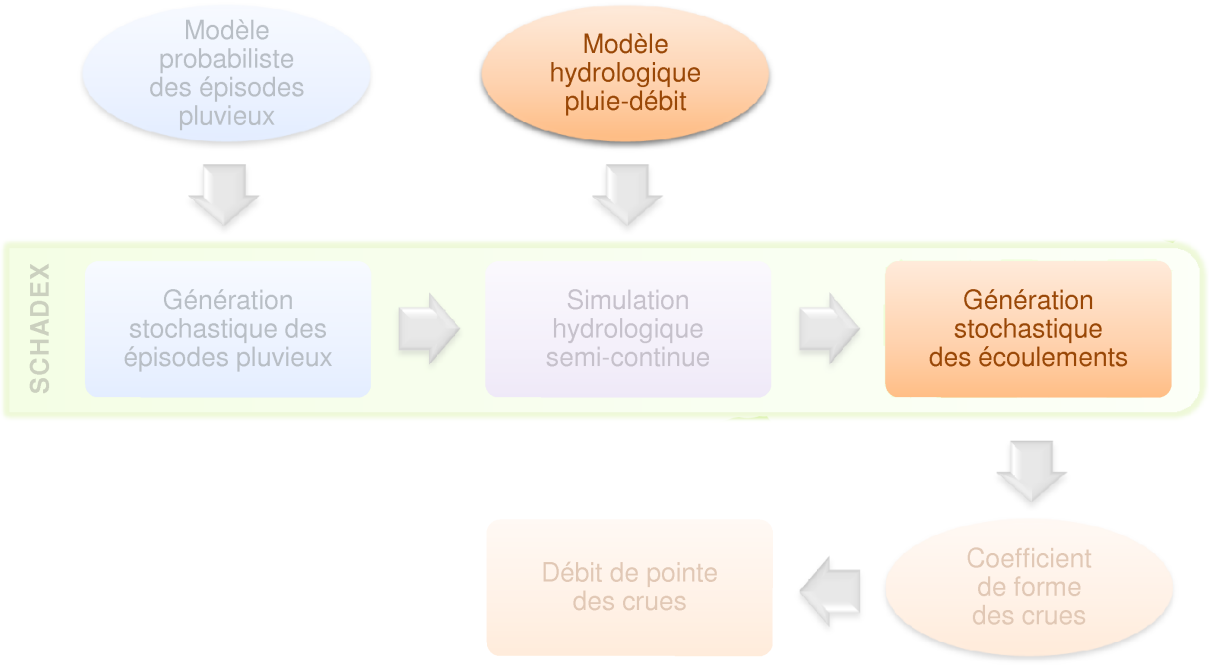


FIGURE 6.1: *Diagramme fonctionnel de la méthode Schadex. La partie qui concerne l'étude de sensibilité au modèle hydrologique est mise en évidence.*

6.1.2 Démarche utilisée

Tout d'abord, nous allons introduire et décrire les deux modèles hydrologiques considérés dans cette étude : le modèle MORDOR et le modèle GR5X. Ensuite, une analyse comparative de performance des deux modèles (en calage et selon un split-sample test) sera effectuée. L'intérêt est de vérifier la qualité relative des deux modèles (*équi-performance*) sur les données observées, pour rejeter ou non une structure par rapport à une autre. Enfin, nous allons évaluer la sensibilité aux trois aspects listés auparavant.

La démarche utilisée pour réaliser cette étude de sensibilité est très simple et analogue à celle présentée au chapitre précédent. Globalement, pour une des trois composantes données (e.g. le critère de calage), nous avons considéré plusieurs variantes (e.g. plusieurs fonctions objectifs) et, toutes choses égales par ailleurs, nous avons calculé les fonctions de répartition des écoulements associés via le procédé de simulation semi-continue. Enfin, nous avons comparé les écoulements pour des temps de retour standard choisis *a priori* [1].

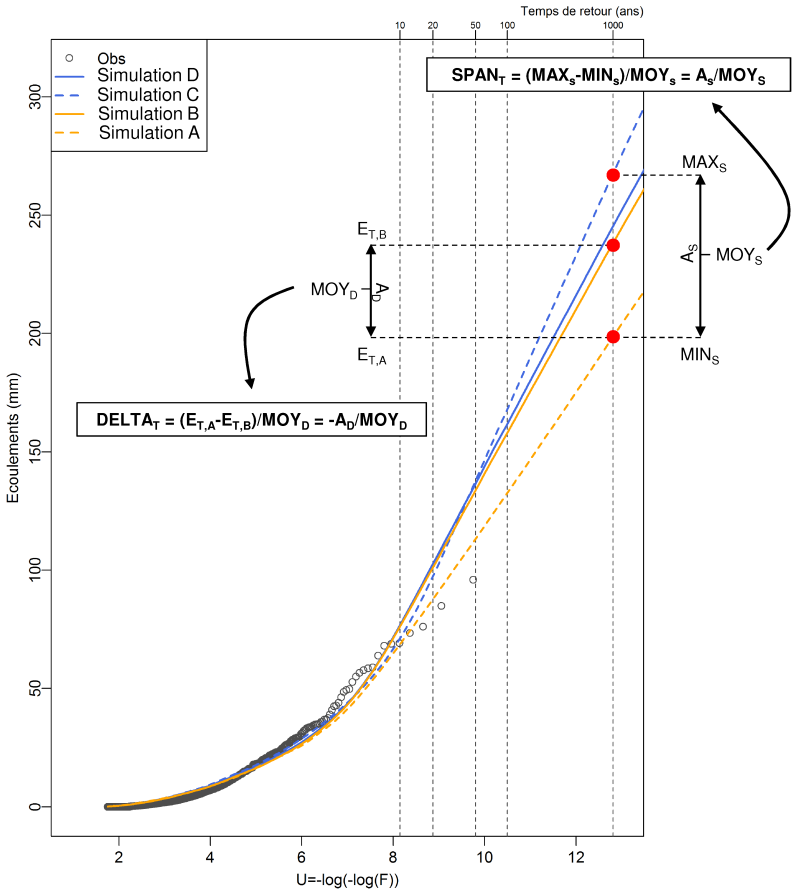


FIGURE 6.2: *Scores $SPAN_T$ et $DELTA_T$: explication graphique.*

Deux scores sont utilisés pour évaluer la sensibilité : le score $SPAN_T$ et le score $DELTA_T$. Le premier score, qui a déjà été décrit dans la section 5.1, évalue l'écart maximum entre plusieurs estimations exprimés en pourcentage de leur moyenne. Sa formulation est la suivante :

1. Nous avons retenu les temps de retour suivants : 10, 20, 50, 100, 1000 et 10000 ans.

$$SPAN_T = \frac{max\left\{E_{T,i=1,\ldots,n}\right\} - min\left\{E_{T,i=1,\ldots,n}\right\}}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} E_{T,i}} \tag{6.1}$$

où $E_{T,i}$ est l'écoulement simulé associé à l'estimation i parmi n, pour le temps de retour T. Ce score est toujours supérieur à 0 et il vaut 0 quand l'écoulement est totalement indépendant des variantes considérées.

Lorsque nous nous intéressons à comparer exclusivement deux estimations, un deuxième score est calculé pour mettre en évidence des biais éventuels entre les deux variantes considérées, e.g. la variante A donne des estimations toujours plus élevées que celles associées à la variante B.

Soient $E_{T,A}$ et $E_{T,B}$ les écoulements associés aux 2 variantes A et B pour le temps de retour T. La formulation du score $DELTA_T$ est la suivante :

$$DELTA_T = \frac{E_{T,A} - E_{T,B}}{1/2 \cdot (E_{T,A} + E_{T,B})} \tag{6.2}$$

Ce score vaut 0 quand l'écoulement est totalement indépendant des deux variantes considérées. En figure 6.2 les scores $SPAN_T$ et $DELTA_T$ sont expliqués à l'aide d'un exemple graphique.

Avec du « bon sens hydrologique » nous pouvons résumer qualitativement la sensibilité du procédé de simulation par rapport aux aspects considérés en définissant des plages de variation du score $SPAN_T$. Nous considérons le procédé de simulation **non sensible** à l'aspect investigué si le $SPAN_T$ est nul, **peu sensible** s'il est compris entre 0% et 5%, **moyennement sensible** s'il est compris entre 5% et 10%, **sensible** s'il est compris entre 10% et 20% et **fortement sensible** s'il est supérieur à 20%.

Afin de tirer des conclusions générales, nous avons décidé de nous appuyer sur la base de données des 32 bassins versants présentée dans la section 4.3 à la page 139. Une partie des travaux ici présentés, a été réalisée sous la forme d'un projet de fin d'études, qui a fait l'objet d'un rapport (Quetu, 2010), dont nous reprenons les principales lignes et conclusions en complétant par des calculs complémentaires.

6.2 Les modèles hydrologiques considérés

Cette partie est consacrée à la présentation des deux modèles considérés dans cette étude de sensibilité : le modèle MORDOR, qui a été utilisé dans toutes les applications opérationnelles de la méthode SCHADEX, et le modèle GR5X. Nous avons choisi ces deux structures de modèles parce qu'elles sont réputées pour être performantes et font l'objet d'une utilisation intense en hydrologie opérationnelle aussi bien à EDF (MORDOR), qu'au Cemagref et dans certains SPC [2](« famille » des GR). Par ailleurs, ces deux structures de modèles ont fait l'objet d'études comparatives approfondies sur un très large échantillon de bassins versants de par le monde et à des pas de temps horaire à journalier. Les travaux de (Mathevet, 2005; Chahinian *et al.*, 2006; Bourqui, 2008; Le Moine, 2008; Valery, 2010) ont confirmé sur une grande diversité de bassins versants que ces deux structures de modèles sont les plus efficaces et complémentaires, parmi une vingtaine de modèles comparées. Ainsi, le choix de l'une de ces deux structures nous garantit d'avoir la plus grande chance d'utiliser l'un des meilleur modèles disponibles.

6.2.1 Le modèle MORDOR

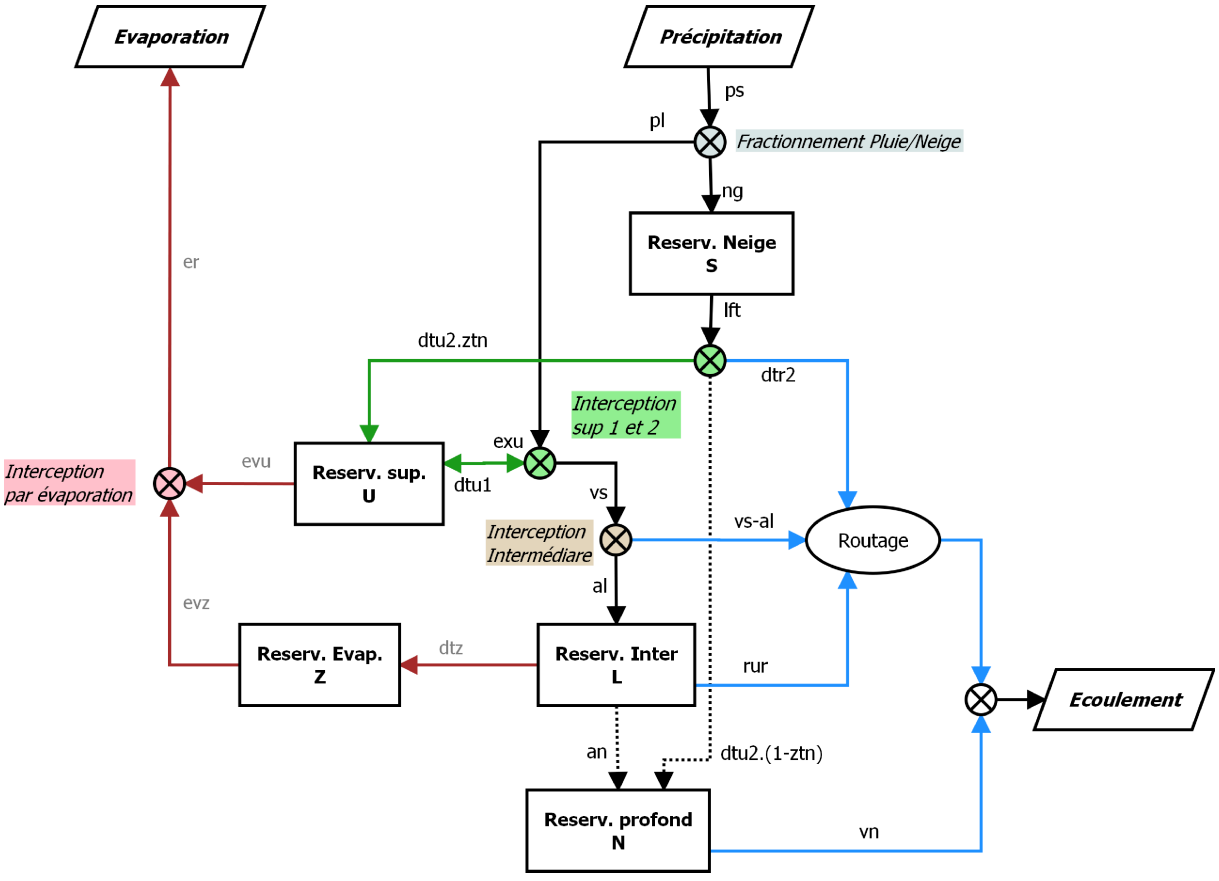


FIGURE 6.3: *Schéma du modèle MORDOR.*

Le modèle hydrologique MORDOR [3] (Garçon, 1996, 1999; Paquet, 2000; Paquet et Garçon, 2000; Andreassian *et al.*, 2006) est utilisé en opérationnel à EDF-DTG depuis plus de 15 ans

2. SPC : Services de Prévision des Crues
3. Acronyme de MOdèle à Réservoirs de Détermination Objective du Ruissellement.

pour la prévision des débits à des échéances pouvant aller de quelques heures à quelques mois, ainsi que pour des études hydrologiques de bassins versants.

MORDOR est un modèle hydrologique apte à estimer le débit d'une rivière en fonction des conditions météorologiques antérieures sur son bassin versant. C'est un modèle conceptuel global à réservoirs qui intègre dans son algorithme un module d'accumulation et de fonte de la neige. À partir de données de pluies et températures journalières, il fait évoluer schématiquement l'état d'un certain nombre de réserves (stock de neige, nappe...) qui interagissent et alimentent la rivière à l'exutoire du bassin. Le schéma conceptuel du modèle MORDOR est reporté en figure 6.3.

Les transferts d'eau entre l'atmosphère, les différents réservoirs et les écoulements superficiels sont réglés par des formulations mathématiques simples. Ainsi le modèle cherche à représenter la dynamique des processus lents, moyens et rapides que l'on retrouve sur un bassin versant (dynamique de nappe, ruissellement, écoulements superficiels, accumulation et fonte, évapotranspiration, infiltration). Les transferts d'eau entre les différents réservoirs sont régis par une trentaine de paramètres, dépendants du bassin versant étudié (voir tableau 6.1 à la page 201). Enfin, il est important de noter que la structure du modèle MORDOR (c'est-à-dire la façon dont celui-ci schématise les différents processus hydrologiques) n'est pas dépendante du pas de temps caractéristique du bassin versant étudié.

6.2.2 Le modèle GR5X

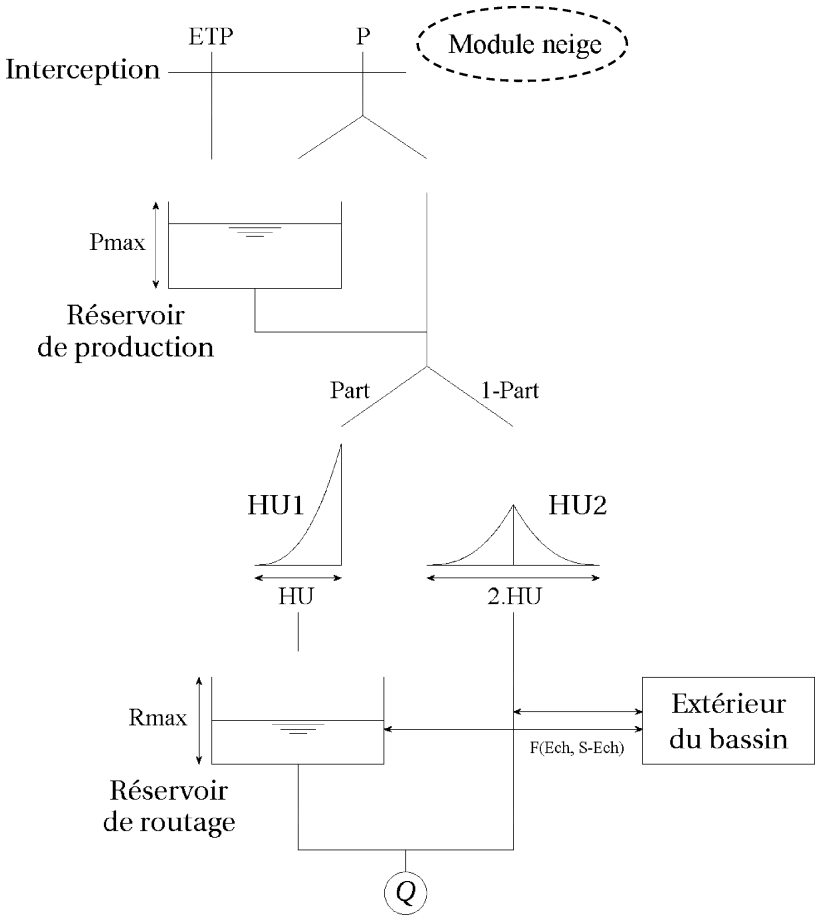


FIGURE 6.4: *Schéma du modèle GR5X.*

Les modèles GR [4] sont des modèles hydrologiques conceptuels globaux développés au Cemagref au début des années 1980 (Michel, 1983), avec pour objectif de mettre au point des modèles de simulation pluie-débit simples, robustes et fiables en vue d'utilisations pour des applications de gestion de la ressource en eau et d'ingénierie variées (dimensionnement d'ouvrage, prévision des crues et des étiages, gestion de réservoirs, détection d'impact...). Plusieurs séries de développements ont mené à la version à pas de temps journalier et à 4 paramètres : GR4J (Edijatno *et al.*, 1999; Perrin, 2000; Perrin *et al.*, 2003). Dans notre application nous avons considéré une évolution de la formulation GR4J, la version à 5 paramètres et à pas de temps variable dénommée GR5X, inspirée des travaux de Mathevet (2005) et de Le Moine (2008).

Comme dans le modèle MORDOR, dans GR5X les différents processus hydrologiques sont régis par des formulations mathématiques simples. C'est un modèle empirique et sa structure l'apparente à des modèles conceptuels à réservoirs, avec une procédure de suivi de l'état d'humidité du bassin qui permet de tenir compte des conditions antérieures et d'en assurer un fonctionnement en continu. Le modèle est composé d'une fonction de production et de routage. Le schéma conceptuel du modèle GR5X est reporté en figure 6.4.

En revanche, le modèle GR5X ne dispose pas de module neige. Comme la modélisation

4. Acronyme de modèle du Génie Rural

nivale joue un rôle non négligeable pour certains bassins de la base de données considérée, nous avons choisi d'intégrer un module neige au modèle GR (en pointillé sur la figure 6.4). En nous appuyant sur les travaux de thèse de Valery (2010), nous avons ajouté une version simplifiée du module neige du modèle MORDOR. Pour plus de détails nous renvoyons le lecteur au paragraphe 6.3.3.

6.2.3 MORDOR *versus* GR5X

Dans le cadre de notre comparaison, il existe deux fortes différences conceptuelles entre les deux modèles qu'il est important de préciser :

- **La première différence concerne la façon de concevoir le bilan hydrologique.** Le modèle GR5X, à la différence de MORDOR, prend en compte de possibles échanges entre les bassins versants modélisés et les bassins voisins [5] (Le Moine, 2008) et il calcule l'évapotranspiration à l'aide de la formulation empirique proposée par Oudin (2004). Le modèle MORDOR calcule l'évapotranspiration à travers une formulation à trois paramètres (fe1, fe2 et fe3, voir tableau 6.1) calée sur les données du bassin versant considéré. Pour synthétiser, le modèle MORDOR boucle le bilan hydrologique à travers la calibration de l'évapotranspiration et GR5X en ajustant les échanges souterrains.
- **La deuxième différence concerne la formulation de la fonction de transfert du bassin versant.** Nous rappelons que la fonction de transfert caractéristique d'un bassin versant est une représentation mathématique de la relation entre l'entrée (les pluies) et la sortie du bassin (débit à l'exutoire). En d'autres termes, elle schématise la façon dont le bassin va réagir à une pluie donnée (hydrogramme unitaire). Dans le modèle GR5X, la forme de la fonction transfert est fixée *a priori* et ne prend en compte qu'un paramètre de décalage temporel (HU). Dans le modèle MORDOR cette forme est calculée à l'aide d'une distribution de Weibull (voir paragraphe 6.3.3), qui prend en compte un paramètre de forme et un paramètre de décalage temporel (ftr_1 et ftr_2).

6.3 Le calage des modèles hydrologiques

Un modèle hydrologique, de n'importe quelle typologie, est caractérisé par un certain nombre de fonctions mathématiques qui tentent de représenter au mieux la relation entre la pluie et le débit. Ces équations contiennent des paramètres à déterminer, qui peuvent être de différentes natures. En première approximation, l'estimation des paramètres dépend de leur nature, du type de modèle et des données disponibles (Hingray *et al.*, 2009). En général, deux approches sont possibles : (i) spécifications des paramètres (généralement à sens physique) sur la base des données descriptives du bassin versant et/ou des données dérivées des mesures ; (ii) estimation par une procédure de calage.

Les modèles hydrologiques conceptuels, ayant généralement très peu de paramètres à sens physique, pour la plupart des cas, les paramètres sont calés selon un processus spécifique. **Ce**

5. Écoulements souterrains ou superficiels vers un bassin voisin.

processus consiste à ajuster les valeurs numériques attribuées aux paramètres du modèle pour reproduire au mieux la réponse observée. Comme nous pouvons le pressentir, le processus de calage constitue l'une des étapes les plus délicates de la modélisation hydrologique (Duan *et al.*, 2003, 2006).

Les méthodes de calage sont multiples. Ceci résulte du fait que la nature des paramètres est très variée et qu'il n'y a aucune méthode d'estimation intégralement satisfaisante (Hingray *et al.*, 2009). En première approximation nous pouvons lister, par ordre de complexité croissante, trois approches de calage :

1. **Calibration manuelle** ;
2. **Calibration automatique mono-objectif** ;
3. **Calibration automatique multi-objectifs**.

Depuis les années 1970, en raison du fort développement des capacités de calcul et de la complexification des modèles pluie-débit, le calage manuel des paramètres a été quasiment abandonné.

La calibration automatique vise à identifier un jeu de paramètres qui donne la valeur optimale d'un ou plusieurs critères numériques de performance choisis *a priori*. Une approche mono-objectif est fondée sur l'hypothèse qu'il existe un vecteur de paramètres unique capable de décrire la physique du fonctionnement du bassin versant. Comme l'illustrent bien les travaux de Beven (1993, 2001) et de Beven et Freer (2001) sur les problèmes d'équi-finalité, nous pouvons considérer que, d'une certaine manière, le vecteur optimal n'existe probablement pas, puisque le modèle hydrologique idéal n'existe pas (Mathevet, 2005).

Fort de ce constat, la tendance actuelle en hydrologie est au développement et à l'utilisation de stratégies d'optimisation multi-objectifs qui permettent de mieux exploiter l'information contenue dans les données et de réaliser un calage qui vise à satisfaire plusieurs objectifs parfois concurrents (e.g. bonne reproduction des débits maximum de crue, bon respect du régime hydrologique, bonne reproduction des récessions, etc.)(Yapo *et al.*, 1998). La principale difficulté des approches multi-objectifs est donc de trouver une méthode permettant de combiner les informations associées aux différents critères. De nombreuses stratégies sont donc envisageables (Fenicia *et al.*, 2007).

Dans le cadre de notre application, nous avons utilisé une approche mono-objective en utilisant un critère composite, i.e. somme de plusieurs critères. Le choix de cette approche est directement lié à la stratégie utilisée dans les applications opérationnelles de la méthode SCHADEX (études d'ingénierie). Pour mieux évaluer la sensibilité du procédé au modèle hydrologique, nous avons choisi de nous mettre dans les mêmes conditions de calage pour les deux modèles.

6.3.1 Les fonctions objectifs utilisées

Le calage du modèle se fait en spécifiant les bornes de recherche de chaque paramètre, une fonction objectif (FO) et une période de calage. La fonction FO est la fonction utilisée pour

évaluer la « qualité » de chaque vecteur de paramètres testé. C'est donc au travers de cette fonction que l'information contenue dans les données de calage est extraite.

Dans cette thèse nous n'avons pas souhaité rentrer dans le débat du choix du bon critère de calage du modèle (thème qui, à notre avis, mériterait à lui seul un projet de recherche). Nous avons utilisé différentes fonctions FO issues principalement de la combinaison de critères, plutôt temporels (critère de Nash-Sutcliffe et critère de Kling-Gupta) et fréquentiels (débits classés).

Le critère de Nash-Sutcliffe

Le critère de Nash-Sutcliffe, *NSE* [6], plus simplement connu comme critère de Nash (Nash et Sutcliffe, 1970), exprime la proportion de la variance des débits expliquée par le modèle hydrologique, c'est-à-dire la différence entre l'erreur du modèle hydrologique et l'erreur du modèle de référence défini par la moyenne. Sa formulation est la suivante :

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{n}(q_{s,t} - q_{o,t})^2}{\sum_{t=1}^{n}(q_{s,t} - \mu_o)^2} = 1 - \frac{MSE}{\sigma_o^2} \tag{6.3}$$

où n est le nombre de pas de temps considérés, $q_{s,t}$ le débit simulé au pas de temps t, $q_{o,t}$ le débit observé au pas de temps t, μ_o et σ_o^2 respectivement la moyenne et la variance des débits observés et *MSE* l'erreur quadratique moyenne.

Le critère de *NSE* varie dans l'intervalle $]-\infty, 1]$. Si le critère de NSE est négatif, le modèle utilisé est plus mauvais que le modèle de référence (i.e. la moyenne), si le critère est positif il est meilleur. Une valeur de zéro indique que les deux modèles ont les mêmes performances. Une valeur de 1 indique que le modèle utilisé est parfait.

Ce critère est un des plus utilisés par les hydrologues par le simple fait qu'il est normalisé et peut donc être utilisé pour comparer les performances du/des modèle/s dans différentes conditions de simulation.

Le critère de Kling-Gupta

En dépit du fait que le critère *NSE* est un des critères les plus intéressants et utilisés pour évaluer les performances d'un modèle hydrologique, de nombreux travaux ont débattu sur sa pertinence (McCuen *et al.*, 2006 ; Schaefli et Gupta, 2007 ; Jain et Sudheer, 2008 ; pour n'en citer que quelques-uns). De nombreuses modifications du critère *NSE* sont proposées. On trouve par exemple les travaux de Mathevet *et al.* (2006) qui proposent une formulation bornée du critère de *NSE* [7] et les travaux de Criss et Winston (2008) qui proposent une modification basée sur un rendement volumétrique.

L'une des principales préoccupations concernant le *NSE* est le fait d'utiliser la moyenne des débits observés comme modèle de référence, modèle explicatif généralement trop faible.

6. Acronyme de Nash-Sutcliffe Efficiency. Nous avons choisi d'utiliser l'acronyme *NSE* et pas simplement *NASH* pour donner aussi reconnaissance au travail de J. V. Sutcliffe.

7. Le critère $C_{2M} = NSE/(2 - NSE)$.

Ce modèle de référence naïf mène à deux principaux inconvénients : i) sur-estimation des performances réelles des modèles, ii) sous-estimation de la capacité du modèle par rapport à des variables à forte saisonnalité (e.g. l'écoulement associé à la fonte de neige pour des bassins versants montagneux ou importants écoulements d'automne pour les bassins méditerranéens) (Gupta *et al.*, 2009).

Le critère *NSE* peut être décomposé dans la formulation suivante [8] :

$$\begin{cases} NSE = 2 \cdot \alpha \cdot r - \alpha^2 - \beta_n^2 \\ r = \sigma_{so}/\sigma_s\sigma_o \\ \alpha = \sigma_s/\sigma_o \\ \beta_n = (\mu_s - \mu_o)/\mu_0 \end{cases} \tag{6.4}$$

où r est le coefficient de corrélation, α est la variabilité relative des valeurs observées et simulées et β_n est le bais normalisé par la moyenne des valeurs observées. L'équation 6.4 illustre que deux composantes du critère *NSE* concernent la capacité du modèle à reproduire les deux premiers moments de la distribution des observations (i.e. moyenne et variance), tandis que la troisième composante se réfère à la capacité du modèle à reproduire la variabilité temporelle et de forme des observations (i.e. coefficient de corrélation).

Gupta *et al.* (2009) considèrent de façon séparée ces trois composantes et formulent un critère basé sur la distance Euclidienne (ED) dans l'espace des composantes r, α et β [9] entre le point P_i, qui représente la solution donnée par le vecteur de paramètres θ_i, et le point optimum P_{opt}, qui est représenté par $r = 1$, $\alpha = 1$ et $\beta = 1$. Ce critère est appelé *KGE* [10] et sa formulation est la suivante :

$$KGE = 1 - \sqrt{(r_i - 1)^2 + (\alpha_i - 1)^2 + (\beta_i - 1)^2} = 1 - ED \tag{6.5}$$

L'idée de base est de considérer de façon séparée les trois composantes issues de la décomposition du critère *NSE* et de pouvoir leur donner les mêmes poids pendant la recherche de l'optimum. Gupta *et al.* (2009) considèrent que le critère *NSE* est un critère composite, dont le poids relatif de chaque composante est ignoré et dépendant de la période de calage. Le critère *KGE* permet de prendre plus explicitement en compte cette caractéristique.

Les fonctions FO considérées

Nous avons enfin considéré quatre fonctions FO issues d'un mélange de critères temporels et fréquentiels. Comme critère temporel, nous entendons un critère qui compare les observations et les simulations en respectant leur temporalité, i.e. un critère *NSE* calculé sur les débits [11]. Comme critère fréquentiel, nous nous référons à un critère qui compare les distributions fré-

8. Voir Gupta *et al.* (2009) pour plus de détails.
9. $\beta = \mu_s/\mu_0$.
10. Acronyme de Kling-Gupta Efficiency.
11. On considère les couples débits observé-simulés au même pas de temps.

quentielles des observations et des simulations, i.e. un critère *NSE* entre les débits classés par ordre croissant [12].

Les critères fréquentiels sont principalement introduits pour arriver à corriger les biais de sous-estimation des forts débits. Cette correction est introduite « artificiellement » (ou mieux indirectement) en comparant la distribution de débits observés et simulés, sans introduire aucun critère directement focalisé sur les débits les plus élevés.

Les quatre fonctions FO considérés sont les suivantes :

1. Critère *NSE* sur les débits et critère sur le bilan global :

$$NSE_q + vol : (1 - NSE(q))^2 + \left(1 + |\frac{\bar{q}_s}{\bar{q}_o} - 1|\right)^2 \tag{6.6}$$

2. Critère *NSE* sur les débits et critère *NSE* sur les débits classés :

$$NSE_q + NSE_{qcl} : (1 - NSE(q))^2 + \alpha \cdot (1 - NSE(qcl))^2 \tag{6.7}$$

3. Critère *KGE* sur les débits :

$$KGE_q : (1 - KGE(q))^2 \tag{6.8}$$

4. Critère *KGE* sur les débits et critère *NSE* sur le débits classés :

$$KGE_q + NSE_{qcl} : (1 - KGE(q))^2 + \alpha \cdot (1 - NSE(qcl))^2 \tag{6.9}$$

Les critères 2 et 4 sont des critères multi-objectifs composites avec le caractère subjectif de la pondération α. En s'appuyant sur l'expertise opérationnelle, dans les applications ici présentées α a été considérée égale à 2.

6.3.2 L'algorithme de calage

De nombreux algorithmes ont été élaborés pour caler les modèles hydrologiques, pour n'en citer que quelques-uns, nous pouvons faire référence par exemple à la méthode Pas à Pas (Michel, 1989; Edijatno, 1991), aux méthodes basées sur les algorithmes génétiques (Holland, 1975), à la méthode SCE-UA [13] (Duan *et al.*, 1992, 1993, 1994), etc. Pour une liste plus exhaustive, on se reportera à la revue de Mathevet (2005).

Nous avons utilisé la méthode SCE-UA qui est une méthode d'optimisation globale qui combine des approches déterministes et probabilistes pour approcher la solution optimale. Les nombreux travaux de la littérature confirment que cette méthode est efficace pour identifier les paramètres de modèles complexes.

12. On considère les couples débits observé-simulé triés selon un ordre croissant, c'est-à-dire qu'on ne compare pas les débits simulés avec les débits observés au même pas de temps mais au même rang empirique.

13. Acronyme de Shuffled Complex Evolution proposée par l'Université d'Arizona

6.3.3 Contraintes de calage

Grâce aux travaux de Valery (2010), six paramètres du module neige (qui est le même pour les deux modèles) ont été figés. Valery (2010) a montré que ces paramètres pouvaient être figés avec une amélioration de performance en validation sans dégradation significative en calage [14].

Les paramètres du modèle MORDOR sont reportés dans le tableau 6.1 et ceux du modèle GR5X dans le tableau 6.2. Les deux modèles ont certains paramètres calculés [15], d'autre figés [16], et d'autre calés. **Pour synthétiser il nous reste à caler 15 paramètres pour le modèle MORDOR et 9 pour le modèle GR5X**.

Concernant le modèle MORDOR et sa formulation de la fonction transfert une condition en plus a été introduite. La forme de la fonction de transfert du modèle MORDOR est donnée par la densité de probabilité d'une distribution de Weibull (Weibull, 1951). Sa formulation est la suivante :

$$f(x) = \frac{ftr_1}{ftr_2^{ftr_1}} x^{ftr_1-1} exp\left(-\frac{x}{ftr_2}\right) \tag{6.10}$$

où x est le pas de temps, ftr_1 et ftr_2 sont les deux paramètres à caler.

L'utilisation opérationnelle du modèle MORDOR (dans un contexte de prévision ou de prédétermination des débits) a mis en évidence que la distribution de Weibull, appliquée à ce propos, est parfois trop souple. La fonction de transfert de MORDOR, avec son paramètre de forme et son paramètre temporel, peut parfois donner des fonctions de transfert de forme aplatie (répartie sur nombreux pas de temps), i.e. étalement excessif du ruissellement éloigné de la typologie des bassins versants considérés dans notre étude. Ce problème concerne généralement les bassins au régime mixte (pluvio-nival), où la relation pluie-débit est saisonnière (non-stationnaire). La conséquence de cette saisonnalité de la relation pluie-débit est la mauvaise détermination des paramètres de la fonction de transfert, mal contraints pour des raisons numériques. Étant donné que, dans notre application, nous avons réalisé des calages intégralement automatiques, nous avons introduit la contrainte de calage suivante, pour s'assurer du rejet des possibles solutions aberrantes avec une fonction de transfert aplatie. Nous avons vérifié numériquement que cette contrainte permet d'avoir 90% de la fonction de transfert en trois pas de temps (hypothèse de base du SCHADEX). La contrainte est la suivante :

$$frt_1 \geq 2 \cdot ftr_2 \tag{6.11}$$

Par rapport au modèle GR5X, aucune condition ultérieure sur la forme de fonction de transfert n'a été ajoutée puisque la forme choisie *a priori* de la part des développeurs du modèle est conforme à la condition définie ci-dessus.

14. Les concepts de calage et validation seront repris avec plus des détails dans les paragraphes suivants.
15. Ce sont les paramètres caractéristiques du bassin versant qui sont calculés directement à partir des valeurs mesurables (e.g. courbe hypsométrique, latitude de l'exutoire, etc.).
16. Ce sont les paramètres du module neige (Valery, 2010).

TABLE 6.1: *Paramètres du modèle hydrologique MORDOR.*

Paramètre	Description	Valeur
	Paramètres caractéristiques du bassin versant	
fp1 à fp4	Coefficient de la fonction arctangente pour le calcul de la fraction liquide des précipitations	Calculé
fnts0	Fraction du bassin en glace ou enneigée en permanence	Calculé
	Paramètre relatif aux précipitations	
cp	Coefficient correctif appliqué à la précipitation mesurée	Calculé
	Paramètres relatifs à la température	
ptjp1	Poids de la température du jour J+1 dans l'éclatement des précipitations	0.3
pnfr	Pondération donnée à la neige la plus froide (neige du jour ou stock) pour le calcul de la température du stock	1
prft	Pondération de l'influence de la température du jour sur la température de fonte	100
dbt	Bonus de température « de beau temps » pour le calcul de la fonte	0
ltm	Pondération des températures antérieures pour le calcul de la température de fonte superficielle	**Calé**
efp	Décalage de la température de référence avant éclatement des précipitations	**Calé**
eft	Décalage de la température de référence avant calcul de la lame de fusion	**Calé**
	Paramètres relatifs à la fusion du manteau neigeux	
kfs	Coefficient de fusion sous le manteau	0.2
es	Exposant réglant l'évolution de la surface enneigée lors de la fusion	0.5
ztn	Portion de la lame de fonte qui ne ruisselle pas directement interceptée par le stock superficiel	0
kf	Coefficient brut de fusion superficielle	**Calé**
	Paramètres relatifs à l'évapotranspiration	
fe1	Premier paramètre de l'évapotranspiration potentielle	**Calé**
fe2	Second paramètre de l'évapotranspiration potentielle	2
fe3	Troisième paramètre de l'évapotranspiration potentielle	**Calé**
	Paramètres relatifs aux échanges souterrains (nappes)	
kl1	Coefficient de vidange du stock intermédiaire vers le stock évaporant ou la rivière	**Calé**
kl2	Coefficient de vidange du stock intermédiaire vers le stock évaporant ou le stock profond	**Calé**
dn	Coefficient de vidange du stock profond	**Calé**
exn	exposant de la loi de vidange du stock profond	**Calé**
	Paramètres relatifs à la fonction de transfert du bassin	
ftr1	Premier paramètre de la fonction de transfert du bassin	**Calé**
ftr2	Second paramètre de la fonction de transfert du bassin	**Calé**
	Paramètres relatifs aux niveaux de remplissage des stocks	
Umax	Valeurs maximales du stock superficiel	**Calé**
Lmax	Valeurs maximales du stock intermédiaire	**Calé**
Zmax	Valeurs maximales du stock évaporant	**Calé**

TABLE 6.2: *Paramètres du modèle hydrologique GR5X.*

Paramètre	Description	Valeur
	Paramètres caractéristiques du bassin versant	
fp1 à fp4	Coefficient de la fonction arctangente pour le calcul de la fraction liquide des précipitations	Calculé
Lat	Latitude du bassin	Calculé
fnts0	Fraction du bassin en glace ou enneigée en permanence	Calculé
	Paramètre relatif aux précipitations	
cp	Coefficient correctif appliqué à la précipitation mesurée	Calculé
	Paramètres relatifs à la température	
ptjp1	Poids de la température du jour J+1 dans l'éclatement des précipitations	0.3
pnfr	Pondération donnée à la neige la plus froide (neige du jour ou stock) pour le calcul de la température du stock	1
prft	Pondération de l'influence de la température du jour sur la température de fonte	100
dbt	Bonus de température « de beau temps » pour le calcul de la fonte	0
ltm	Pondération des températures antérieures pour le calcul de la température de fonte superficielle	**Calé**
efp	Décalage de la température de référence avant éclatement des précipitations	**Calé**
eft	Décalage de la température de référence avant calcul de la lame de fusion	**Calé**
	Paramètres relatifs à la fusion du manteau neigeux	
kfs	Coefficient de fusion sous le manteau	0.2
es	Exposant réglant l'évolution de la surface enneigée lors de la fusion	0.5
ztn	Portion de la lame de fonte qui ne ruisselle pas directement interceptée par le stock superficiel	0
kf	Coefficient brut de fusion superficielle	**Calé**
	Paramètre relatif au coefficient de partage	
Part	Coefficient de partage entre écoulement lent et rapide	0.9
	Paramètres relatifs aux échanges souterrains (nappes)	
Ech	Signe et amplitude des échanges souterrain	**Calé**
Seuil Ech	Seuil d'échange souterrain	**Calé**
	Paramètre relatif à la fonction de transfert du bassin	
HU	Paramètre de la fonction de transfert du bassin	**Calé**
	Paramètres relatifs aux niveau de remplissage des stocks	
Pmax	Valeur maximale du réservoir de production	**Calé**
Rmax	Valeur maximale du réservoir de routage	**Calé**

6.4 Comparaison des modèles hydrologiques

Avant d'étudier la sensibilité du procédé de simulation hydrologique semi-continue à la structure du modèle pluie-débit, il convient de vérifier comparativement le niveau de performance de chaque modèle. Nous cherchons à comparer en extrapolation deux modèles equi-performants au calage. En effet, dans le cas contraire, si un modèle était sensiblement moins bon qu'autre, il ne serait pas retenu dans le cadre d'utilisation opérationnelle.

Nous avons considéré fondamental de nous appuyer sur deux modèles qui ont globalement les mêmes performances. En effet, nous cherchons à évaluer en calage et en validation l'équiperformance des structures pour savoir s'il faut conserver les deux modèles ou n'en garder qu'un. En d'autres termes, s'il y a équi-performance, nous n'avons pas de raisons objectives et *a priori* d'écarter une structure plutôt qu'une autre.

Dans cette section nous présentons la comparaison entre les performances des modèles MORDOR et GR5X, aussi bien en calage [17] qu'en validation [18] et sur la base de 32 bassins versants (voir le tableau 4.1 à la page 141).

6.4.1 Évaluer les performances des modèles hydrologiques

Il existe deux façons pour évaluer les performances d'un modèle hydrologique :

1. **De façon qualitative**. Elle consiste à comparer visuellement les valeurs observées et simulées. Généralement, on s'intéresse a la chronique de débits, aux débits maximaux, à la distribution des débits classés et au régime hydrologique.
2. **De façon quantitative**. Elle consiste à s'appuyer sur plusieurs critères numériques capables de synthétiser la bonne adéquation entre les observations et les simulations.

Un jugement de performance purement qualitatif n'est pas suffisant. Comme cela a été bien montré par Houghton-Carr (1999), une comparaison visuelle des mêmes illustrations graphiques menée par deux individus peut conduire à des jugements différents. De façon analogue, une comparaison quantitative n'est pas complète puisque les critères numériques n'arrivent pas à répondre exhaustivement à tous les objectifs d'analyse.

Nous rappelons que notre objectif n'est pas de définir « le meilleur modèle » mais de vérifier si globalement sur une base de 32 bassins versants, les deux modèles hydrologiques considérés donnent des résultats équivalents en termes de performances de modélisation. Une approche quantitative a ainsi été retenue pour répondre à notre question. Plusieurs critères de performance ont été utilisés :

- **Critère temporel** NSE_q : le critère NSE calculé sur les débits.
- **Critère temporel** KGE_q : le critère KGE calculé sur les débits ;

17. Période de calage : les critères sont calculés entre les débits observés et simulés sur la même période que celle utilisée pour le calage des paramètres du modèle.

18. Période de validation : les critères sont calculés entre les débits observés et simulés sur une période indépendante de la période utilisée pour le calage des paramètres du modèle.

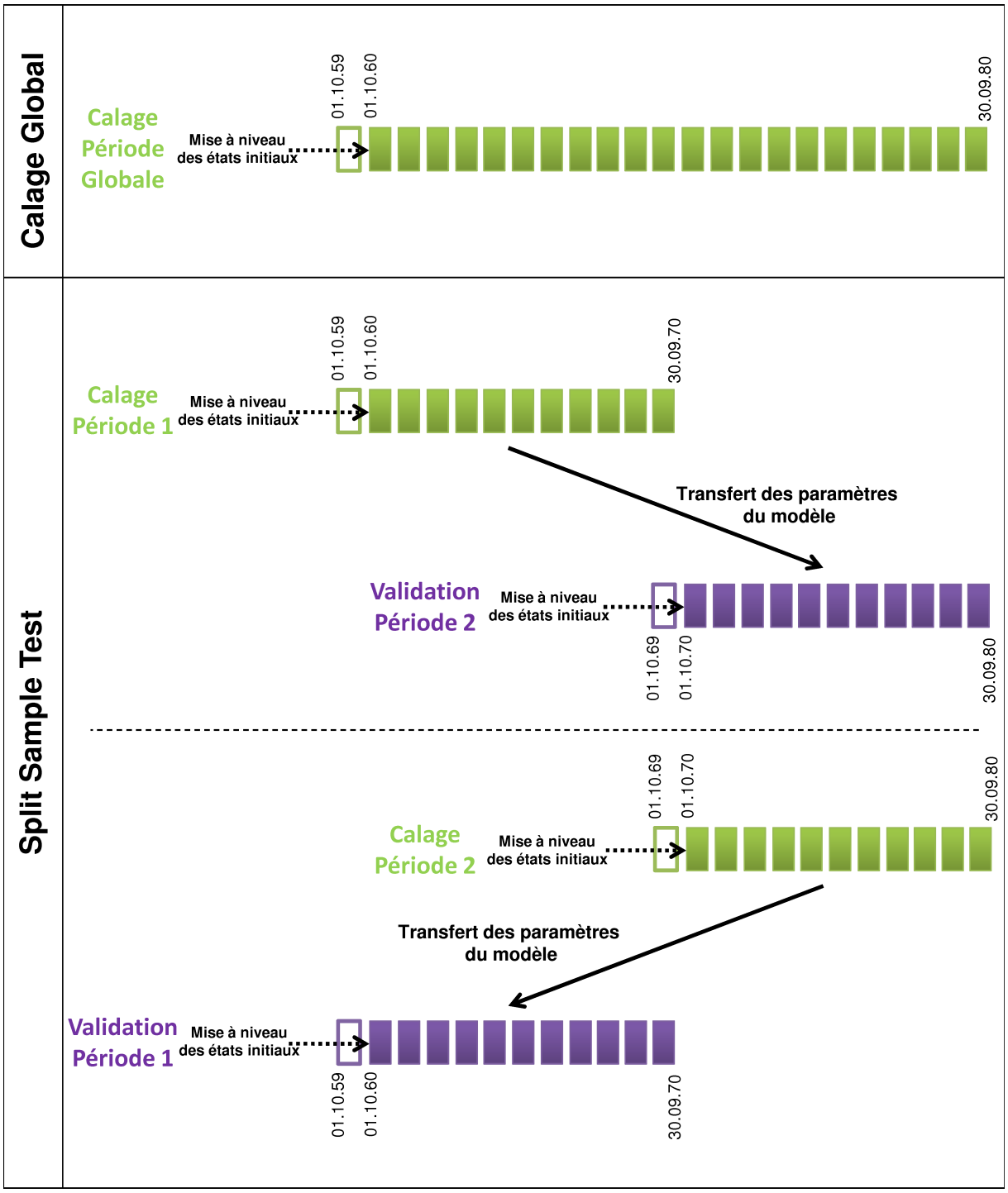


FIGURE 6.5: *Schémas de comparaison des modèles hydrologiques MORDOR et GR5X : (i) comparaison sur une période de calage globale et (ii) selon un split-sample test classique avec un découpage de même taille entre la période de calage et de validation.*

- **Critère temporel** NSE_{qj} : le critère *NSE* calculé sur les débits moyens inter-annuels pour chaque jour de l'année ;
- **Critère fréquentiel** NSE_{qcl} : le critère *NSE* calculé sur les débits classés ;
- **Critère temporel** NSE_{rq} : le critère *NSE* calculé sur la racine des débits ;

En plus des critères utilisés dans les quatre fonctions FO considérées (NSE_q, KGE_q, NSE_{qcl}), nous avons décidé de calculer le critère NSE_{qj} pour évaluer le comportement saisonnier du modèle (i.e. aptitude à représenter les régimes hydrologiques) et le critère NSE_{rq} qui permet de bien analyser le comportement moyen du bassin versant (Oudin *et al.*, 2006; Le Moine, 2008).

Pour réaliser une comparaison exhaustive, nous avons comparé les performances des deux modèles, aussi bien calés sur la période globale, que selon une procédure de split-sample test (Klemes, 1986) où la période de calage et celle de validation sont obtenues en découpant en deux parties égales la période globale. La procédure de split-sample a pour objectif d'évaluer les performances d'un modèle sur des données indépendantes de la période de calage, i.e. que le modèle n'a pas rencontrées pendant le calage. Similairement dans les simulations SCHADEX, le modèle est utilisé principalement en extrapolation, i.e. pour simuler le comportement du bassin versant sur une gamme de données non observées avant. La figure 6.5 illustre ces deux schémas de comparaison. Dans les deux cas, la première année est utilisée comme période de « préchauffage » pour la mise à niveau des états hydriques du modèle.

6.4.2 Comparaison en calage

Tout d'abord, les deux modèles hydrologiques ont été calés pour les 32 bassins versants sur la totalité de la chronique de pluie, température de l'air et débit disponible. Les quatre fonctions FO introduites précédemment ont été utilisées. Concernant les 32 bassins versants, les périodes de calage ont été choisies en fonction de la disponibilité des données et de leur qualité. Globalement, sur les 32 bassins versants considérés, la durée moyenne de la période de calage est d'environ 20 ans [19], ce qui représente une assez grande quantité de données.

La figure 6.6 montre la comparaison des performances entre le modèle MORDOR et GR5X pour les fonctions FO considérées. **Globalement, nous pouvons constater de très bonnes performances des deux modèles** (critères *NSE* et *KGE* moyens supérieurs à environ 0.8, l'optimum étant 1) **qui donnent aussi des résultats assez proches**. Si on se concentre sur la valeur moyenne des critères on peut remarquer que, globalement, le modèle MORDOR présente des performances légèrement meilleures que le modèle GR5X.

6.4.3 Comparaison en calage/validation

Après avoir comparé les deux modèles calés sur la totalité de la période disponible, nous avons comparé leurs performances, toujours en calage, mais sur des périodes de durée égale à la moitié de la période globale (Période de calage 1 et période de calage 2, voir la Fig 6.5). De

19. Max : 45 ans de calage pour le bassin de la Creuse à Age. Min : 10 ans de calage pour le bassin de la Behine à La Poutroie.

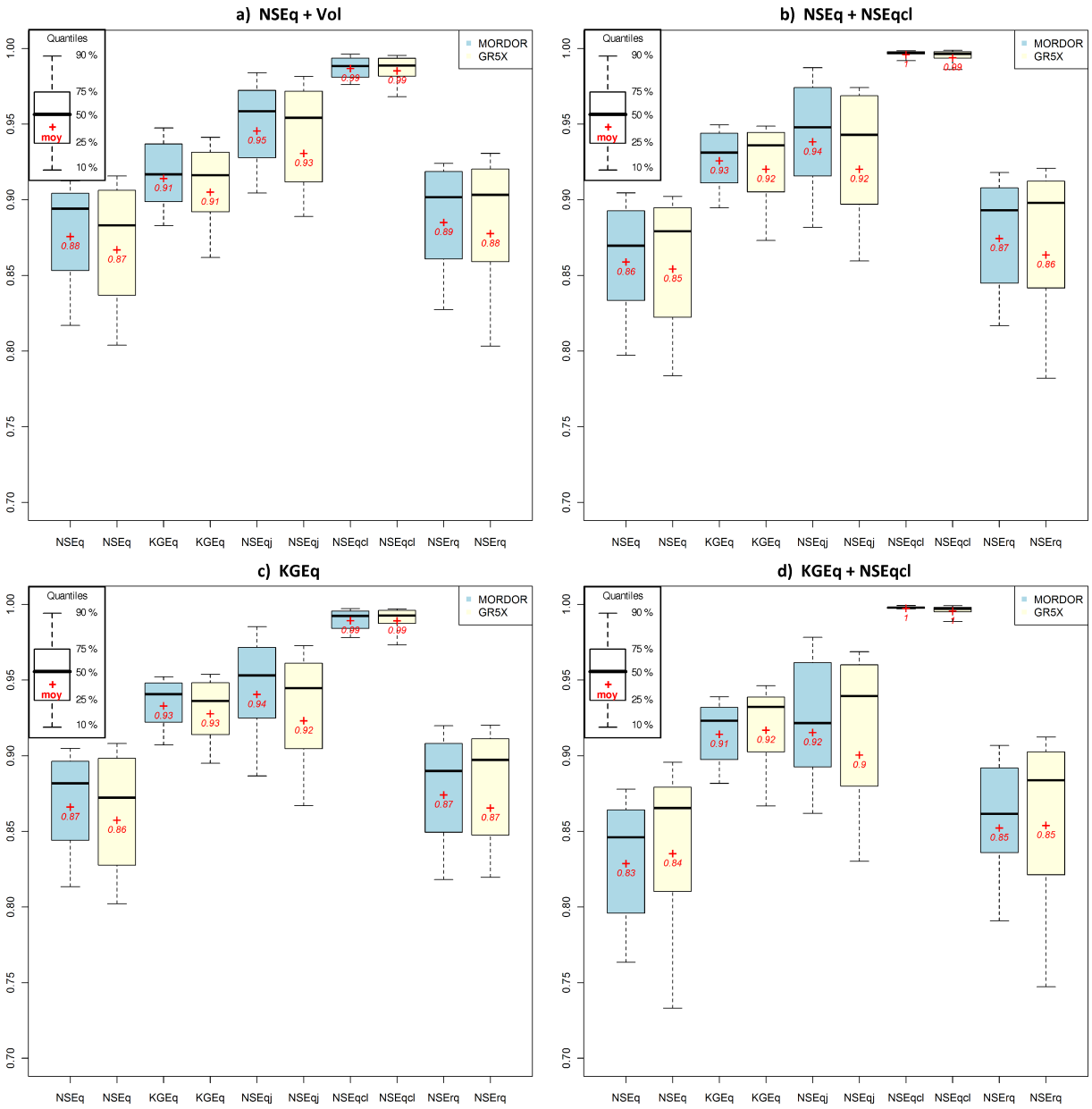


FIGURE 6.6: *Période de calage global. Box plot des performances de MORDOR et GR5X calés sur les 32 bassins selon quatre fonctions FO considérées.*

cette comparaison nous pouvons tirer les mêmes conclusions que celles faites pour le calage sur la période intégrale. Pour des raisons de concision nous avons décidé d'omettre ces résultats des figures mais de les reporter dans le tableau 6.3.

Ensuite, nous avons considéré les performances des modèles sur les périodes de validation. La figure 6.6 montre la comparaison des performances entre le modèle MORDOR et GR5X pour les fonctions FO considérées. Comme attendu, nous pouvons constater une chute de performance par rapport à la période de calage. De plus, tout en restant assez proches, les performances du modèle GR5X deviennent légèrement meilleures que celles du modèle MORDOR.

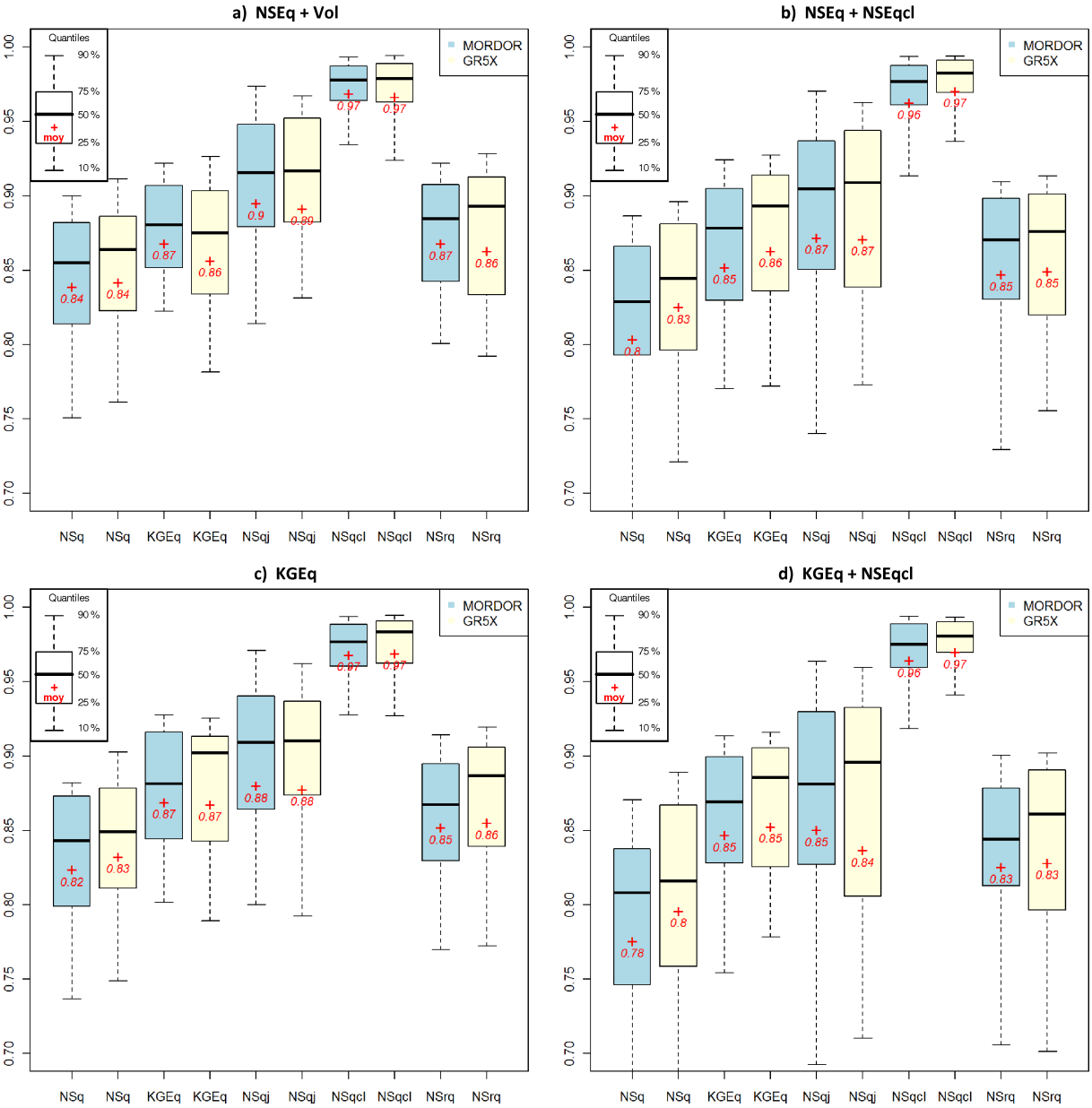


FIGURE 6.7: *Période de validation. Box plot des performances de MORDOR et GR5X calés sur les 32 bassins selon quatre fonctions FO considérées.*

6.4.4 Synthèse de la comparaison

Pour synthétiser ce travail de comparaison, nous reportons en tableau 6.3 les valeurs moyennes (avec leur écart-type) pour chaque critère et pour chaque fonction FO considérée, aussi bien en calage qu'en validation. De plus la valeur moyenne sur la période de calage et sur celle de validation est reportée pour chaque critère calculé. À partir de ces performances moyennes, l'écart entre les deux modèles est calculé. De façon analogue, la figure 6.8 reporte la comparaison des valeurs de critères moyens en calage et en validation des deux modèles pour les quatre fonctions FO considérées.

Finalement, nous pouvons tirer les conclusions suivantes :

– **Les deux modèles sont globalement équi-performants**. Comme cela est montré dans le tableau 6.3, les écarts entre les critères moyens des deux modèles sont très faibles aussi

TABLE 6.3: *Synthèse des performances moyennes des modèles MORDOR et GR5X en calage et en validation pour les 32 bassins versants considérés. Pour chaque critère sont soulignées en gras les performances les plus proches de l'optimum.*

			MORDOR NSEq	GR5X NSEq	MORDOR KGEq	GR5X KGEq	MORDOR NSEqj	GR5X NSEqj	MORDOR NSEqcl	GR5X NSEqcl	MORDOR NSErq	GR5X NSErq
CAL	NSEq+Vol	Moyenne	0.876	0.867	0.914	0.905	0.946	0.931	0.987	0.985	0.885	0.878
		Ecart-type	0.043	0.054	0.027	0.038	0.045	0.070	0.008	0.012	0.045	0.070
	NSEq+NSEqcl	Moyenne	0.859	0.854	0.926	0.920	0.938	0.920	0.996	0.994	0.875	0.864
		Ecart-type	0.044	0.056	0.023	0.034	0.051	0.079	0.003	0.007	0.048	0.080
	KGE	Moyenne	0.866	0.858	0.933	0.928	0.941	0.923	0.989	0.989	0.874	0.866
		Ecart-type	0.042	0.057	0.021	0.029	0.049	0.082	0.008	0.010	0.048	0.081
	KGEq+NSEqcl	Moyenne	0.829	0.835	0.914	0.917	0.916	0.901	0.998	0.996	0.852	0.854
		Ecart-type	0.049	0.063	0.024	0.031	0.061	0.109	0.002	0.004	0.058	0.074
		Moyenne	**0.857**	0.854	**0.922**	0.918	**0.935**	0.919	**0.993**	0.991	**0.872**	0.865
	Ecart (MORDOR - GR5X)		0.004		0.004		0.016		0.001		0.006	
VAL	NSEq+Vol	Moyenne	0.839	0.842	0.868	0.857	0.895	0.891	0.969	0.967	0.868	0.863
		Ecart-type	0.060	0.075	0.065	0.083	0.101	0.115	0.029	0.038	0.059	0.079
	NSEq+NSEqcl	Moyenne	0.804	0.825	0.852	0.863	0.872	0.871	0.963	0.970	0.847	0.849
		Ecart-type	0.096	0.081	0.084	0.083	0.120	0.136	0.047	0.037	0.076	0.084
	KGE	Moyenne	0.824	0.832	0.869	0.867	0.880	0.878	0.968	0.969	0.852	0.855
		Ecart-type	0.067	0.079	0.065	0.086	0.117	0.147	0.030	0.038	0.066	0.086
	KGEq+NSEqcl	Moyenne	0.776	0.796	0.847	0.853	0.850	0.837	0.964	0.970	0.826	0.828
		Ecart-type	0.101	0.096	0.075	0.086	0.128	0.187	0.041	0.037	0.082	0.093
		Moyenne	0.810	**0.824**	0.859	**0.860**	**0.874**	0.869	0.966	**0.969**	0.848	**0.849**
	Ecart (MORDOR - GR5X)		-0.013		-0.001		0.005		-0.003		-0.001	

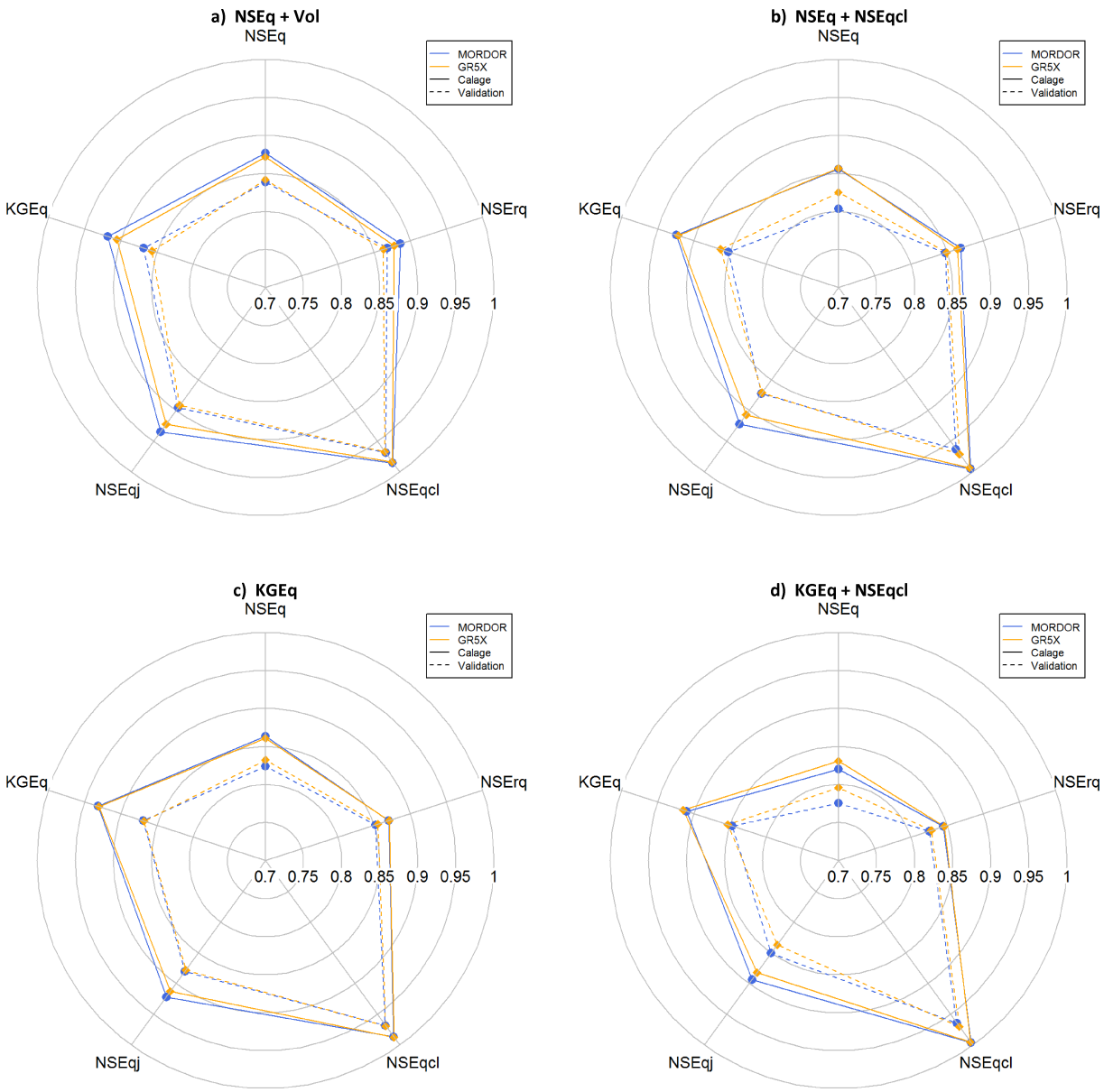


FIGURE 6.8: *Graphique en étoile de synthèse des performances moyennes des modèles MORDOR et GR5X en calage et en validation pour les 32 bassins versants considérés et pour quatre fonctions FO considérées.*

bien en calage qu'en validation.

- **Le modèle MORDOR est légèrement plus performant en calage et le modèle GR5X en validation**. La différence en calage et en validation est à relier au différent nombre de paramètres à caler pour les deux modèles : 15 pour MORDOR et 9 pour GR5X. De façon générale, un modèle plus paramétré est plus performant en calage et un modèle moins paramétré est plus robuste en validation.
- **Lorsqu'on introduit un critère fréquentiel dans la fonction FO, les deux modèles sont moins performants en validation et les critères calculés sur les 32 bassins versants sont plus variables** : la fourchette de quantiles 25 - 75% est plus importante que celle correspondant à des fonctions FO sans critère fréquentiel. Concernant les fonctions FO $(NSE_q + NSE_{qcl})$ et $(KGE_q + NSE_{qcl})$, les plus grosses différences entre les deux modèles sont observables surtout sur les critères NSE_q et NSE_{qj} (Fig. 6.8). Le modèle GR5X est

plus performant selon le critère NSE_q moyen et, au contraire, le modèle MORDOR est plus performant selon le critère NSE_{qj} moyen.

6.5 Sensibilité à la structure du modèle

Après avoir vérifié l'équi-performance des deux modèles hydrologiques, nous sommes passés à l'étude de la sensibilité du procédé de simulation semi-continue à leur structure. Nous avons comparé les écoulements générés sur les 32 bassins versants en utilisant à la fois MORDOR et GR5X pour les quatre fonctions FO introduites ci-dessus. La figure 6.9 reporte les box plot du critère $SPAN_T$ pour des temps de retour de 10 à 10000 ans.

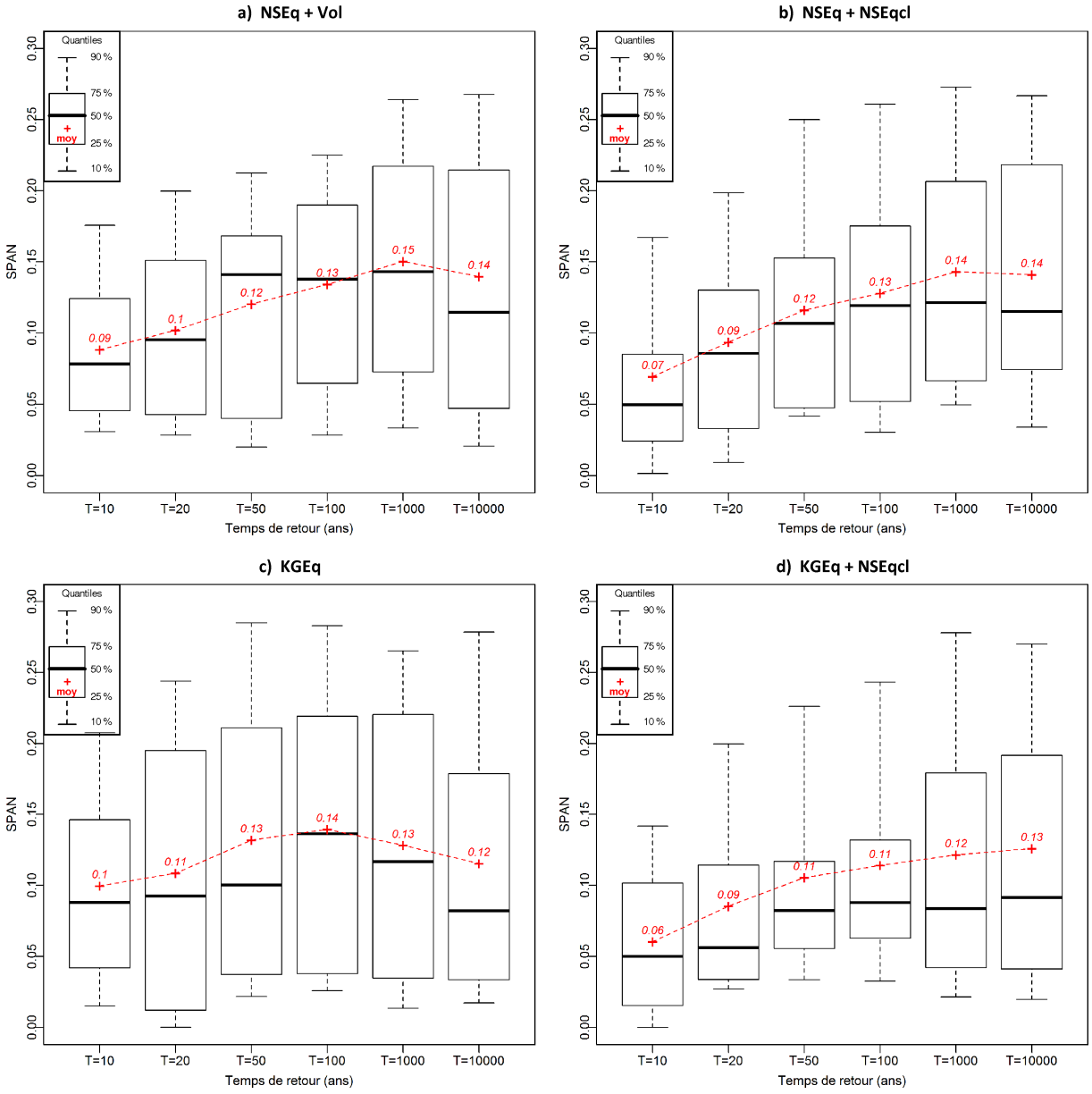


FIGURE 6.9: *Sensibilité à la structure du modèle pour les quatre fonctions FO considérées. Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans.*

Nous pouvons constater que, sauf pour la fonction FO KGE_q, la valeur du $SPAN_T$ augmente clairement avec le temps de retour jusqu'à 1000 ans pour après se stabiliser. Concernant la fonction FO KGE_q, la valeur de $SPAN_T$ augmente jusqu'au temps de retour de 100 ans pour après diminuer, mais surtout ici les fourchettes de quantiles 25 - 75% sont plus importantes que pour les autres fonctions FO. Globalement, lorsqu'on introduit un critère fréquentiel dans la fonction FO, pour des temps de retour de 10 à 100 ans, les fourchettes de quantiles 25 - 75% sont plus réduites. Ce constat est plus marqué pour la fonction FO $KGE_q + NSE_{qlc}$. Parmi les quatre fonctions FO, cette dernière donne l'écart le moins important entre les deux modèles.

Nous pouvons expliquer l'écart plus faible pour les temps de retour courants (10, 20 et 50 ans) par le fait que les modèles hydrologiques ont tous été calés sur une période d'environ 20 ans. La probabilité d'observer des débits élevés (proches du temps de retour de 10 à 20 ans) est très forte et donc les modèles hydrologiques considérés ont été, d'une certaine manière, contraints à modéliser cette gamme de débits. Par contre, lorsqu'on s'intéresse à la partie d'extrapolation des débits, les modèles génèrent des écoulements plus variables.

Ensuite, nous nous sommes attelés à la recherche d'éventuels biais entre les estimations obtenues via le modèle MORDOR et le modèle GR5X. En d'autres termes, nous avons voulu contrôler si un modèle donnait de façon systématique des estimations plus fortes (ou plus faibles) que l'autre. À ce propos, la figure 6.10 illustre les graphes de dispersion entre les écoulements [20] des 32 bassins générés par les modèles MORDOR et GR5X pour les temps de retour de 10, 100 et 1000 ans et pour les quatre fonctions FO.

Finalement, on peut constater que :

- **Il y a une bonne correspondance entre les estimations issues des modèles considérés**.
- **Globalement MORDOR donne des estimations plus fortes que GR5X** (sauf pour deux cas : T = 10 ans et FO = $NSE_q + vol$, T = 10 ans FO = KGE_q).

20. Les écoulements sont exprimés en débits spécifiques ($m^3/s/km^2$).

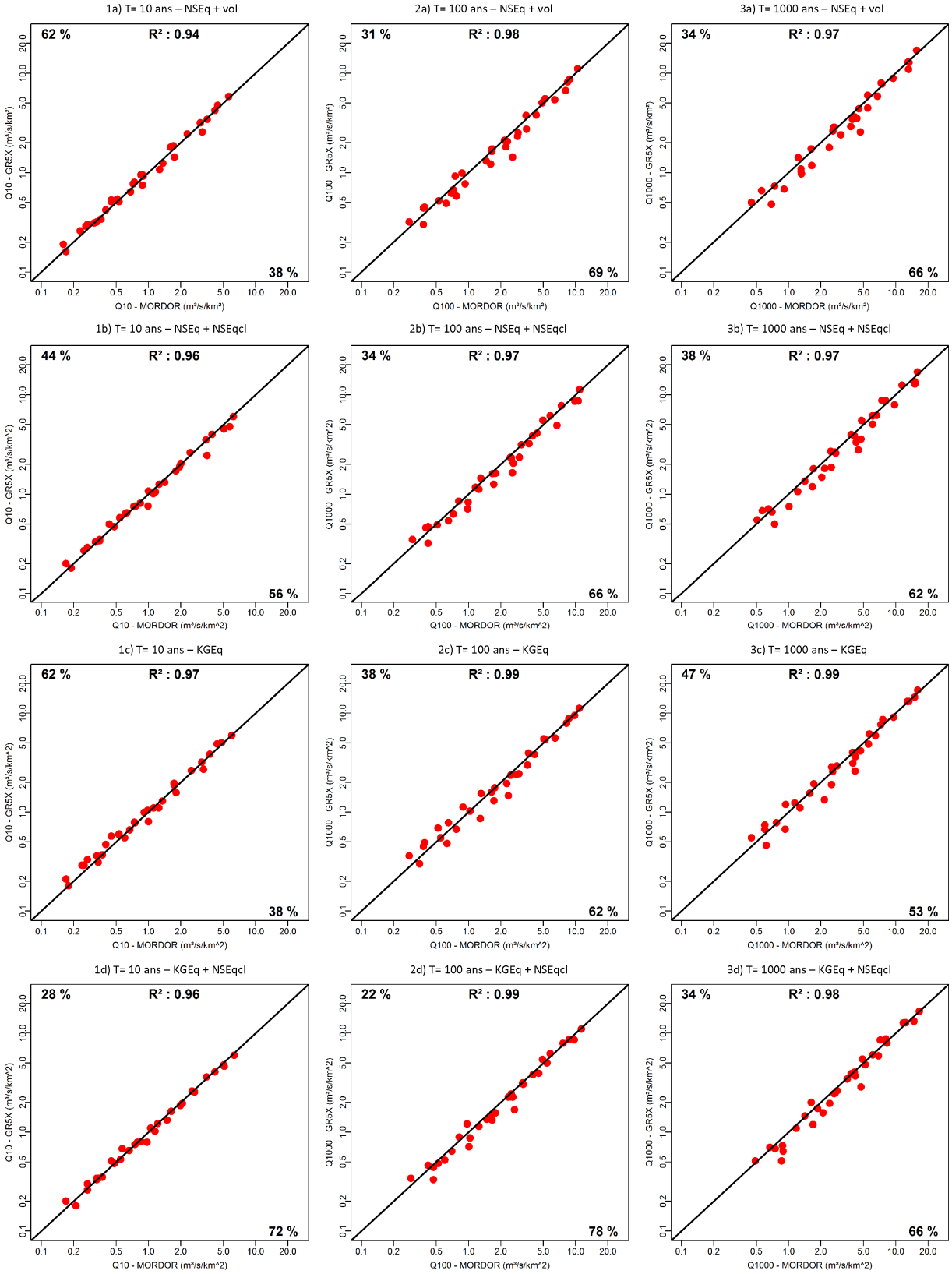


FIGURE 6.10: *Graphes de dispersion entre les écoulements des 32 bassins générés par les modèles MORDOR et GR5X pour les temps de retour de 10, 100 et 1000 ans et pour les quatre fonctions FO. Le pourcentage de cas où le modèle MORDOR donne des estimations plus élevées (en bas à droite) et son complémentaire (en haut à gauche), sont reportés.*

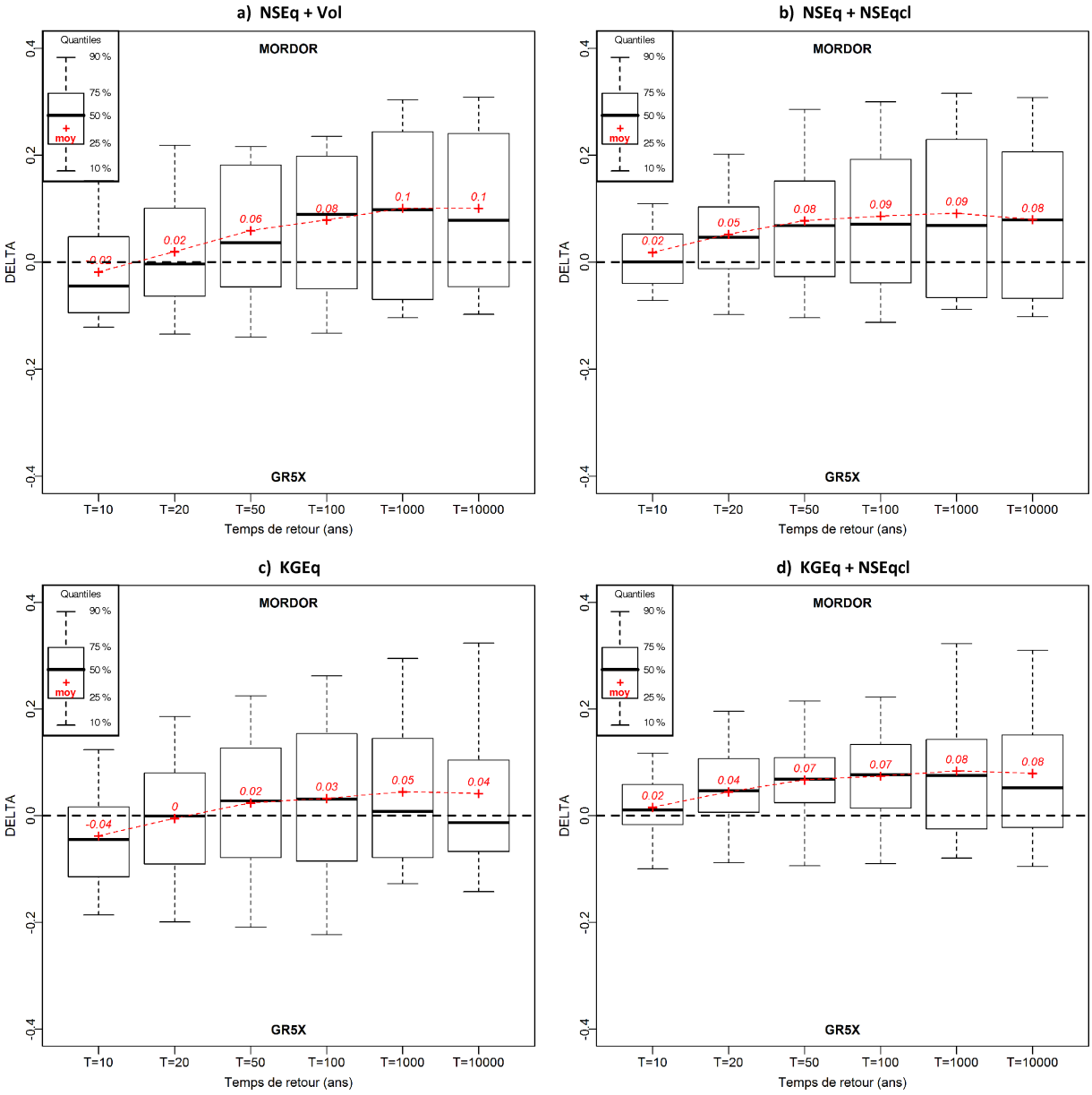


FIGURE 6.11: *Sensibilité à la structure du modèle pour les quatre fonctions FO considérées. Box plot des critères $DELTA_T$ calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans.*

Pour mieux étudier ces différences, nous avons calculé le score $DELTA_T$ entre les estimations issues des deux modèles, pour les quatre fonctions FO et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans (Fig. 6.11). Ce score $DELTA_T$ permet de quantifier les écarts entre deux différentes estimations A et B et de quantifier le biais et la variabilité des résultats.

Comme on a pu le remarquer auparavant, pour un temps de retour de 10 ans, lorsqu'on utilise une fonction FO sans critère fréquentiel, les estimations obtenues grâce au modèle MORDOR sont en moyenne plus fortes que celles du modèle GR5X. **Autrement dit, les écoulements générés par MORDOR sont globalement plus élevés que ceux obtenus par GR5X**. De plus, on peut constater que, si on cale le modèle selon une fonction FO KGE_q, on observe une meilleure adéquation des deux modèles, par rapport aux autres fonctions FO. Ainsi, sur les 32 bassins versants, l'écart relatif médian (i.e. score $DELTA_T$) entre les deux modèles est quasiment nul.

Pour terminer, en accord avec la figure 6.9, les plus petits écarts entre les deux modèles sont observés quand la fonction FO $KGE_q + NSE_{qcl}$ est employée.

Pour synthétiser nous pouvons affirmer que le procédé de simulation semi-continue est de moyennement sensible à sensible à la structure du modèle et que cette sensibilité dépend du temps de retour et de la fonction FO employée. D'ailleurs lorsqu'on introduit un critère fréquentiel (qui corrige indirectement les biais de sous-estimation des forts débits) dans la fonction FO les écarts entre les deux modèles se réduisent. Ces résultats ne sont peut être pas étonnants car nous avons vérifié que les deux structures de modèles comparées sont très proches au calage.

La figure 6.12 illustre deux exemples représentatifs des résultats obtenus dans cette section. La figure 6.12 de gauche illustre à travers le cas du bassin de l'Agout à Fraisse (45 km^2), un cas typique où, pour un même critère de calage et deux modèles différents, les fonctions de répartition des écoulements générés sont convergentes. Par contre la figure 6.12 de droite, sur le bassin de la Stura di Lanzo (578 km^2), illustre le cas où les deux fonctions de répartition sont différentes, avec un biais qui augmente avec le temps de retour. Cet ajustement montre un $SPAN_T$ pour un temps de retour de 1000 ans de 0.19, légèrement supérieur au $SPAN_T$ moyen obtenu sur les 32 bassins versants.

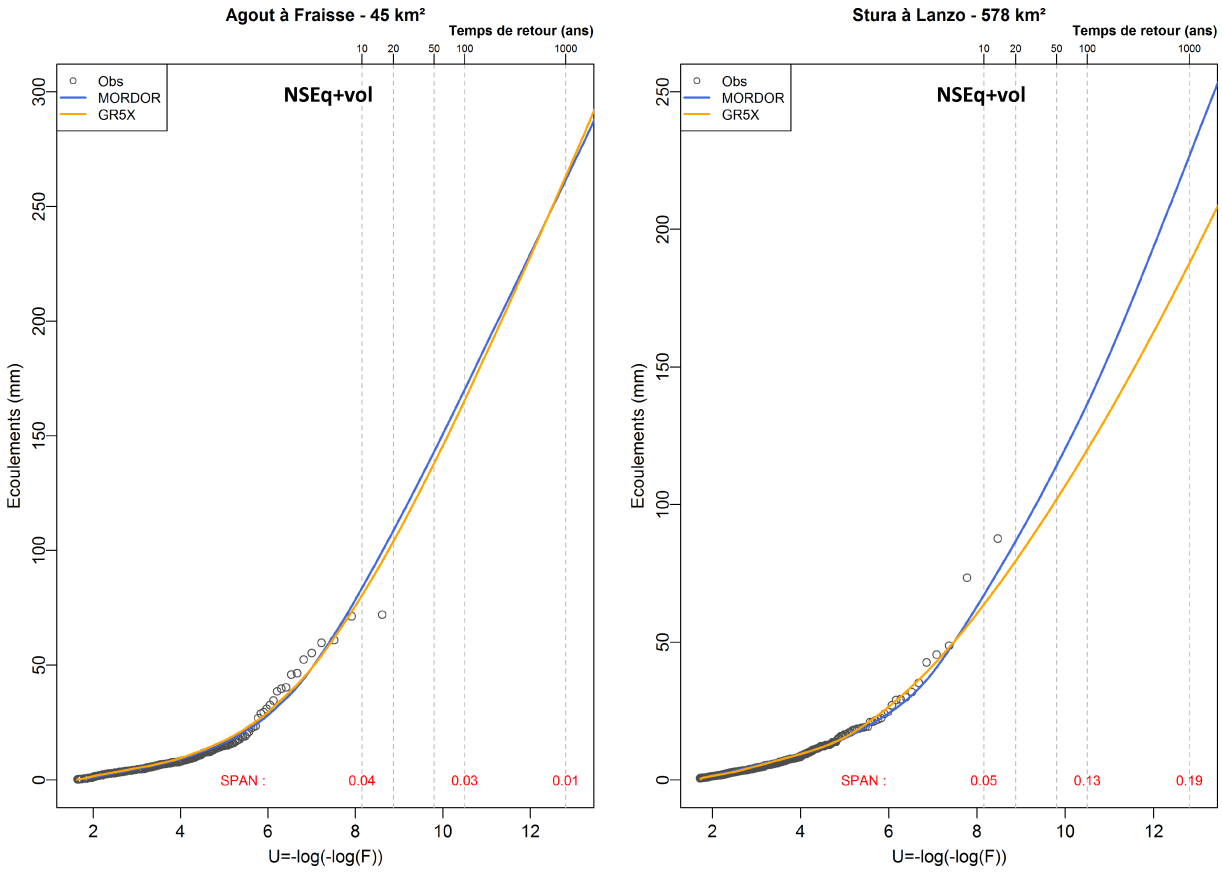


FIGURE 6.12: *Sensibilité à la structure du modèle. Exemple du bassin de l'Agout à Fraisse (45 km^2) et du bassin de la Stura di Lanzo (578 km^2).*

6.6 Sensibilité au critère de calage

Cette partie concerne l'étude de sensibilité à la fonction FO utilisée pour le calage des paramètres du modèle hydrologique. Nous avons considéré les quatre fonctions FO et les deux modèles hydrologiques introduits auparavant. La figure 6.13 reporte les box plot du critère $SPAN_T$ calculé sur les écoulements générés en s'appuyant sur les quatre fonctions FO, pour les 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans

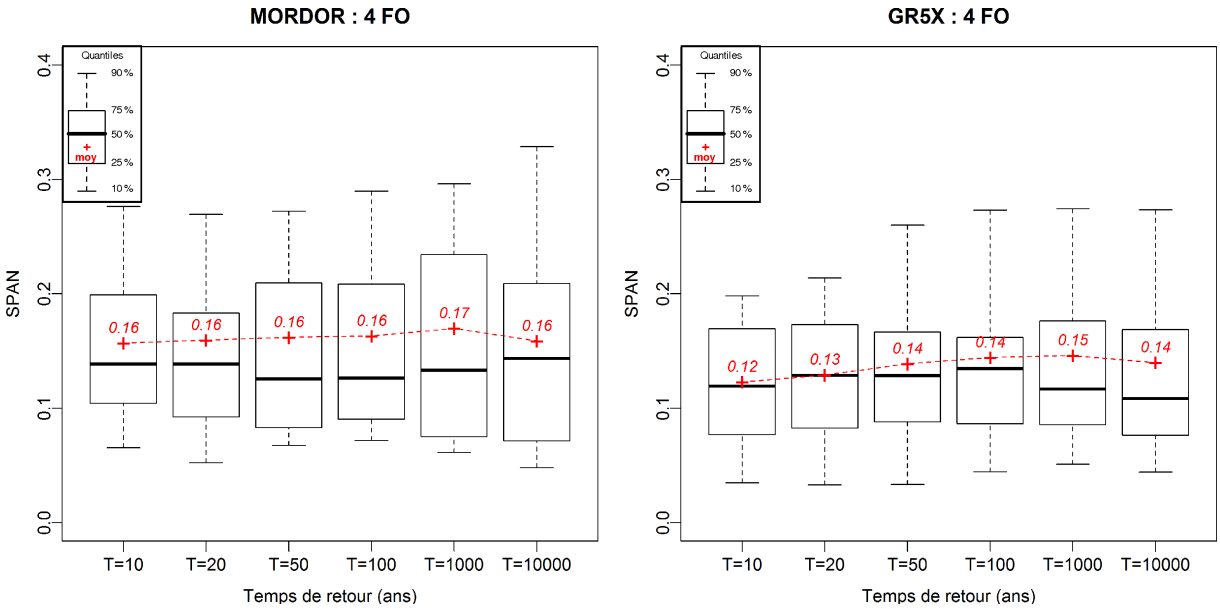


FIGURE 6.13: *Sensibilité à la fonction FO utilisée pour le modèle MORDOR (gauche) et le modèle GR5X (droite). Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans.*

Tout d'abord, nous observons que le score $SPAN_T$ ne dépend pas du temps de retour. Plus précisément, sa valeur moyenne se situe autour de 0.16 et 0.14 respectivement dans le cas d'utilisation du modèle MORDOR et du modèle GR5X. Nous pouvons expliquer le fait que MORDOR est plus sensible que GR5X au critère de calage par son plus grand nombre de paramètres à caler.

Concernant le modèle MORDOR, nous pouvons affirmer qu'en introduisant un critère fréquentiel (NSE_{qcl}) les estimations des écoulements sont en moyenne plus fortes que à celles obtenues en nous appuyant sur un modèle hydrologique calé selon des critères exclusivement temporels (NSE_q et KGE_q). Ce propos est illustré en figure 6.14a et en figure 6.14c. Comme nous l'avons déjà dit au paragraphe 6.3.1, en modélisation hydrologique, un critère fréquentiel est employé pour réduire les biais de sous-estimation des débits les plus importants. On retrouve aussi cet aspect dans la génération des écoulements pour des temps de retour élevés.

Concernant le modèle GR5X, les constats réalisés pour le modèle MORDOR sont encore valables, mais exclusivement pour une fonction FO basée sur le critère NSE_q. En effet, lorsqu'on cale le modèle GR5X en utilisant un critère KGE_q, introduire ou pas un critère fréquentiel n'apporte pas de différences significatives entre les estimations des écoulements. Ce propos est illustré en figure 6.14b et en figure 6.14d.

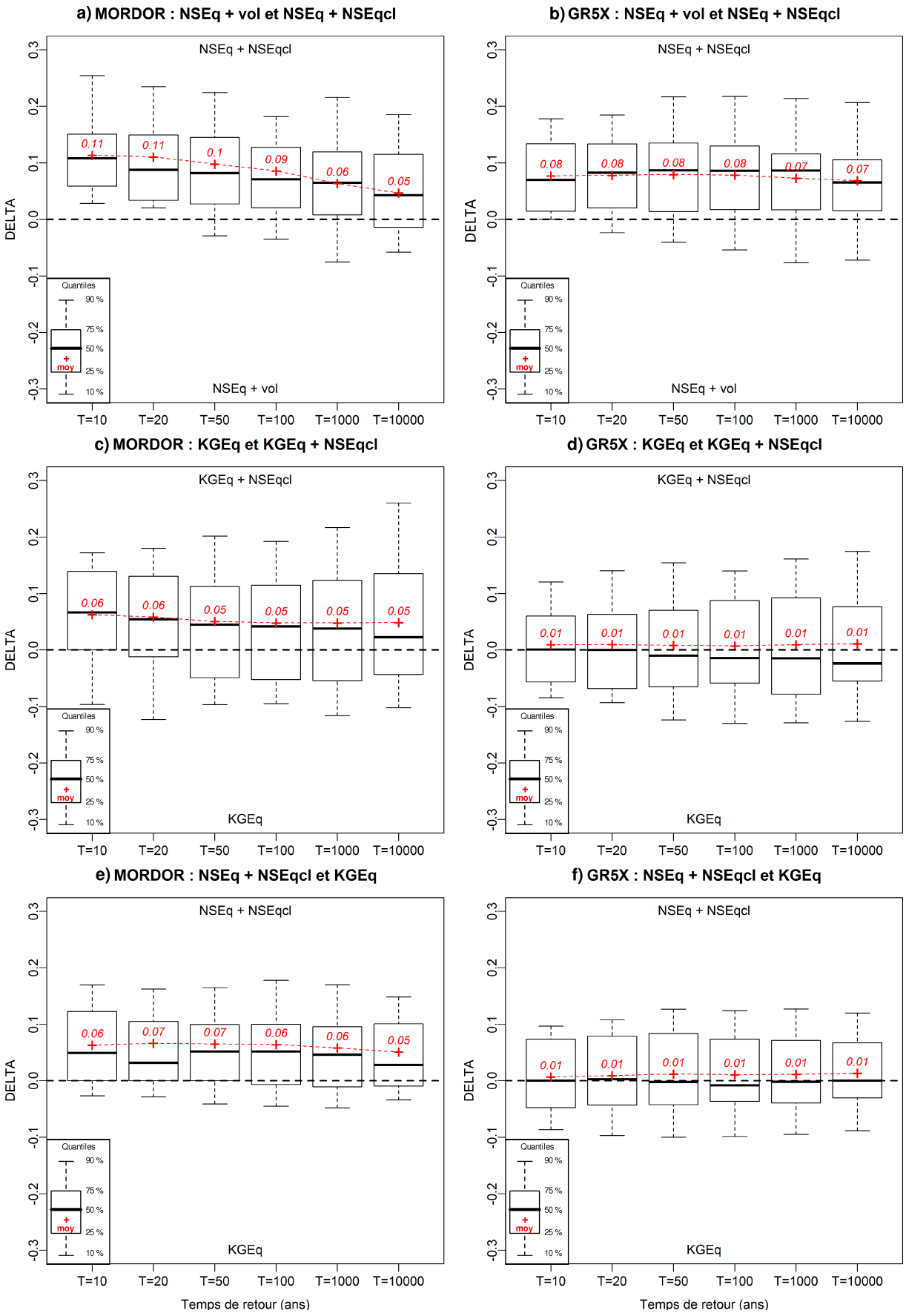


FIGURE 6.14: *Sensibilité à la fonction FO utilisée pour le modèle MORDOR (gauche) et le modèle GR5X (droite). Box plot des critères $DELTA_T$ calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. Comparaison entre les fonctions FO : $NSE_q + vol$ et $NSE_q + NSE_{qcl}$ (**a** et **b**), KGE_q et $KGE_q + NSE_{qcl}$ (**c** et **d**), $NSE_q + NSE_{qcl}$ et KGE_q (**e** et **f**).*

Pour mieux comprendre l'influence du critère KGE_q sur le calage des paramètres des deux modèles considérés et surtout sur l'extrapolation aux temps de retour élevés, nous avons comparé les écoulements générés en nous appuyant sur un modèle hydrologique calé à la fois selon $NSE_q + NSE_{qcl}$ et simplement selon KGE_q. La comparaison en terme du score $DELTA_T$ est reportée en figure 6.14e et en figure 6.14f. Nous rappelons que le score KGE a été introduit pour résoudre certains problèmes associés au critère NSE. Comme nous l'avons déjà dit au paragraphe 6.3.1, le critère NSE s'appuie sur la moyenne observée et donc dans certains cas il peut mener à une sous-estimation de capacité du modèle par rapport à des variables à forte saisonnalité (crues de fonte, crue d'automne).

Concernant le modèle MORDOR (Fig 6.14e), la fonction FO $NSE_q + NSE_{qcl}$ donne en moyenne des estimations plus importantes que celles obtenues avec une fonction FO basée sur le critère KGE_q. Cette différence est indépendante du temps de retour, i.e. $DELTA_T$ égal à environ 0.6 pour n'importe quel temps de retour. Par contre pour le modèle GR5X nous ne pouvons pas faire le même constat. En effet, nous observons une bonne adéquation entre les estimations réalisées à l'aide de GR5X calé avec ces deux fonctions FO (Fig 6.14f).

Enfin, pour mieux comprendre l'influence du critère fréquentiel NSE_{qcl}, nous avons comparé les écoulements générés en nous appuyant sur un modèle hydrologique calé à la fois selon $NSE_q + NSE_{qcl}$ et sur $KGE_q + NSE_{qcl}$. Les résultats en terme de critères $SPAN_T$ et $DELTA_T$ sont reportés en figure 6.15. Nous pouvons remarquer que lorsqu'on considère exclusivement les fonctions FO comprenant le critère fréquentiel (NSE_{qcl}), la sensibilité du procédé de simulation semi-continue diminue par rapport au cas général des quatre fonctions FO (Fig. 6.13). Ce constat est valable pour les deux modèles considérés, mais de manière plus marquée pour le modèle GR5X. Nous pouvons aussi observer, à l'aide des figures 6.15c et 6.15d, une bonne adéquation entre les estimation associées aux fonctions FO $NSE_q + NSE_{qcl}$ et $KGE_q + NSE_{qcl}$.

Les deux modèles réagissent différemment au critère KGE_q. Nous supposons que cette différence est liée au nombre de paramètres, différent entre les deux modèles, et à leur formulation mathématique (i.e. structure intrinsèque).

Pour synthétiser, nous pouvons affirmer que le procédé de simulation semi-continue est sensible à la fonction FO employée de façon indépendante du temps de retour. Globalement, une simulation conduite en s'appuyant sur le modèle hydrologique GR5X est moins sensible à la fonction FO qu'une réalisée à l'aide du modèle MORDOR.

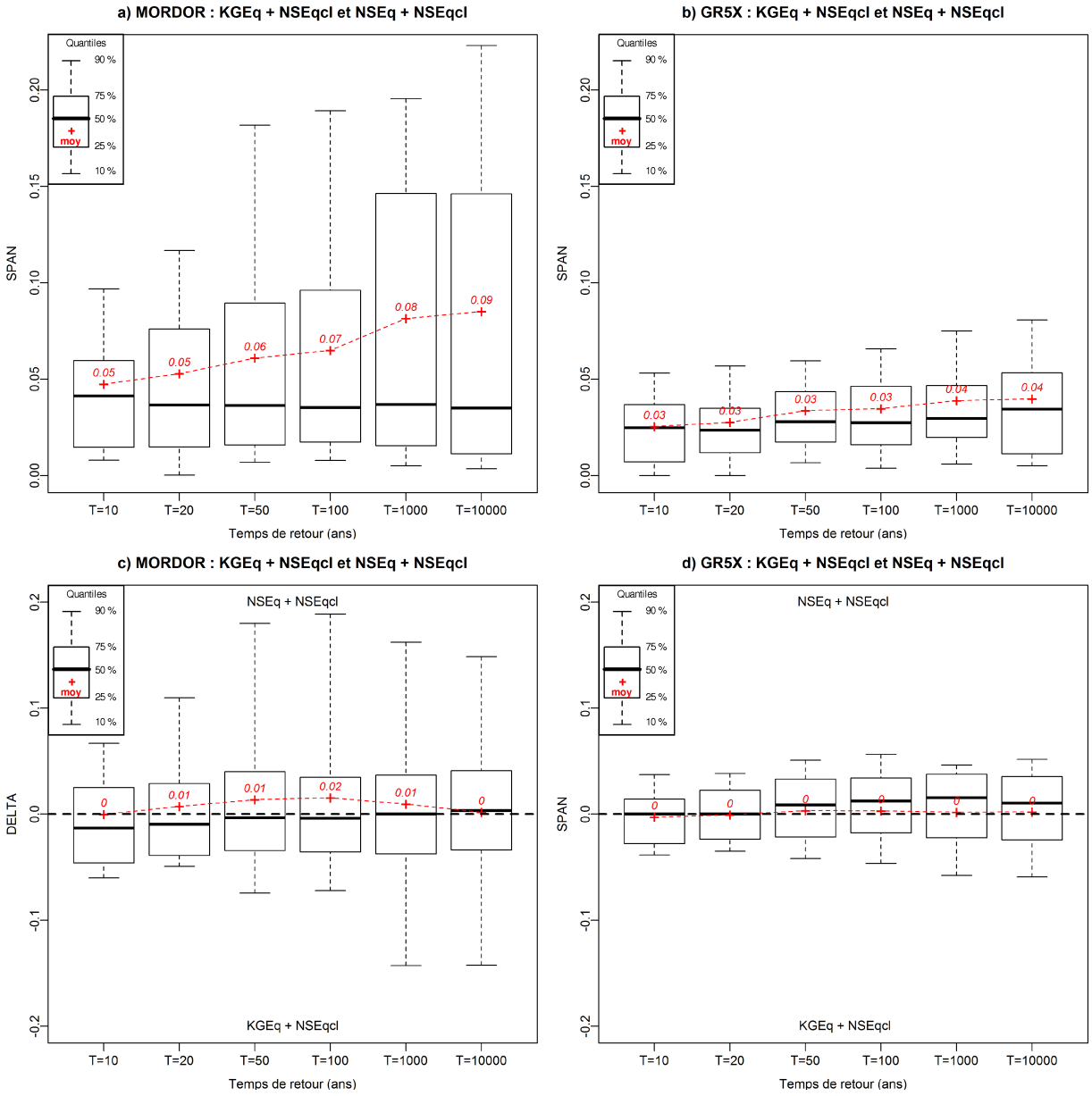


FIGURE 6.15: *Sensibilité à la fonction FO utilisée pour le modèle MORDOR (gauche) et le modèle GR5X (droite). Box plot des critères $SPAN_T$ (**a** et **b**) et $DELTA_T$ (**c** et **d**) calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. Comparaison entre les fonctions fonctions FO $NSE_q + NSE_{qcl}$ et $KGE_q + NSE_{qcl}$.*

La figure 6.16 illustre quatre exemples représentatifs des résultats obtenus dans cette section. Les figures 6.16 en haut montrent, pour le cas du bassin de la Loire à La Palisse (129 km^2), deux exemples d'ajustements convergents entre les quatre fonctions FO, aussi bien pour MORDOR

que pour GR5X. Par contre, les figures 6.16 en bas illustrent, pour le bassin du Chassezac à Ste Marguerite (416 km^2), l'exemple contraire. Cependant nous pouvons grouper deux à deux les estimations : sans et avec un critère fréquentiel. Plus précisément, lorsqu'on utilise une fonction FO comprenant un critère fréquentiel, on observe une meilleure adéquation entre les simulations et les observations. Ces constats sont valables aussi bien pour MORDOR que pour GR5X.

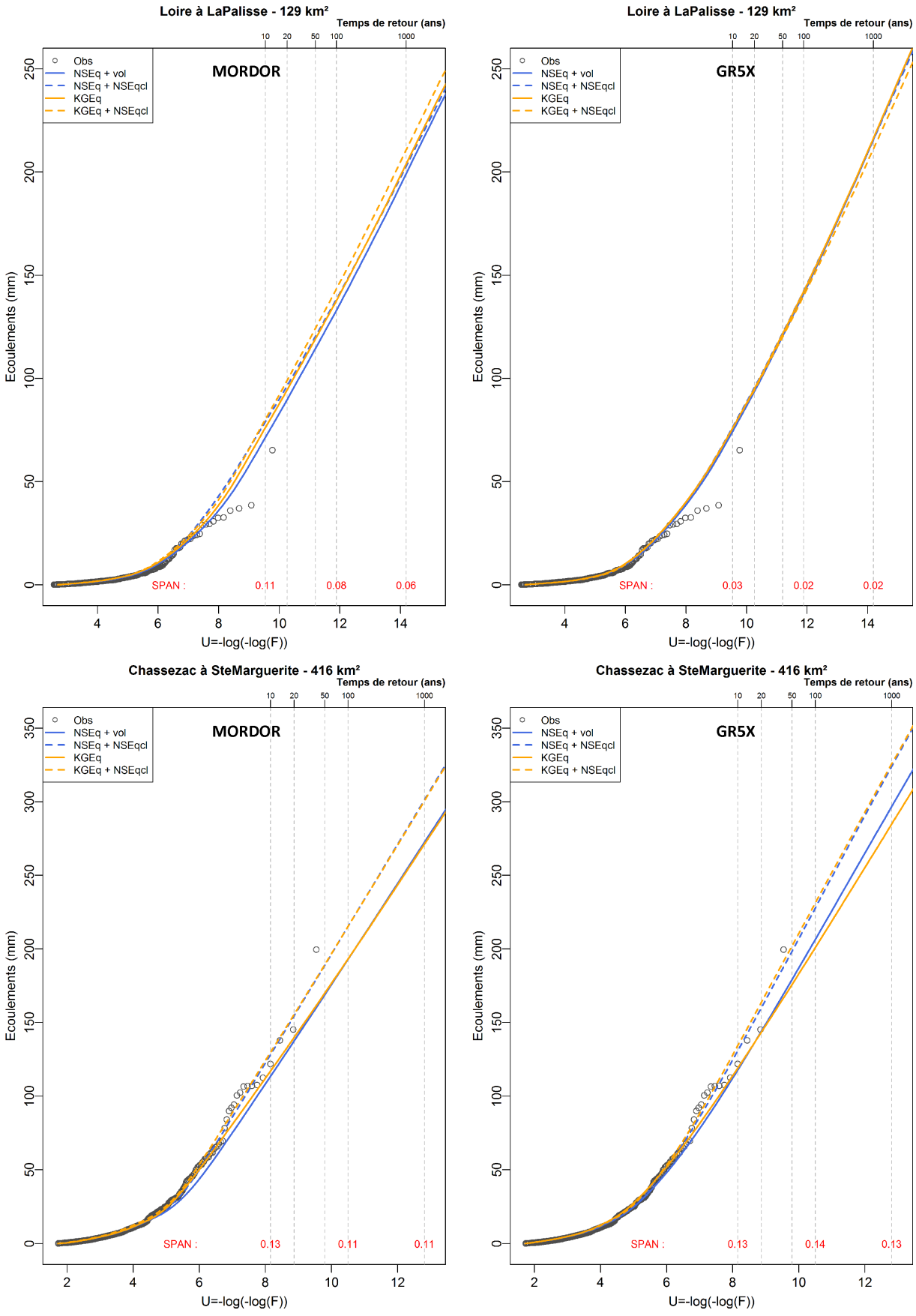


FIGURE 6.16: *Sensibilité à la fonction FO. Exemple du bassin de la Loire à La Palisse (129 km^2) et du bassin du Chassezac à Ste Marguerite (416 km^2).*

6.7 Sensibilité à la période de calage

Pour terminer notre étude, nous avons choisi de nous concentrer sur l'évaluation de la sensibilité du procédé de simulation semi-continue à la période considérée pour le calage du modèle hydrologique.

Les deux modèles hydrologiques considérés sont généralement calés sur une chronique climatologique de débit, de pluie et de température de l'air. En ce qui concerne le choix de la période de calage, la condition fondamentale à remplir est la disponibilité de ces trois entités [21]. Ensuite, la simulation hydrologique semi-continue est réalisée sur la plus longue période possible où les données de pluie, température et types de temps sont disponibles. Il est important ici de remarquer que la présence des données de débit n'est pas nécessaire. Le but de considérer une longue période pour la simulation est d'arriver à simuler plusieurs états hydriques du bassin.

Du moment qu'on dispose de séries de pluie et de température plus longues que celles de débit, la période de simulation est généralement plus longue que celle du calage du modèle hydrologique (Fig. 6.17 - Période de calage globale).

Dans cette étude de sensibilité, nous avons tout d'abord divisé la période de calage globale en deux parties : période de calage 1 et période de calage 2. Ensuite, pour évaluer la sensibilité à la période de calage, nous avons choisi de réaliser une simulation semi-continue toujours sur la même période de simulation mais en utilisant une fois le modèle hydrologique calé sur la période de calage 1 et l'autre fois calé sur la période 2 (ce schéma de simulation est présenté en figure 6.17).

21. De plus, dans les applications opérationnelles de la méthode SCHADEX, une période d'au moins 15 ans de données est considérée pour le calage du modèle. Généralement, les données les plus hétérogènes d'un point de vue climatologique et de meilleure qualité sont à considérer.

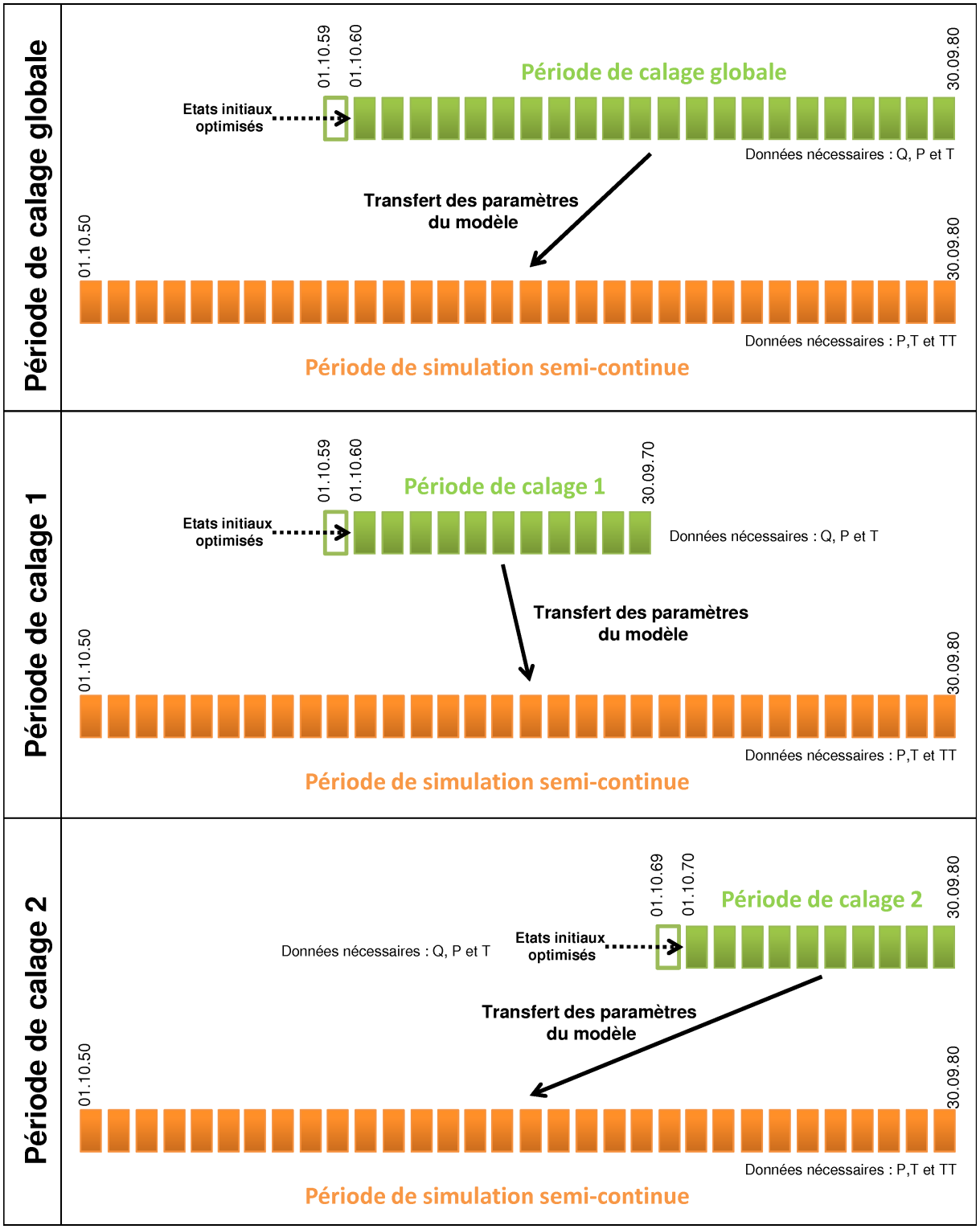


FIGURE 6.17: *Schémas de l'étude de sensibilité à la période de calage des paramètres du modèle hydrologique.*

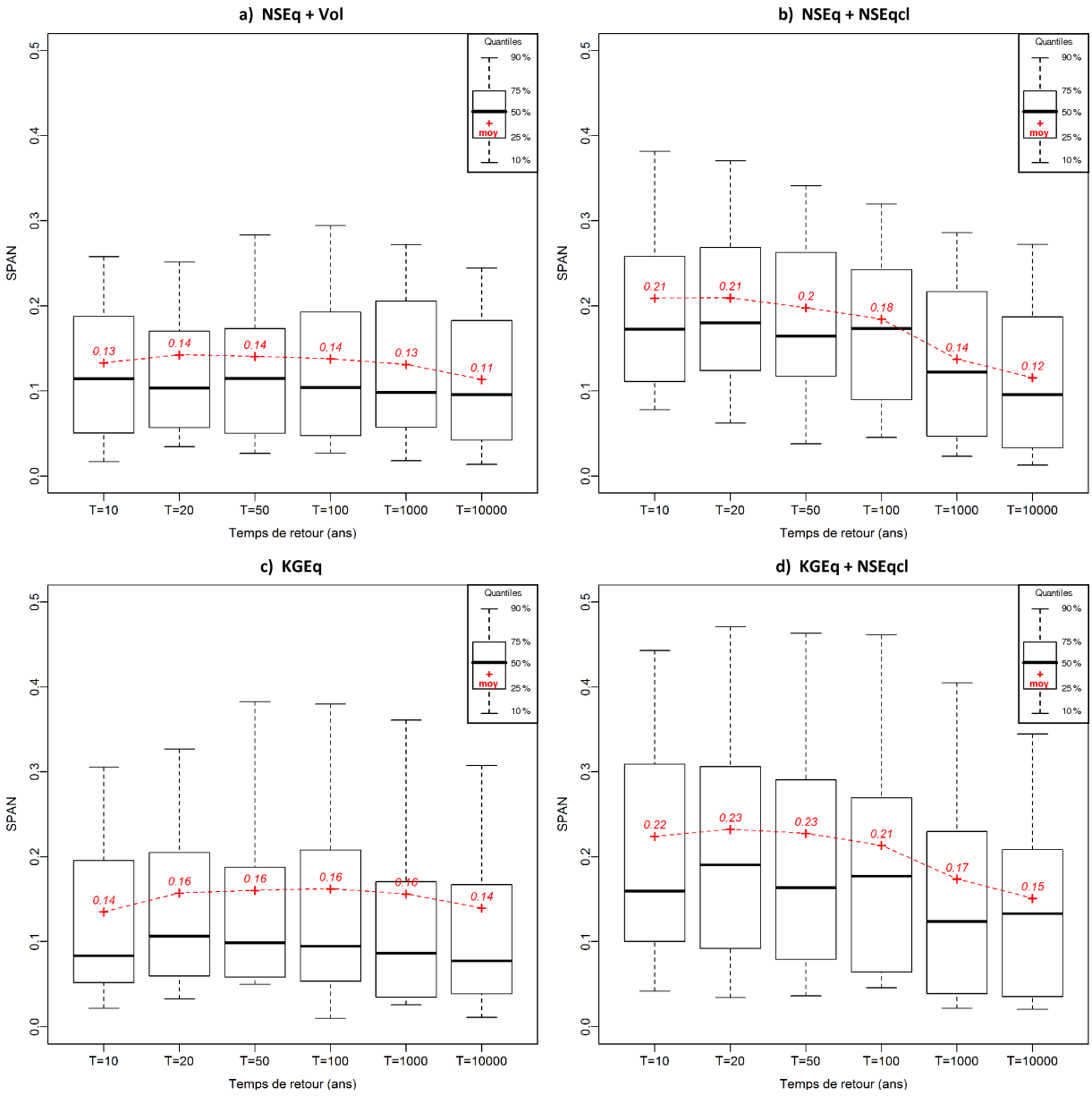


FIGURE 6.18: *Sensibilité à la période de calage du modèle hydrologique MORDOR pour les quatre fonctions FO considérées. Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans.*

Nous avons comparé les écoulements associés aux deux périodes de calage sur les 32 bassins versants pour les quatre fonctions FO, en utilisant soit le modèle MORDOR, soit le modèle GR5X.

Concernant le modèle MORDOR, la figure 6.18 reporte les box plot du critère $SPAN_T$ pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. Nous pouvons observer que, en utilisant exclusivement un critère temporel comme fonction FO, la sensibilité à la période de calage est constante avec les temps de retour et se situe autour de 0.14 et de 0.16, respectivement pour $NSE_q + vol$ et pour KGE_q. Lorsqu'on s'appuie aussi sur un critère fréquentiel, la sensibilité du procédé de simulation semi-continue est plus importante, surtout pour des temps de retour « ordinaires » . En effet, cette dépendance décroît avec les temps de retour. De façon globale la sensibilité la plus forte est observable dans les simulations associées à la fonction FO $KGE_q + NSE_{qcl}$.

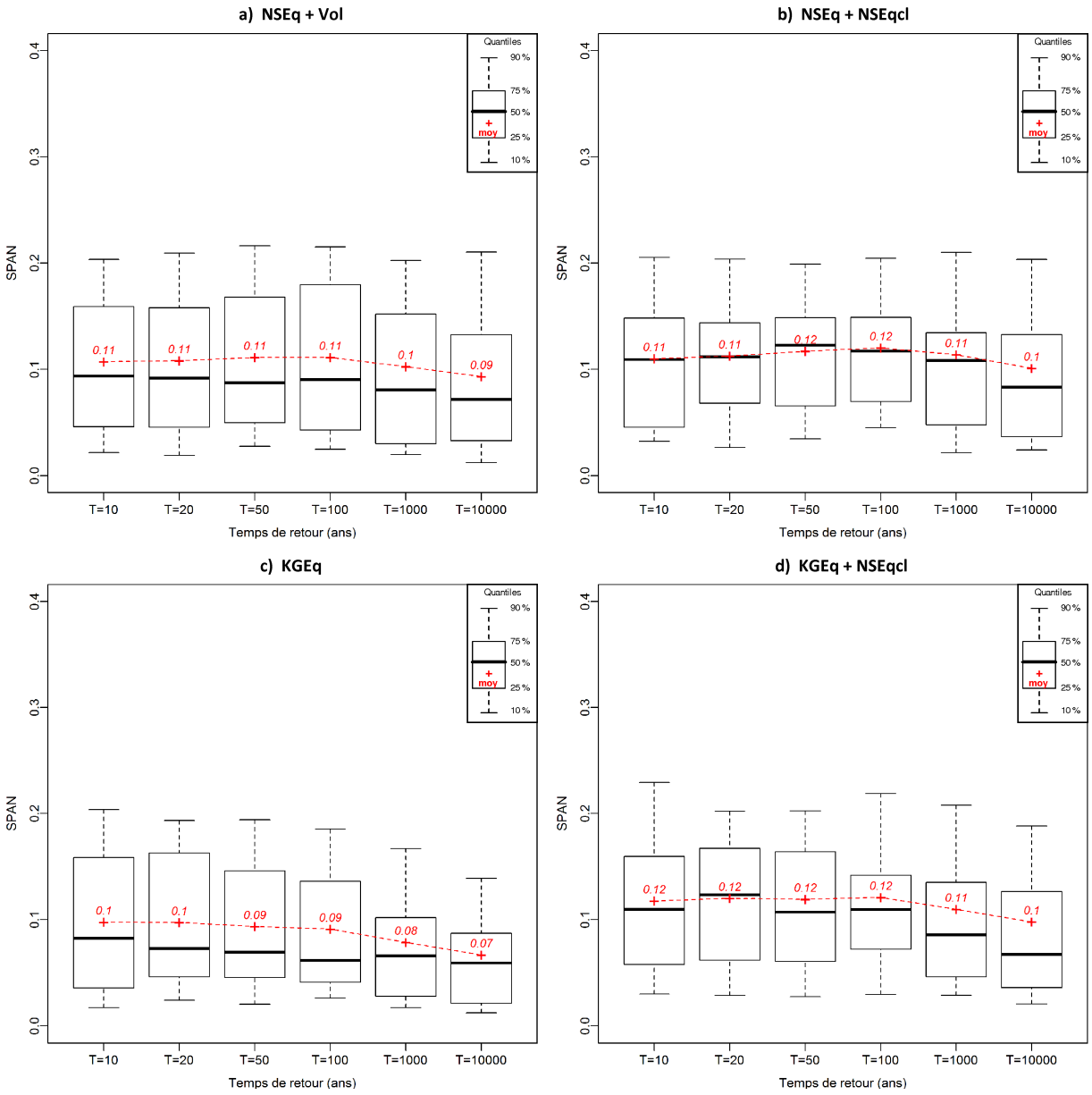


FIGURE 6.19: *Sensibilité à la période de calage du modèle hydrologique GR5X pour les quatre fonctions FO considérées. Box plot des critères $SPAN_T$ calculés sur les écoulements générés pour 32 bassins versants et pour des temps de retour de 10 à 10000 ans.*

Concernant le modèle GR5X, la figure 6.19 reporte les box plot du critère $SPAN_T$ pour des temps de retour de 10 à 10000 ans. Dans ce contexte nous pouvons affirmer que la sensibilité à la période de calage est en moyenne égale à 0.11 pour n'importe quel temps de retour et n'importe quelle fonction FO considérés. On observe par contre des valeurs légèrement plus faibles dans le cas où la fonction FO est égale à KGE_q, surtout avec des temps de retour plus élevés.

Pour résumer, le procédé de simulation semi-continue est sensible à la période de calage des paramètres du modèle hydrologique. De plus, si on s'appuie sur le modèle GR5X, le procédé de simulation est moins sensible à cet aspect que celui basé sur le modèle MORDOR. En effet, si on considère un critère fréquentiel dans la fonction FO, pour des temps de retour de 10 à 100 ans, le procédé de simulation est plus sensible lorsque le modèle MORDOR

est utilisé. On n'observe pas le même comportement pour le modèle GR5X. D'ailleurs, comme nous l'avons déjà remarqué en étudiant l'équi-performance des deux modèles, GR5X est plus robuste que MORDOR aussi bien en modélisation qu'en extrapolation.

La figure 6.20 illustre quatre exemples des résultats obtenus dans cette section. Les figures 6.20 en haut montrent, pour le cas du bassin du Gardon à Generargues (245 km^2), deux exemples d'ajustements convergents entre les deux périodes de calage considérées. Par contre, les figures 6.20 en bas illustrent, pour le bassin du Tarn à Pinet (2295 km^2), l'exemple contraire. Ces constats sont valables aussi bien pour MORDOR que pour GR5X, mais cela ne doit pas être considéré comme un cas général. En effet, les figures 6.21 les comportements de MORDOR et GR5X peuvent aussi parfois diverger. Dans le cas du Tarn à Pinet (229 km^2), illustré par les figures 6.21 en haut, MORDOR fournit des fonctions de répartitions convergentes avec deux périodes de calage différentes alors que GR5X ne le permet pas. L'exemple du Drac au Sautet (990 km^2) représenté sur les figures 6.21 en bas illustre le cas contraire.

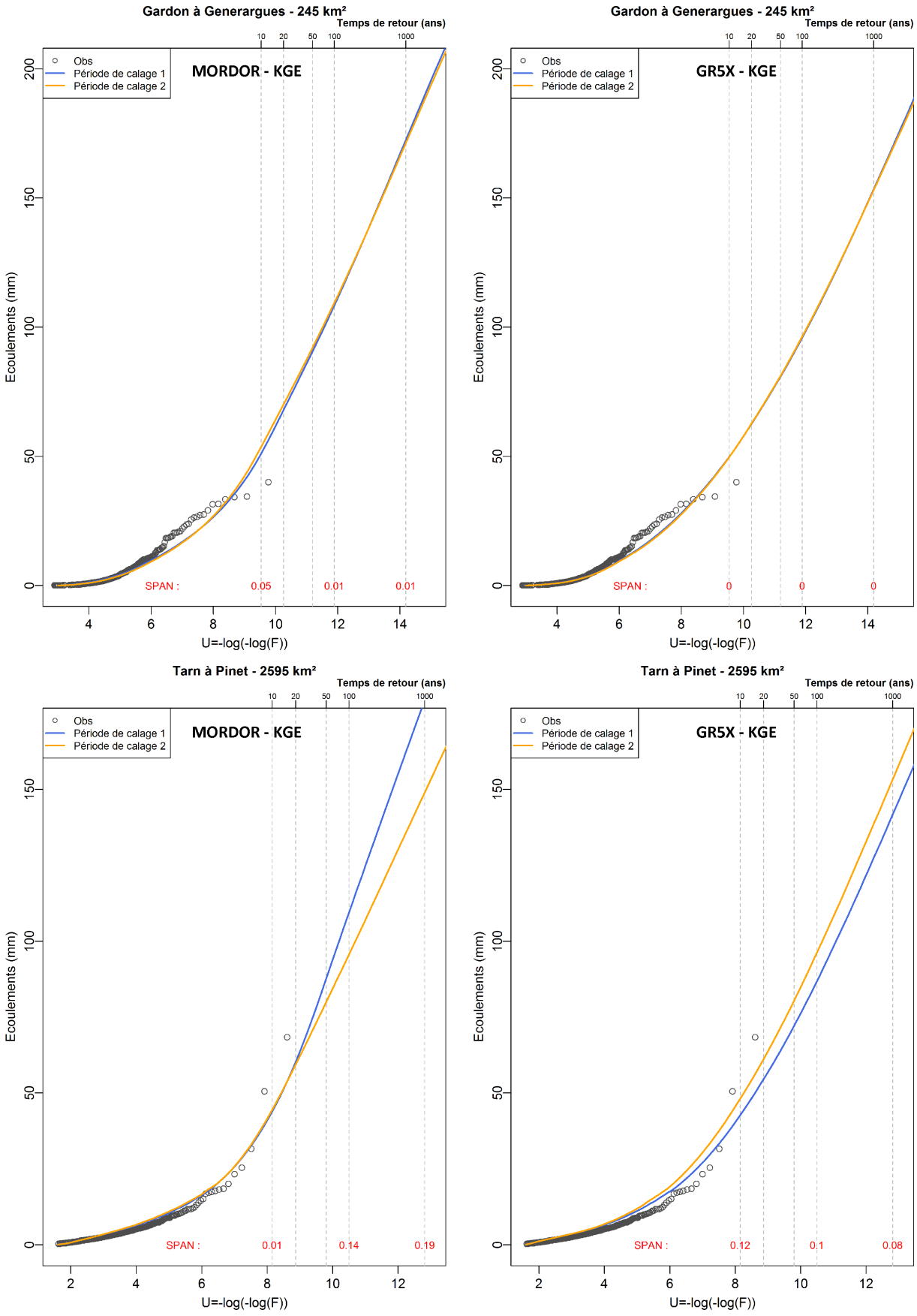


FIGURE 6.20: *Sensibilité à la période de calage. Exemple du bassin Gardon à Generargues (245 km^2 et du bassin du Tarn à Pinet (2295 km^2).*

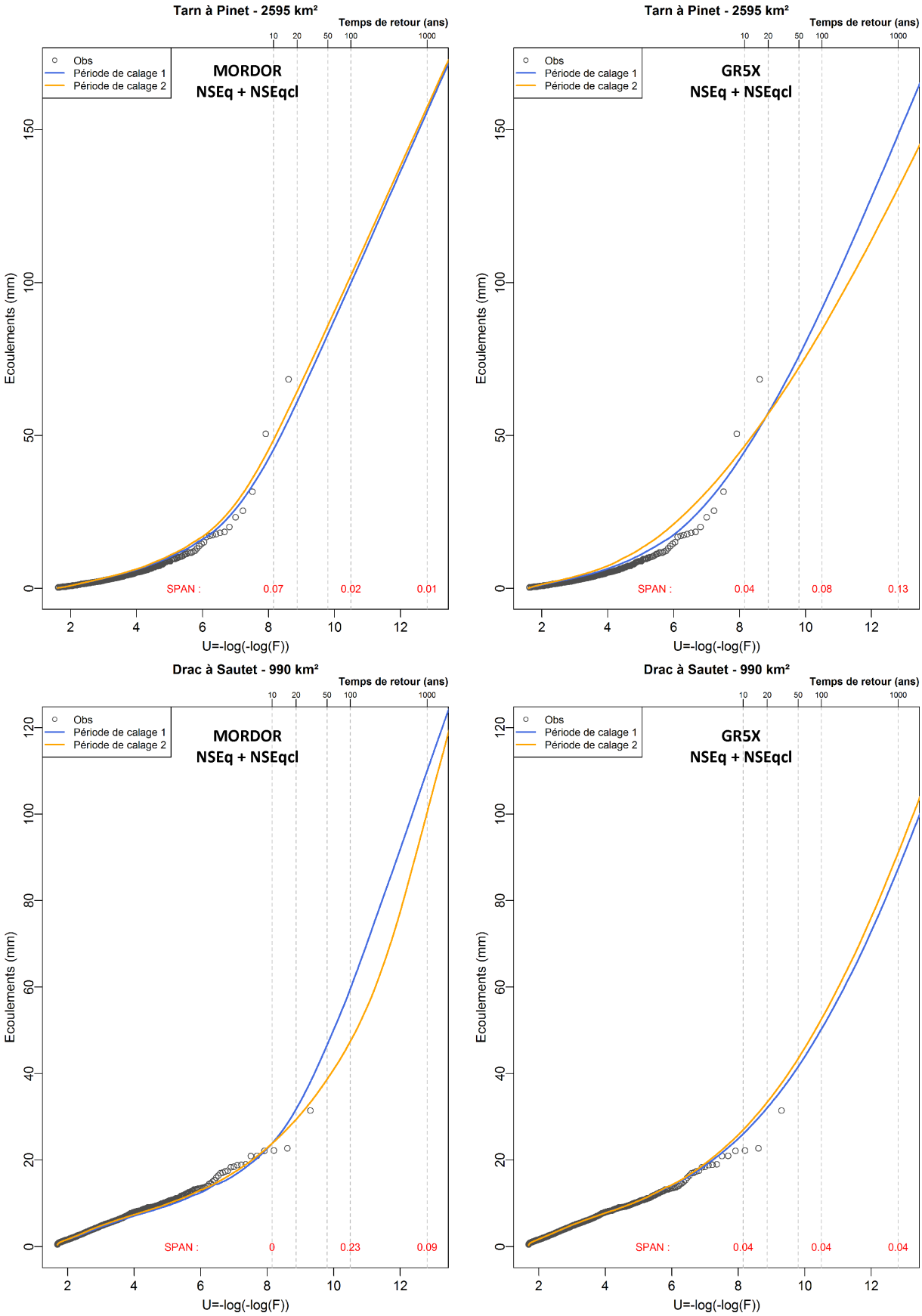


FIGURE 6.21: *Sensibilité à la fonction FO. Exemple du bassin Gardon à Generargues (245 km^2 et du bassin du Tarn à Pinet (2295 km^2).*

6.8 Comparaison avec les résultats de référence

Il est important de remarquer que les résultats illustrés dans ce chapitre sont issus de l'application d'un procédé calage semi-automatique. Cette stratégie de calage est conditionnée par le fait de mener une étude de sensibilité à plusieurs aspects et sur plusieurs bassins versants. Par conséquent, pour retourner dans des pratiques plus proches de la réalité des études, nous avons voulu quantifier les écarts entre nos estimations et la solution de référence [22]($Mod0$).

La figure 6.22 illustre la comparaison, en terme du critère $DELTA_T$, entre les estimations $Mod0$ et celles obtenues avec MORDOR (calé selon les quatre fonctions FO considérées). De façon analogue, la figure 6.23 reporte la même comparaison, mais par rapport GR5X. En nous appuyant sur ces figures, nous pouvons constater que :

- les estimations obtenues avec MORDOR sont plus proches de la solution de référence que celles obtenues avec GR5X. Concernant MORDOR, ce résultat n'est pas étonnant, puisqu'on compare des estimations calculées avec la même structure de modèle. Concernant GR5X, les différences obtenues sont compatibles avec celles observées entre MORDOR et GR5X en calage semi-automatique et reportées au paragraphe 6.5.
- Ce calcul nous permet de valider la méthode de calage semi-automatique, car les estimations obtenues en introduisant un critère fréquentiel dans la fonction FO sont très proches de celles des études de références, où une fonction FO $NSEq + NSEqcl$ est couramment utilisée.
- Ce calcul illustre l'impact de l'expertise humaine sur les études de références. On constate que les estimations de référence sont légèrement plus fortes que celles obtenues avec un calage semi-automatique. Ce résultat prouve le caractère conservateur de l'expertise humaine.

22. La solution recalculée en utilisant les vecteur de paramètres utilisé dans les études opérationnelles.

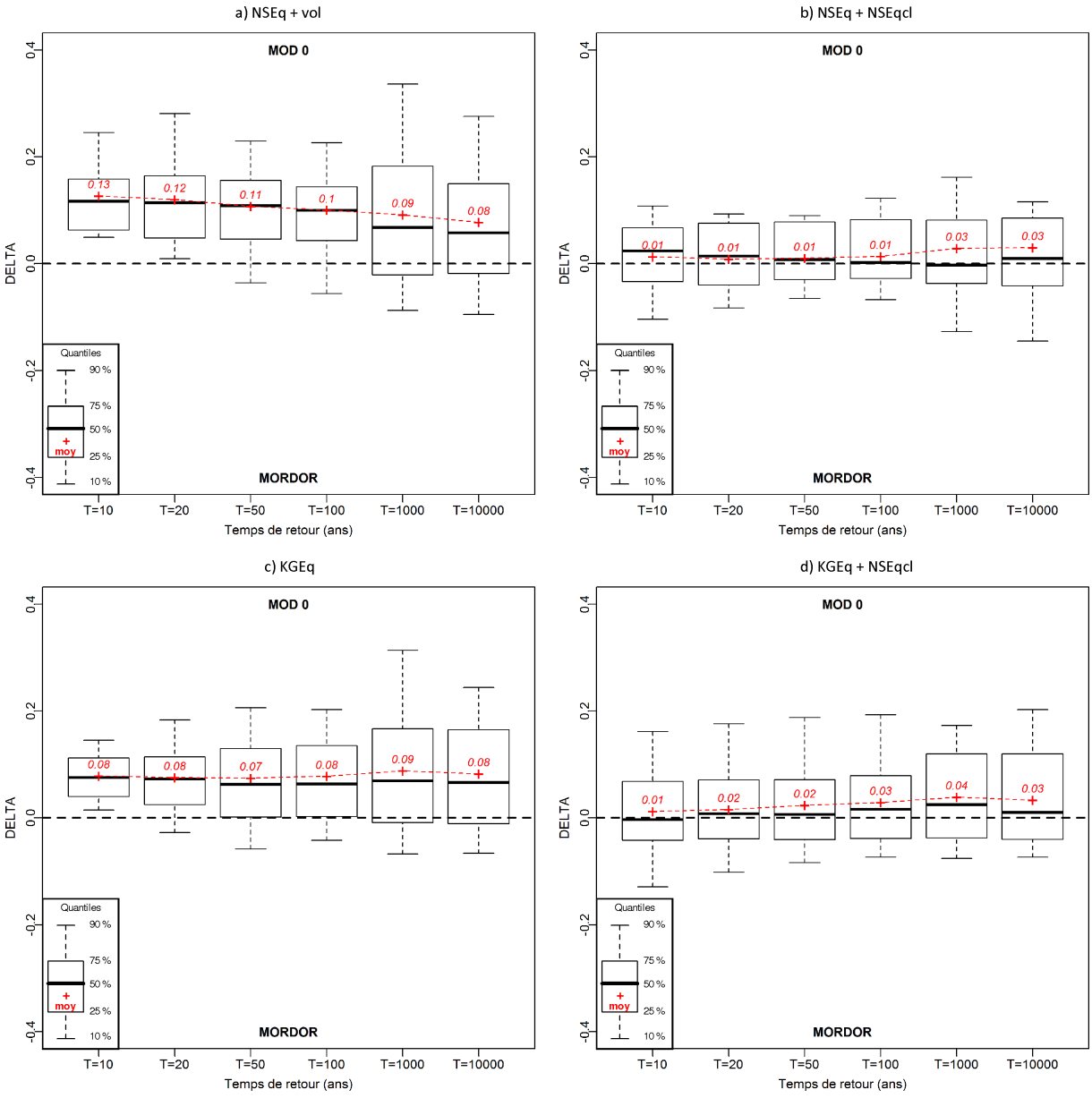


FIGURE 6.22: *Comparaison entre les estimations de référence (Mod0) et celles issues du calage semi-automatique en s'appuyant sur le modèle MORDOR. Box plot des critères $DELTA_T$ (**c** et **d**) calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants, pour des temps de retour de 10 à 10000 ans et pour les quatre fonctions FO : $NSEq + vol$ (**a**), $NSE_q + NSE_{qcl}$ (**b**), KGE_q (**c**) et $KGEq + NSE_{qcl}$ (**d**).*

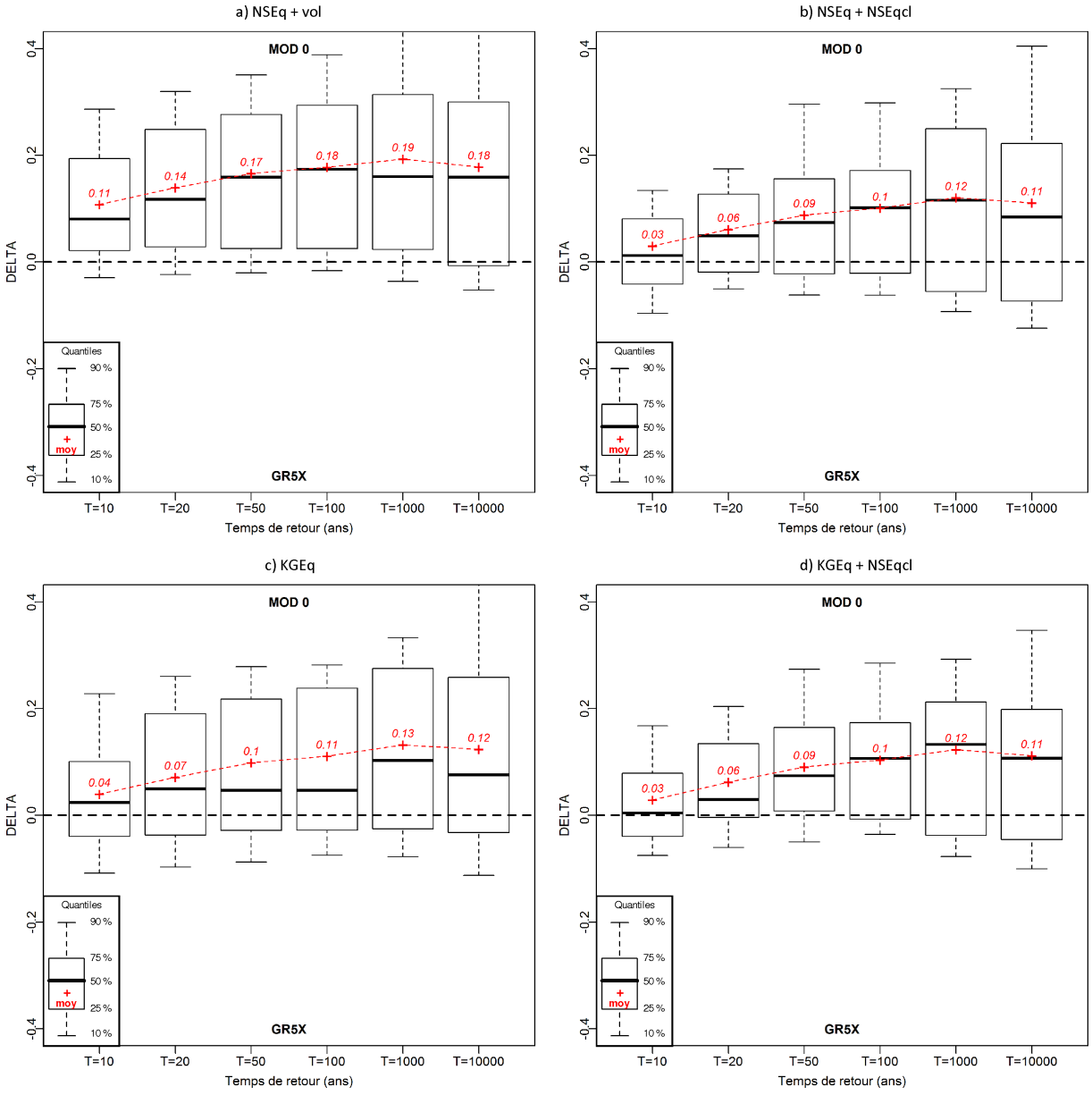


FIGURE 6.23: *Comparaison entre les estimations de référence (Mod0) et celles issues du calage semi-automatique en s'appuyant sur le modèle GR5X. Box plot des critères $DELTA_T$ (**c** et **d**) calculés sur les écoulements générés pour les 32 bassins versants, pour des temps de retour de 10 à 10000 ans et pour les quatre fonctions FO : $NSEq + vol$ (**a**), $NSE_q + NSE_{qcl}$ (**b**), KGE_q (**c**) et $KGEq + NSE_{qcl}$ (**d**).*

6.9 Synthèse du sixième chapitre

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'étude de sensibilité des résultats de la simulation hydrologique semi-continue au modèle hydrologique pluie-débit. Plus précisément nous avons investigué la sensibilité (i) à la structure du modèle, (ii) à la fonction objectif utilisée pour le calage des paramètres et (iii) à la période considérée pour réaliser ce calage.

De façon analogue au chapitre précédent, l'étude présentée ici visait à hiérarchiser les aspects qui participent à la génération des écoulements pour poser les bases d'éventuelles investigations futures. **Le premier résultat de ce chapitre est que, globalement, on peut affirmer que le procédé de simulation semi-continue s'est montré de moyennement sensible à sensible aux aspects investigués**.

Étant donnés les deux modèles hydrologiques, les quatre fonction FO considérées et les 32 bassins versants, nous pouvons tirer les conclusions générales suivantes :

- **Le procédé est sensible à la période de calage des paramètres du modèle hydrologique**. Plus précisément un procédé de simulation qui s'appuie sur MORDOR est plus sensible à cet aspect que celui qui est basé sur GR5X. Concernant le modèle MORDOR et une fonction FO comme $NSE_q + NSE_{qcl}$ (ou $KGE_q + NSE_{qcl}$), cette sensibilité est plus importante pour des temps de retour faibles qu'élevés.
- **Si on considère les quatre fonctions FO, le procédé de simulation semi-continue est plus sensible au critère de calage qu'à la structure du modèle hydrologique**. Concernant le modèle MORDOR, on observe que les estimations associées à des fonctions FO avec des critères fréquentiels sont de façon systématique plus fortes que celles basées exclusivement sur des critères temporels. Enfin, aussi bien pour MORDOR que pour GR5X, lorsqu'on considère exclusivement des fonctions FO basées sur ce critère fréquentiel (NSE_{qcl}), la sensibilité du procédé de simulation semi-continue diminue par rapport au cas général des quatre fonctions FO.
- **Le procédé est moyennement sensible à la structure du modèle hydrologique considéré. Cette sensibilité augmente avec le temps de retour et diffère d'une fonction FO à l'autre**. En particulier nous avons observé que l'introduction d'un critère fréquentiel dans la fonction FO réduit la sensibilité du procédé. Plus précisément, une fonction FO issue de la composition du critère KGE_q et NSE_{qcl} produit un écart moyen entre les estimations associées aux deux modèles d'environ 12% pour le débit millennal (respectivement 6% et 11% pour le débit décennal et centennal). Par contre, en considérant une fonction FO qui s'appuie exclusivement sur des critères temporels (e.g. NSE_q), cet écart moyen est plus important et est égal à environ 15% pour le débit millennal (respectivement 9% et 13% pour le débit décennal et centennal). **Ces résultats soulignent l'importance d'introduire un critère fréquentiel dans le calage des paramètres du modèle hydrologique**. Il est important de nuancer cette conclusion car nous avons utilisé deux structures de modèles aux performances très proches au calage (interpolation). Cette équi-performance réduit probablement la sensibilité à la structure. Néanmoins, il serait intéressant de comparer les extrapolations obtenues avec MORDOR à celles obtenues avec

une structure de modèle sensiblement moins performante au calage.

– **Globalement, on observe que les estimations associées à l'utilisation du modèle MORDOR sont plus fortes que celles du modèle GR5X**. On a essayé d'expliquer ce constat en analysant les effets sur le procédé de simulation semi-continue des deux principales différences entre les deux modèles (voir paragraphe 6.2.3). Le fait de concevoir ou pas des échanges souterrains est négligeable dans le procédé de génération des écoulements [23]. De plus, on a constaté qu'une fonction de transfert identique [24] pour les deux modèles ne réduit pas les écarts entre leurs estimations. Des travaux futurs sont envisageables pour comparer les structures des deux modèles et comprendre quelle partie induit les écarts observés en extrapolation.
– **Un procédé de simulation semi-continue, basé sur le modèle MORDOR, est légèrement plus sensible au critère de calage et à la période de calage, qu'un procédé basé sur GR5X**. Néanmoins, la procédure de calage-contrôle réalisée ne correspond pas aux pratiques classiques dans des études opérationnelles. En effet, le choix des demi-périodes de calage et de contrôle s'est fait de manière indépendante de la variabilité hydrologique observée, ce qui ne représente pas les pratiques réelles. Dans les pratiques opérationnelles, lorsque les séries de données disponibles sont longues, l'expertise humaine à pour but de sélectionner une partie des chroniques qui représente un bon échantillonnage de la variabilité climatique possible du bassin versant. **Nous pensons ainsi que l'expertise humaine permet de réduire la sensibilité du modèle au critère de calage et à la structure**. La question de la sensibilité à la période de calage a été partiellement abordée dans ce travail. En effet, nous avons reproduit les tests classiquement utilisés dans la littérature (Klemes (1986), « Split sample test »). Une manière d'approfondir ce test serait de réaliser un « Differential split sample test » (Klemes, 1986) pour isoler des périodes de calage et de validation extrêmement contrastées, i. e. très sèche ou très humide. Ce test serait évidemment très différent des pratiques opérationnelles, mais il permettrait de connaitre la borne supérieure de la sensibilité à la période de calage.

Nous pouvons ainsi conclure que le critère *KGE*, récemment proposé par Gupta *et al.* (2009), s'est montré plus intéressant que le critère *NSE*, classiquement utilisé en hydrologie. Nous avons notamment constaté qu'il permet d'avoir un calage plus robuste du modèle hydrologique. Néanmoins, un critère fréquentiel reste nécessaire, il pourrait être intéressant de vérifier qu'une meilleure pondération des trois sous-critères du *KGE* permettrait de remplacer le critère composite que nous avons testé ($KGE_q + NSE_{qcl}$). Dans un contexte opérationnel, « riche » en données, le procédé reste peu sensible à la structure. Par contre, pour les cas délicats, avec peu de données, il peut être intéressant d'utiliser GR5X.

23. On a vérifié que, sur les 32 bassins versants considérés, la partie d'écoulement qui sort du bassin versant par échange souterrain est négligeable par rapport au volume écoulé, surtout en crue.

24. Nous avons fixé pour les 32 bassins versants, pour GR5X comme pour MORDOR, une fonction de transfert médiane.

Conclusion de la deuxième partie

Nous avons présenté dans cette partie le procédé de simulation semi-continue utilisé dans la méthode SCHADEX. Après avoir analysé son fonctionnement, nous avons discuté de ses principes de base en définissant ses possibilités et ses limites (chapitre 4).

Globalement, on peut retenir que le principal avantage lié à cette typologie de procédé de simulation est le fait de rester parcimonieux sur le nombre d'hypothèses d'extrapolation, par rapport à la majorité des processus de simulation continue rencontrés dans la littérature.

Pour synthétiser, le procédé de simulation ici décrit, en utilisant un simple générateur de pluie évènementiel et surtout en s'appuyant au maximum sur l'information contenue dans la série climatologique, représente une façon originale de réaliser le croisement de l'aléa pluviométrique et de l'aléa « état hydrique » du bassin versant.

La procédure de simulation hydrologique a été faite évoluer, notamment en conditionnant le tirage des épisodes pluvieux au type de temps, ce qui permet de mieux prendre en compte la dépendance pluie-température.

Une partie importante du deuxième volet de cette thèse (chapitres 5 et 6) a été consacrée à l'analyse de sensibilité du procédé de simulation hydrologique aux modèles probabilistes de pluie et au modèle hydrologique utilisé. Tous d'abord, cette étude nous a permis d'évaluer la sensibilité du procédé de simulation aux paramètres des modèles probabilistes de pluie qui participent à la génération stochastique des épisodes pluvieux. Ensuite, nous nous sommes concentrés sur l'analyse de la sensibilité des résultats de la simulation hydrologique semi-continue à la structure du modèle hydrologique, au choix de la fonction objectif utilisée pour le calage des paramètres du modèle et à la période chronologique considérée pour ce calage.

Pour synthétiser ces résultats nous nous sommes principalement appuyés sur un score numérique $SPAN_T$. Nous rappelons que ce score quantifie l'écart maximum entre plusieurs estimations exprimé en pourcentage de leur estimation moyenne. Comme nous l'avons déjà dit, nous pouvons résumer qualitativement la sensibilité du procédé de simulation par rapport aux aspects considérés en donnant les plages de variation du score $SPAN_T$. Nous considérons le procédé de simulation **non sensible** ($\star$) à l'aspect étudié si $SPAN_T$ est nul, **peu sensible** ($\star\star$) s'il est compris entre 0% et 5%, **moyennement sensible** ($\star\star\star$) s'il est compris entre 5% et 10%, **sensible** ($\star\star\star\star$) s'il est compris entre 10% et 20% et **fortement sensible** ($\star\star\star\star\star$) s'il est supérieur à 20%. Le tableau 6.4 illustre les jugements quantitatifs de sensibilité aux aspects

TABLE 6.4: *Synthèse de la sensibilité du procédé de simulation semi-continue.*

	Aspects	T = 10 ans	T = 1000 ans
Simulation	Prise en compte de la dépendance pluie-temperature	⋆⋆	⋆⋆
Pluie centrale	Choix du seuil de l'échantillonnage POT	⋆⋆⋆	⋆⋆⋆
Pluies adjacentes	Découpage saisonnier des pluies adjacentes	⋆⋆	⋆⋆
	Nombre de classes de pluie centrale	⋆⋆	⋆⋆
Pluies antérieures	Utilisation du modèle de correction probabiliste	⋆⋆⋆	⋆⋆
Modèle hydrologique	Structure du modèle hydrologique	⋆⋆⋆	⋆⋆⋆⋆
	Fonction objectif	⋆⋆⋆⋆	⋆⋆⋆⋆
	Période de calage	⋆⋆⋆⋆	⋆⋆⋆⋆

étudiés, définis sur la valeur du $SPAN_T$ moyenne obtenue sur les 32 bassins versants considérés.

À ce stade des travaux et par rapport aux aspects étudiés, nous pouvons retenir que le procédé de simulation semi-continue est plus sensible aux composantes liées au modèle hydrologique qu'à celles liées aux modèles probabilistes de pluie.

Concernant les aspect liés aux modèles probabilistes de pluie, le procédé de simulation hydrologique s'est montré de peu à moyennement sensible. Nous pouvons affirmer que le procédé de simulation est moyennement sensible, aussi bien au choix du seuil de pluie centrale que, pour des temps inférieurs à 100 ans, au modèle de correction probabiliste des pluies antérieures.

Concernant le modèle hydrologique, nous pouvons affirmer que le procédé de simulation est sensible, en ordre décroissant, aux aspects suivants : (i) période de calage, (ii) fonctions objet et (iii) structure du modèle.

Néanmoins, nous pensons que cette hiérarchisation dépend de la qualité des modèles comparés. Ainsi, si nous avions utilisé des modèles aux performances sensiblement différentes, il serait probable que la hiérarchisation change.

Les résultats concernant l'estimation de la sensibilité à la période de calage restent à nuancer. En effet, comme dans un contexte d'étude opérationnelle, l'examen visuel des ajustements nous aurait permis de rejeter certains calages. Nous pensons donc que l'expertise humaine permet de réduire cette sensibilité.

Fort de ces résultats, une piste importante de recherche serait la caractérisation hydrologique

des données pour arriver à extraire le contenu informatif des chroniques et pouvoir déterminer la « meilleure » période à considérer pour le calage des paramètres du modèle. Un dernier mot pour souligner l'importance fondamentale de la critique des données : une étude des crues extrêmes doit se fonder sur un ensemble de données bien contrôlées et vérifiées.

Troisième partie

Passage du débit moyen au débit de pointe de crue

Chapitre 7

Le coefficient de forme de crue

Ce dernier chapitre détaille le passage du débit moyen au débit de pointe à travers l'application d'un coefficient multiplicatif moyen, défini comme coefficient de forme ou d'affinité des crues. Il débute par la définition de ce coefficient et par une rapide description de la méthodologie actuellement employée pour son calcul dans un contexte opérationnel. Une amélioration de la méthode de calcul de coefficient de forme, qui s'appuie sur un processus d'échantillonnage sup-seuil semi-automatique et multi-durée, sera proposée. Après avoir discuté autour de la validité de l'hypothèse sous-jacente, l'utilisation d'un coefficient de forme unique, une proposition alternative sera introduite. Celle-ci vise à la prise en compte, de manière stochastique, d'une possible variabilité du coefficient de forme.

Sommaire

7.1 Le coefficient de forme de crue 241
7.1.1 Contexte général 241
7.1.2 Le coefficient de forme de crue 241
7.1.3 Méthode actuelle de calcul du coefficient de forme de crue 242
7.2 Amélioration de la méthode de calcul du coefficient de forme 243
7.2.1 Échantillonnage sup-seuil 244
7.2.2 Cas d'application 247
7.3 Un coefficient de forme unique 249
7.4 Vers la prise en compte de la variabilité des coefficients de forme de crue 253
7.4.1 Le modèle $K_v - K_c$ 254
7.4.2 L'introduction du modèle $K_v - K_c$ dans la simulation hydrologique . 255
7.5 Synthèse du septième chapitre 259

7.1 Le coefficient de forme de crue

7.1.1 Contexte général

Dans la prédétermination des crues et dans ses applications, la crue de projet est définie à partir d'un débit maximal de pointe (ou instantané) d'un temps de retour donné, e.g. la crue maximale de pointe millennale.

Comme nous avons pu l'observer au sein de la précédente partie, le procédé de simulation hydrologique utilisé dans la méthode SCHADEX fournit comme résultat la fonction de répartition des écoulements générés au pas de temps caractéristique du bassin versant. En effet la génération stochastique des épisodes pluvieux comme la modélisation hydrologique sont réalisées à ce pas de temps. Les débits instantanés extrêmes doivent donc être déduits à partir des débits moyens sur un pas de temps fixé.

Dans la méthode SCHADEX, comme dans la méthode du GRADEX, le passage des volumes et aux pointes des crues est réalisé à travers l'application d'un coefficient multiplicatif moyen (ou médian), défini comme coefficient de forme ou d'affinité des crues.

7.1.2 Le coefficient de forme de crue

Nous pouvons définir le coefficient de forme d'une crue comme le rapport entre le débit maximum instantané (QIX) et le débit moyen calculé sur le pas de temps caractéristique du bassin versant considéré (Vc).

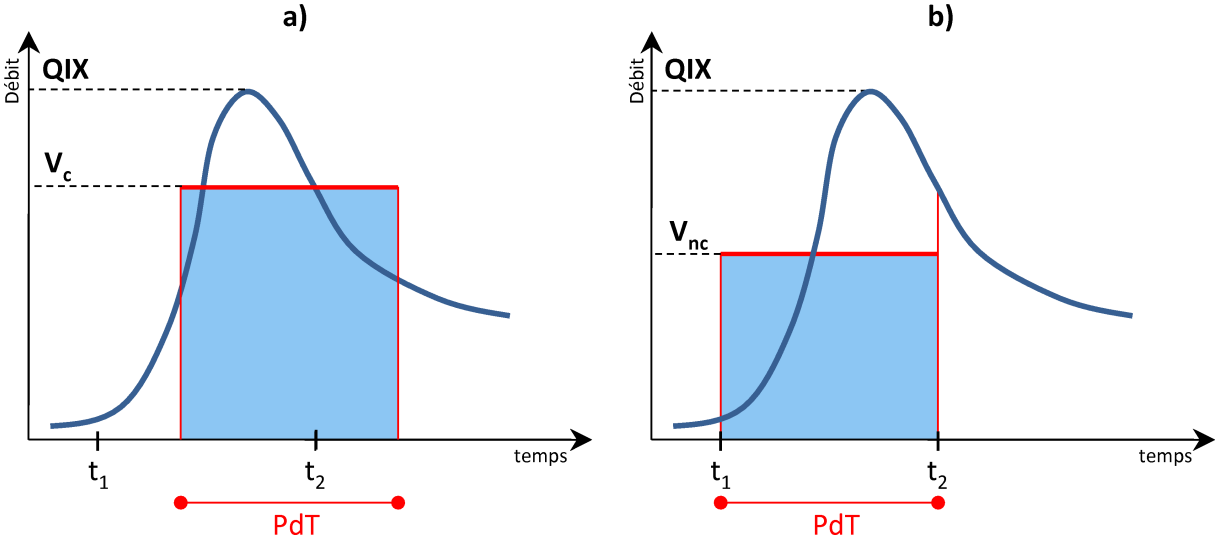


FIGURE 7.1: *Définition graphique du coefficient de forme centré (**a**) et non centré (**b**).*

Pour une crue donnée, nous pouvons distinguer deux coefficients de forme différents : le coefficient de forme centré K_c (Fig. 7.1a) et le coefficient de forme non centré K_{nc} (Fig. 7.1b). Pour ces deux cas, il s'agit toujours du rapport entre le débit de pointe de la crue et son volume, mais avec deux façons différentes de définir le volume de la crue. Dans le cas du coefficient

centré le volume est la valeur maximale du débit moyen de durée égale au pas de temps caractéristique du bassin versant, qui est observée sur l'événement et qui inclut la pointe (V_c). Pour le coefficient non centré, le volume est calculé comme le débit moyen de durée égale au pas de temps caractéristique selon une référence calendaire fixe (V_{nc}). En faisant référence à la figure 7.1, nous pouvons définir ces deux coefficients à travers les formulations suivantes :

$$\begin{cases} K_c = QIX/V_c \\ K_{nc} = QIX/V_{nc} \end{cases} \tag{7.1}$$

Généralement, pour des questions de disponibilité de données, le débit à pas de temps horaire est considéré équivalent au débit instantané. Cette simplification est directement liée à la technique d'acquisition de la mesure de débit historiquement utilisée par EDF [1], où une valeur moyenne horaire est stockée. L'analogie entre le débit instantané et le débit horaire peut poser des problèmes pour de très petits bassins versants [2] où la variation horaire de débit n'est pas négligeable. La solution à ce type d'inconvénient serait de stocker l'information non pas à pas de temps constant, mais à variation relative de débit constante (pas de temps variable) [3].

7.1.3 Méthode actuelle de calcul du coefficient de forme de crue

Au début de cette thèse, dans le cadre des applications opérationnelles de la méthode SCHADEX, le coefficient de forme globale du bassin versant était pris comme étant la moyenne des différentes valeurs calculées sur un catalogue d'hydrogrammes de crue enregistré sur le bassin versant. **Pour cela, dans la méthode SCHADEX, la troisième hypothèse de la méthode GRADEX est reprise. Elle affirme qu'on peut considérer le coefficient de forme comme une variable aléatoire ayant une certaine variabilité où sa valeur moyenne, calculée sous un échantillon bien choisi de crues, ne dépend pas de l'ampleur de la crue et reste un bon indicateur du rapport entre le débit de pointe et le débit moyen pour des temps de retour élevés.**

En pratique, l'évaluation du coefficient de forme est effectuée en deux étapes.

Étape 1 La collection d'hydrogrammes de crue est sélectionnée manuellement à partir de la visualisation des chroniques de débit horaire, du dépouillement de limnigrammes, ou de relevés réalisés lors des crues sur un aménagement (cote du plan d'eau, position des vannes, etc.). Plusieurs critères qualitatifs sur les hydrogrammes contribuent à rendre cette sélection la plus homogène possible :

- le débit maximal atteint doit être significatif ;
- la dynamique de crue doit être la plus « pure » possible (« type hydrogramme unitaire ») ;

1. Nous nous référons à la technique d'enregistrement numérique de la mesure. L'enregistrement avec un limnigramme papier ne présentait pas cette problématique car la mesure était prise en continu.
2. Par exemple, bassin versant de surface inférieure à 10 km^2.
3. Cette technique est utilisée par exemple par les service hydrométriques de l'État (banque HYDRO).

- le débit de base (au début de l'hydrogramme, avant la montée) doit être faible devant le débit de pointe (de 20 à 30% au maximum) ;
- les crues dont les hydrogrammes sont très étalés, influencés par la neige (e.g. abattement nival important qui « casse » la montée en débit, récession soutenue par la fonte), ou trop complexes (eg. succession rapprochée d'événements) doivent être éliminées.

Pour synthétiser, tout ceci vise à ne retenir que des crues dont la forme pourrait être transposée de manière crédible sur un volume de crue extrême.

Étape 2 Une fois l'échantillon d'hydrogrammes sélectionné, le coefficient de forme non centré de chaque crue est calculé. Il est important de remarquer que, dans la méthode SCHADEX, le coefficient de forme appliqué aux écoulements simulés au pas de temps de l'étude est un coefficient de forme non centré : il n'y a aucun centrage des pluies et des débits dans les processus d'ajustement et de simulation de la méthode SCHADEX. Le coefficient de forme centré est néanmoins souvent présenté avec le coefficient non centré, à titre indicatif.

7.2 Amélioration de la méthode de calcul du coefficient de forme

Tout en restant une solution applicable d'un point de vue opérationnel, la méthode d'estimation du coefficient de forme présentée dans la section précédente n'est pas totalement satisfaisante et pose problème pour différentes raisons. Tout d'abord, elle est laborieuse à mettre en place : il faut étudier en détail l'ensemble de la chronique de débit pour sélectionner les hydrogrammes les plus aptes à représenter le coefficient de forme du bassin. Ensuite, cette méthode est peu robuste et fondée sur des critères de sélection subjectifs, qui font varier les résultats d'une personne à l'autre et d'une fois sur l'autre. La valeur obtenue par la moyenne des coefficients de forme peut donc varier significativement avec un impact multiplicatif direct sur l'estimation du débit de pointe.

Dans le cadre de cette thèse nous avons tout d'abord essayé d'apporter des améliorations au processus de sélection des hydrogrammes pour le rendre plus facile à mettre en œuvre, plus objectif et plus robuste. Toutefois, il est important de remarquer que les améliorations que nous allons détailler dans les paragraphes suivants sont applicables lorsqu'une chronique de débit horaire est disponible. Si l'information est présente exclusivement sous la forme de limnigrammes et/ou relevés d'aménagement, une section manuelle est la seule solution envisageable. Une partie des travaux ici présentés a été réalisée sous la forme d'un projet de fin d'études, qui a fait l'objet d'un rapport (Kuentz, 2009) dont nous reprenons les principales lignes et conclusions en complétant par des calculs complémentaires.

7.2.1 Échantillonnage sup-seuil

En nous appuyant principalement sur les travaux réalisés par Lang *et al.* (1999) et par Javelle (2001), nous avons développé un processus d'échantillonnage sup-seuil semi-automatique [4] et bi-durée [5]. Le principal intérêt de cet échantillonnage est de définir un échantillon des hydrogrammes de crue rigoureux, contrôlé et représentatif du comportement du bassin versant considéré. Pour atteindre ce but, le procédé de sélection se fonde sur les critères et paramètres suivants :

Critère 1 Nombre d'événements moyen μ par année. La longueur de la série est considérée en termes d'années équivalentes, c'est-à-dire en éliminant du décompte les dates où la mesure est manquante.

Critère 2 Critère de redescente. Il s'agit d'un critère d'indépendance qui fait intervenir la valeur minimale Q_{min}, atteinte entre deux pics QIX_1 et QIX_2 (Fig. 7.2a). On rejette la valeur QIX_2 si la condition suivante est vérifiée :

$$Q_{min} > \theta_1 \cdot QIX_1 \tag{7.2}$$

Critère 3 Critère d'espacement. Il s'agit d'un critère d'indépendance qui introduit une durée minimale entre deux pics QIX_1 et QIX_2 (Fig. 7.2b). La valeur QIX_2 est rejetée si la condition suivante est vérifiée :

$$d < \theta_2 \tag{7.3}$$

où d est la durée écoulée entre les deux pics.

Critère 4 Critère de gradient de montée. Il s'agit d'une valeur minimale du rapport QIX/Q_0, où Q_0 est le débit du début de l'hydrogramme [6] (Fig. 7.2c). La valeur QIX est rejetée si la condition suivante est vérifiée :

$$QIX/Q_0 < \theta_3 \tag{7.4}$$

La valeur du paramètre θ_3 dépend du pas de temps de la chronique considérée. Ce critère permet principalement de ne pas sélectionner des crues ayant une forme trop étalée (e.g. crues de printemps qui pour des bassins versants de montagne sont principalement associées à la fonte de neige).

Critère 5 Sélection des crues classées par ordre décroissant (par opposition à une selection dans un ordre temporel). Ce critère permet de retenir la crue la plus importante parmi deux crues ne répondant pas aux critères d'indépendance (Fig. 7.2d).

Une fois choisis le nombre d'événements moyen par année μ et les paramètres θ_1, θ_2 et θ_3, la valeur du seuil S est optimisée pour arriver à extraire des événements compatibles avec

4. Un contrôle visuel final est toujours réalisé.

5. Nous considérons la chronique de débit horaire et agrégée au pas de temps caractéristique du bassin versant considéré.

6. Il s'agit du débit minimum atteint dans une fenêtre temporelle qui précède la pointe et ayant une durée égale au pas de temps caractéristique de la crue.

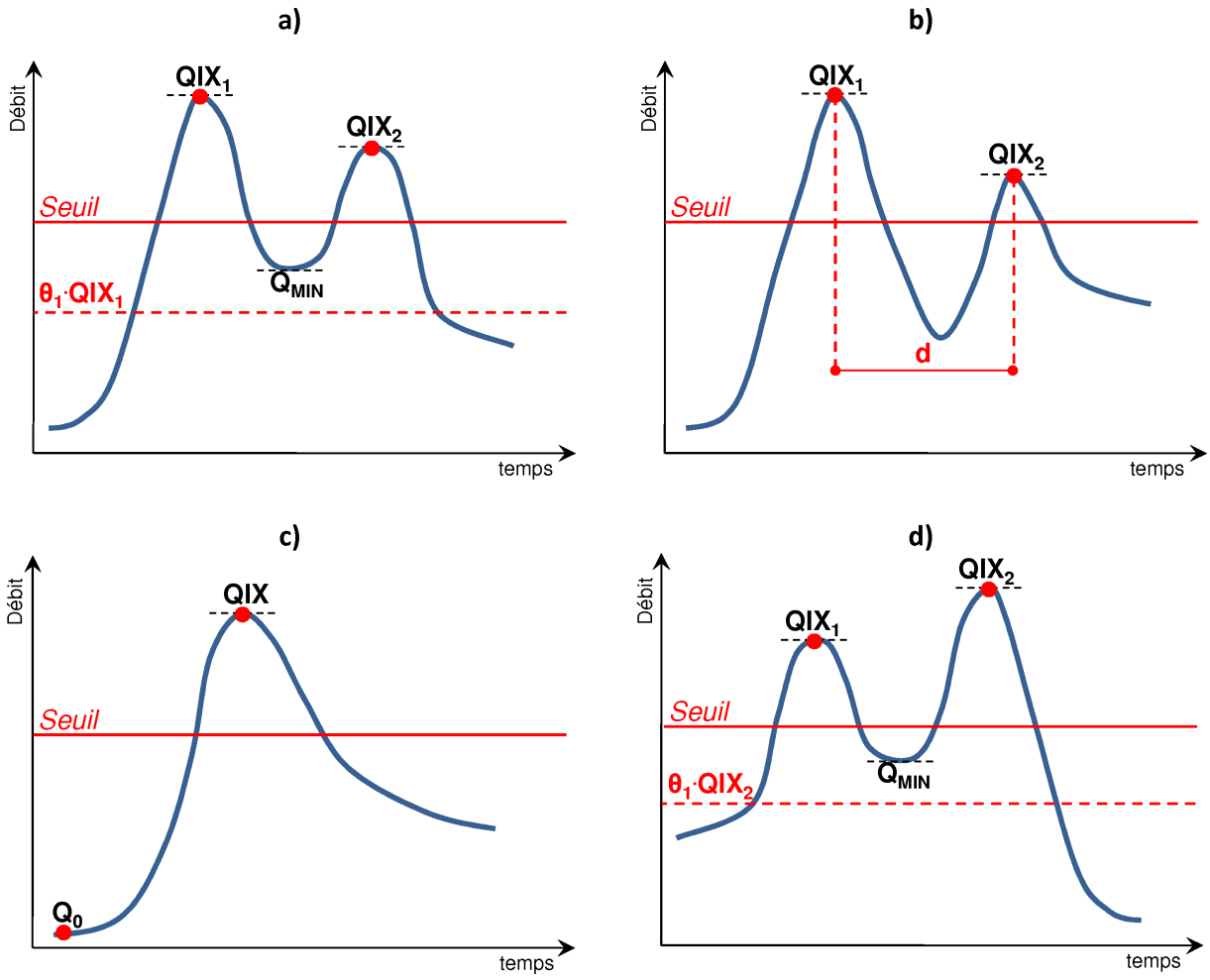


FIGURE 7.2: *Modalités d'extraction des valeurs supérieures à un seuil (Lang et Lavabre, 2007).*

les critères listés auparavant. Une démarche itérative permet ensuite de confirmer le choix des valeurs des paramètres μ, θ_1, θ_2 et θ_3. Comme illustré par Lang et Lavabre (2007), plusieurs tests sont disponibles pour vérifier les valeurs des paramètres d'échantillonnage. Nous avons choisi d'en utiliser deux :

Test 1 Indice de dispersion. Il s'agit de vérifier que le processus d'occurrence des crues suit une loi de Poisson laquelle suppose, de façon implicite, la stationnarité du processus et l'indépendance des valeurs de l'échantillon. À cette fin, nous pouvons utiliser le test de Cunnane (1979) fondé sur l'indice de dispersion I qui est caractérisé par la formulation suivante :

$$I = \frac{var(n)}{E(n)} \tag{7.5}$$

où n est la population du nombre d'événements n_i sélectionnés chaque année i.

Test 2 Stationnarité du processus de Poisson (Lang, 1995). Ce test consiste à comparer l'évolution du cumul d'évènements sélectionnés n_t au cours du temps t au cas thèorique visé, i.e. un nombre d'évènements sélectionné fluctuant aléatoirement autour de la valeur moyenne μ. Il s'agit par exemple de vérifier que la courbe expérimentale de n_t est située dans un intervalle de tolérance à 90% autour de la droite théorique $n_t = \mu \cdot t$. Dans ce but, Lang *et al.* (2004) ont proposé un tableau qui donne le pourcentage minimum de points devant

sortir de l'intervalle de tolérance pour rejeter l'hypothèse de stationnarité en fonction d'un risque donné, de la taille de l'échantillon et du nombre moyen d'événements par an. De façon pragmatique, Lang et Lavabre (2007) affirment que, si la taille de l'échantillon est supérieure à 25, pour un risque de 10% (i.e. intervalle de tolérance à 90%) la limite de points hors intervalle est de 29%.

Nous réalisons ce type d'échantillonnage sur deux durées différentes [7] : à une heure (sélection selon la pointe) et au pas de temps caractéristique du bassin versant considéré (sélection selon le volume). Une fois que ces deux échantillonnages sont extraits, une sélection, dite « mixte », est calculée en mélangeant les sélections à une heure et au pas de temps caractéristique. Il s'agit d'une sélection perceptuelle fondée sur le rang du débit de pointe des épisodes sélectionnés, qui mélange à la fois des fortes pointes et des volumes importants. L'idée à la base de cette sélection est de traduire numériquement le même état d'esprit qu'une sélection manuelle et subjective réalisée par un opérateur, i.e. savoir collecter les plus grosses crues en pointe et en volume.

Pour conclure, une fois terminées les trois sélections, un contrôle visuel des épisodes sélectionnés doit être réalisé pour permettre de repérer des anomalies grossières (Lang, 1995), comme par exemple : (i) lacune de données, (ii) blocage du capteur, (iii) erreur de codage et (iv) décalage brusque. Si des épisodes doivent être éliminés de la chronique, les processus d'échantillonnage doivent se repérer à cette élimination.

7. C'est-à-dire à partir d'une chronique agrégée à différents pas de temps.

7.2.2 Cas d'application

A titre d'exemple nous analysons en détail l'échantillonnage sup-seuil réalisé sur la série de débits horaires de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), disponible sur la période 1980-2008. Le tableau 7.1 illustre, pour les trois sélections réalisées, la synthèse des paramètres d'échantillonnage (μ, θ_1, θ_2 et θ_3), la valeur du seuil retenue et l'indice de dispersion avec son intervalle de confiance relatif à 90%.

TABLE 7.1: *Synthèse de l'échantillonnage sup-seuil réalisé sur la chronique de débits horaire du bassin de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2) sur la période 1980-2008.*

	Sélection 1h	Sélection pdt	Sélection mixte
Nombre d'année	27	27	27
Nombre d'événements	54	54	54
μ	2	2	-
θ_1	0.33	0.33	-
θ_2	72 h	72 h	-
θ_3	5	2	-
Seuil	834.3 m^3/s	574.4 m^3/s	-
I	1.11	1.04	1.14
IC 90% : I_{inf}	0.59	0.59	0.59
IC 90% : I_{sup}	1.5	1.5	1.5

Concernant cet indice, nous pouvons observer que sa valeur est, pour les trois sélections, comprise entre les bornes de l'intervalle de confiance. Toujours à propos des tests, la figure 7.3 illustre, pour les trois sélections, l'évolution du cumul d'évènements sélectionnés n_t au cours du temps t. On vérifie que le processus d'échantillonnage peut être considéré comme stationnaire avec un nombre cumulé d'événements qui reste compris dans les bornes de l'intervalle de tolérance à 90%. Il y a une valeur (point en rouge) en dehors de l'intervalle pour la sélection à une heure (Fig. 7.3a) et au pas de temps caractéristique (Fig. 7.3b), cependant le nombre limite de points en dehors de léchantillonage (29% des valeurs) est respecté ($1/54 = 2\%$).

Pour terminer cette analyse, la figure 7.4 reporte les hydrogrammes adimensionnels [8] des crues obtenus par la sélection mixte. Comme nous allons le présenter dans la section suivante, ce catalogue d'hydrogrammes sera utilisé pour le calcul du coefficient de forme de crue.

8. C'est-à-dire les valeurs de l'hydrogramme sont normalisées par la valeur du débit de pointe de crue.

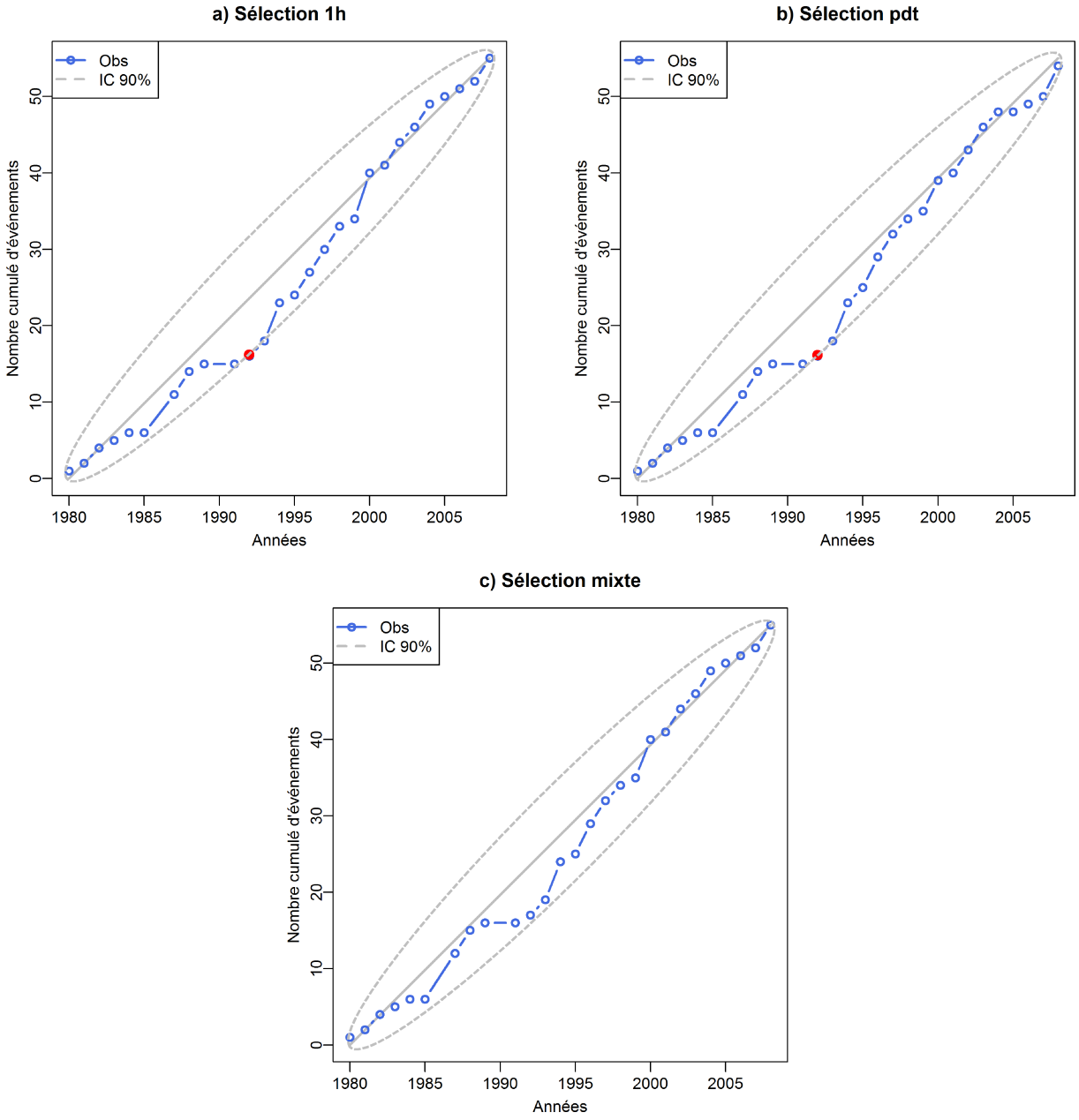


FIGURE 7.3: *Stationnarité du processus d'occurrence de la sélection à une heure (**a**), au pas de temps caractéristique (**b**) et mixte (**c**). Les points qui sortent de l'intervalle de tolérance à 90% sont soulignés en rouge. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1980-2008.*

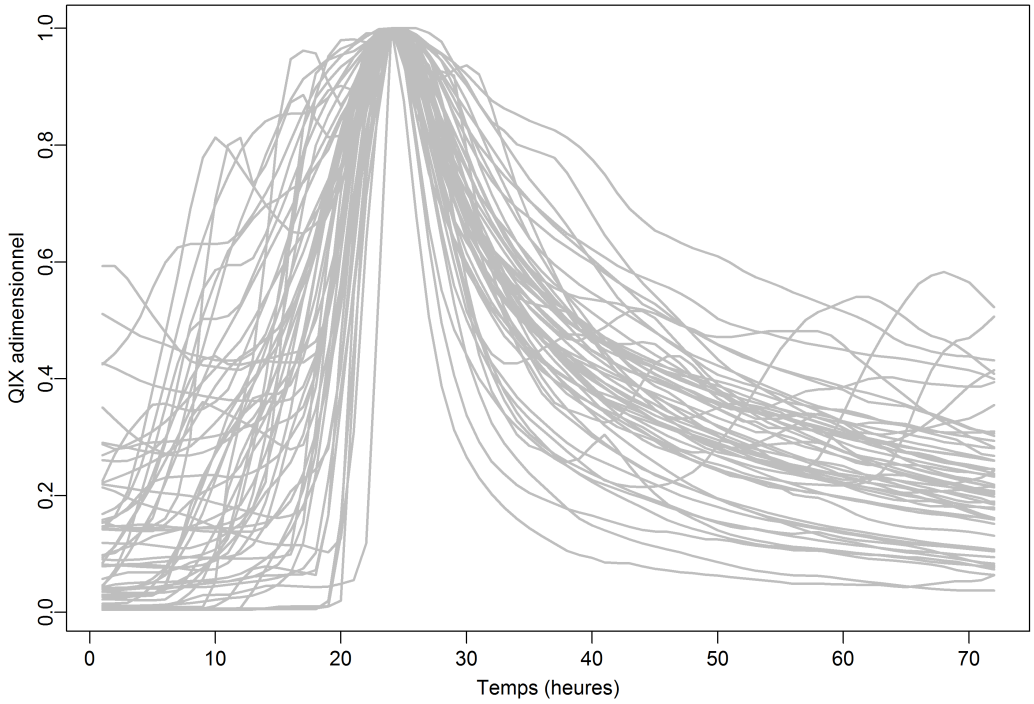


FIGURE 7.4: *Hydrogrammes adimensionnels des crues de la sélection mixte. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1980-2008.*

7.3 Un coefficient de forme unique

L'hypothèse de base pour l'utilisation d'un même coefficient de forme pour toutes les crues extrêmes d'un bassin versant donné est celle de l'indépendance de ce coefficient vis-à-vis de l'intensité de la crue. Il convient donc de regarder si cette hypothèse est valable. À cette fin, nous pouvons représenter sur un graphique en échelle logarithmique, pour chaque hydrogramme issu de la sélection mixte, le débit de pointe instantané en fonction du débit moyen. **Si cette hypothèse est confirmée, les points correspondants aux différents événements doivent s'organiser autour d'une droite de pente 1, décalée par rapport à la première bissectrice de la valeur du coefficient de forme**.

À titre d'exemple nous reportons sur un graphique en double échelle logarithmique, pour le bassin de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), le débit de pointe QIX en fonction du débit moyen V_c (coefficient de forme centré, Fig. 7.5a) et du débit moyen V_{nc} (coefficient de forme non centré, Fig. 7.5b) pour les 54 événements sélectionnés à travers le processus d'échantillonnage sup-seuil. Nous pouvons observer une dispersion certaine des points autour des droites représentant l'hypothèse d'indépendance de ce coefficient vis à vis du débit. La formulation de ces droites est la suivante :

$$\begin{cases} log(QIX) = log(V_c) + log(K_c) \\ log(QIX) = log(V_{nc}) + log(K_{nc}) \end{cases} \tag{7.6}$$

Dans la figure 7.5c on illustre la répartition au cours de l'année des épisodes sélectionnés. On remarque que, pour le bassin versant de l'Ardèche à Sauze, les crues sont le plus souvent

observées pendant la saison automnale et hivernale. On vérifie ensuite, à l'aide de la figure 7.5, que le coefficient de forme centré ne dépend pas de la valeur du débit de pointe *QIX*.

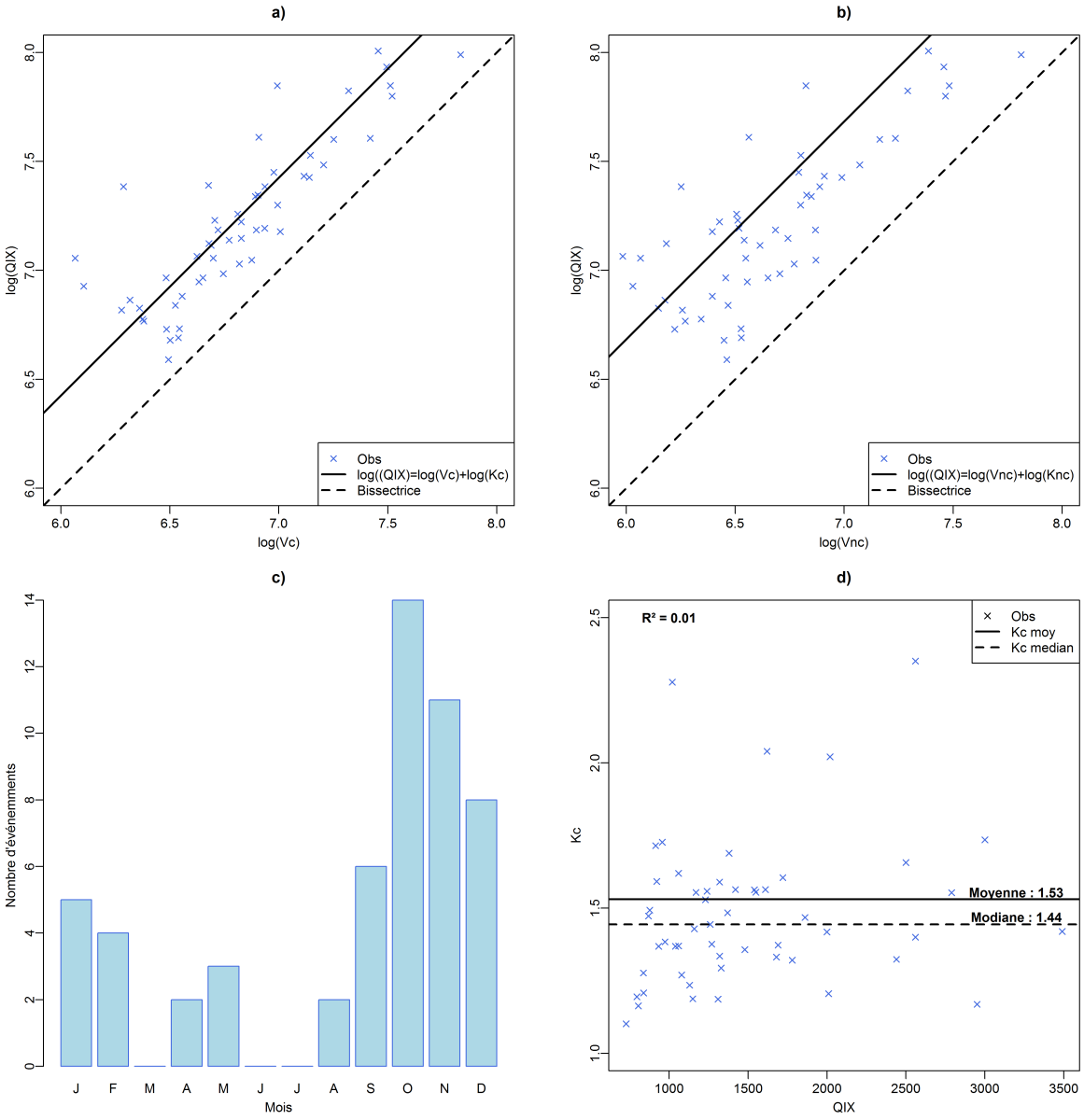


FIGURE 7.5: ***a)*** *Logarithme du débit de pointe QIX en fonction du logarithme du débit moyen centré V_c, la droite en trait continu représente l'hypothèse d'indépendance de ce coefficient vis à vis du débit.* ***b)*** *Logarithme du débit de pointe QIX en fonction du logarithme du débit moyen non centré V_{nc}, la droite en trait continu représente l'hypothèse d'indépendance de ce coefficient vis-à-vis du débit.* ***c)*** *Répartition au cours de l'année des épisodes sélectionnés.* ***d)*** *Coefficient de forme centré K_c en fonction du débit de pointe QIX. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), période 1980-2008.*

Malgré une dispersion certaine, nous pouvons considérer, en première approximation, que le coefficient de forme est à peu près le même pour les différents événements considérés et que cette dispersion ne dépend pas de la valeur du débit de pointe *QIX*. D'ailleurs nous remarquons aussi que les coefficients de forme non centrés sont bien plus dispersés que les coefficients centrés. Dans cet exemple, le fait d'utiliser un même coefficient de forme reste, en première approximation, raisonnable pour les crues les plus intenses.

Afin de pouvoir objectiver les résultats de ce test visuel, nous avons choisi de calculer plu-

sieurs indicateurs numériques :

- Coefficient de détermination entre les débits de pointe et les débits moyens des événements sélectionnés ($R^2\ V_{nc}$).
- Pente de la régression linéaire des points représentant le logarithme des débits de pointe en fonction du logarithme des débits moyens (*Pente*).
- Erreur quadratique moyenne entre les coefficients de forme observés sur chaque crue et le coefficient moyen de l'échantillon (*RMSE*).
- Coefficient de détermination entre les débits de pointe et le coefficient de forme non centré ($R^2\ K_{nc}$).

Il est important de remarquer que plus l'hypothèse d'unicité du coefficient de forme est valable, plus les valeurs de *RMSE* et de $R^2\ K_{nc}$ sont proches de 0 et les valeurs de $R^2\ V_{nc}$ et *Pente* sont proches de 1. Pour rendre nos conclusions les plus robustes possibles, nous avons choisi de calculer ces quatre indicateurs sur une base de données de 17 bassins versants. Cette base est un sous-échantillon de la base de données de 32 bassins versants introduite au paragraphe 4.3 à la page 139. Nous avons sélectionné, parmi les 32 bassins versants, tous les bassins où une chronique de débit horaire est disponible. Le tableau 7.2 illustre les valeurs des scores numériques calculés sur 17 bassins versants, leurs moyennes et leurs écart-types.

La moyenne des coefficients de détermination entre les débits de pointe et les débits moyens des événements sélectionnés ($R^2\ V_{nc}$) et la moyenne des pentes de la régression linéaire dans le graphique $log - log$ (*Pente*), calculées sur les 17 bassins versants, sont proches de 1. De façon analogue, la moyenne des coefficients de détermination entre les débits de pointe et les coefficients de forme non centrés ($R^2\ K_{nc}$) est proche de 0. Concernant l'erreur quadratique moyenne entre les coefficients de forme observés sur chaque crue et le coefficient moyen de l'échantillon (*RMSE*), nous observons pour les 17 bassins versants une valeur moyenne de 0.2. Ces résultats sont globalement satisfaisants. **En effet, ils montrent que l'échantillonnage par valeurs supérieures à un seuil, que nous avons mis en place, permet d'obtenir une sélection de crues sur laquelle l'hypothèse d'utilisation d'un coefficient de forme unique pour les crues rares reste, en première approximation, raisonnable pour le contexte opérationnel.**

Cependant, une dispersion certaine des coefficients de forme a été remarquée sur l'ensemble de l'échantillon considéré. Dans les paragraphes suivants, nous allons illustrer les travaux réalisés afin de considérer cette dispersion dans le passage des volumes aux débits de pointe.

TABLE 7.2: *Valeurs des scores numériques R^2 V_{nc}, Pente, RMSE et R^2 K_{nc} calculés sur 17 bassins versants.*

Rivière	Station	R^2 V_{nc}	*Pente*	*RMSE*	R^2 K_{nc}
Agout	La Raviège	0.77	0.90	0.31	0.06
Ardèche	Sauze	0.75	0.83	0.20	0.00
Arn	Taillades	0.91	1.07	0.17	0.02
Bromme	Brommat	0.88	1.08	0.15	0.06
Gage	Gage II	0.87	0.94	0.22	0.09
Gardon	Corbes	0.92	1.03	0.13	0.08
Gardon	Generargues	0.84	0.93	0.17	0.05
Gave d'Estaubé	Gloriette	0.93	1.10	0.13	0.03
Gouessant	Pont Rolland	0.99	1.09	0.07	0.13
Loire	La Palisse	0.92	1.03	0.18	0.10
Montane	Eyrein	0.86	0.76	0.11	0.02
Rizzanese	Barrage	0.75	0.97	0.24	0.07
Romanche	Chambon	0.84	0.77	0.22	0.07
Roya	Breil	0.90	1.09	0.25	0.08
Tech	Amelie	0.88	0.96	0.22	0.04
Tech	Reynes	0.79	1.00	0.35	0.00
Tinée	Pont Lune	0.88	0.90	0.22	0.00
	« Valeur cible «	1	1	0	0
	Moyenne	0.86	0.97	0.20	0.05
	Écart-type	0.07	0.11	0.07	0.03

7.4 Vers la prise en compte de la variabilité des coefficients de forme de crue

Nous avons supposé que la dispersion des coefficients de forme était imputable à une hétérogénéité de l'échantillon des crues considérées. Pour cette raison, deux solutions ont été tout d'abord examinées :

Débit de base . Nous avons essayé d'épurer le signal de la chronique de débits observée en lui enlevant sa composante de débits de base. La supposition à l'origine de cet essai était que la soustraction du débit de base nous permettrait de ne conserver que la part due à la réponse pluviale rapide, souvent à l'origine des plus fortes crues. Différentes solutions ont été testées pour le calcul du débit de base, parmi lesquelles nous pouvons citer : lissage simple, lissage exponentiel, formulation de Chapman et Maxwell (Chapman et Maxwell, 1996), formulation de Lyne et Hollick (Lyne et Hollick, 1979), formulation de Duband (Duband *et al.*, 1993), formulation présente dans le modèle hydrologique MORDOR, méthode graphique « BFI » (Tallaksen et Van Lanen, 2004).

Découpage saisonnier . Nous avons testé l'influence d'un découpage saisonnier sur la dispersion du coefficient de forme. L'idée à la base de ce test est de trier grossièrement les crues, en séparant les crues d'automne rapides des crues plus lentes de printemps associées à la fonte de neige, ou encore celles dues aux orages d'été.

Cependant, aussi bien l'application d'un débit de base que la prise en compte d'un découpage saisonnier, bien qu'étant des réponses séduisantes au problème d'hétérogénéité de l'échantillon considéré, ne se sont pas révélées réellement efficaces pour réduire la dispersion des coefficients de forme (Kuentz, 2009). Nous avons abandonné cette piste d'explication et nous avons donc essayé de prendre en compte la dispersion à travers un lien explicatif entre le coefficient de forme et d'autres variables descriptives de l'hydrogramme. Les variables suivantes ont été considérées :

- Coefficient *ECARTY* (Le Clerc, 2004). Il permet de déterminer si le volume est concentré autour de la pointe de crue ou s'il est plus étalé ;
- Coefficient *ASY* (Le Clerc, 2004). Il est représentatif de l'asymétrie d'un hydrogramme ;
- Coefficient de forme volumique K_v. Il peut être ainsi défini :

$$\begin{cases} K_{v,c} = \frac{3 \cdot V_c(PdT)}{V_c(PdT_{-1}) + V_c(PdT) + V_c(PdT_{+1})} \\ K_{v,nc} = \frac{3 \cdot V_{nc}(PdT)}{V_{nc}(PdT_{-1}) + V_{nc}(PdT) + V_{nc}(PdT_{+1})} \end{cases} \tag{7.7}$$

où $K_{v,c}$ est le coefficient volumique centré, $K_{v,nc}$ est le coefficient volumique non centré, $V_c(PdT)$ est le débit moyen maximal centré et $V_{nc}(PdT)$ est le débit moyen maximal non centré. Pour plus de détails on peut se reporter à la figure 7.6.

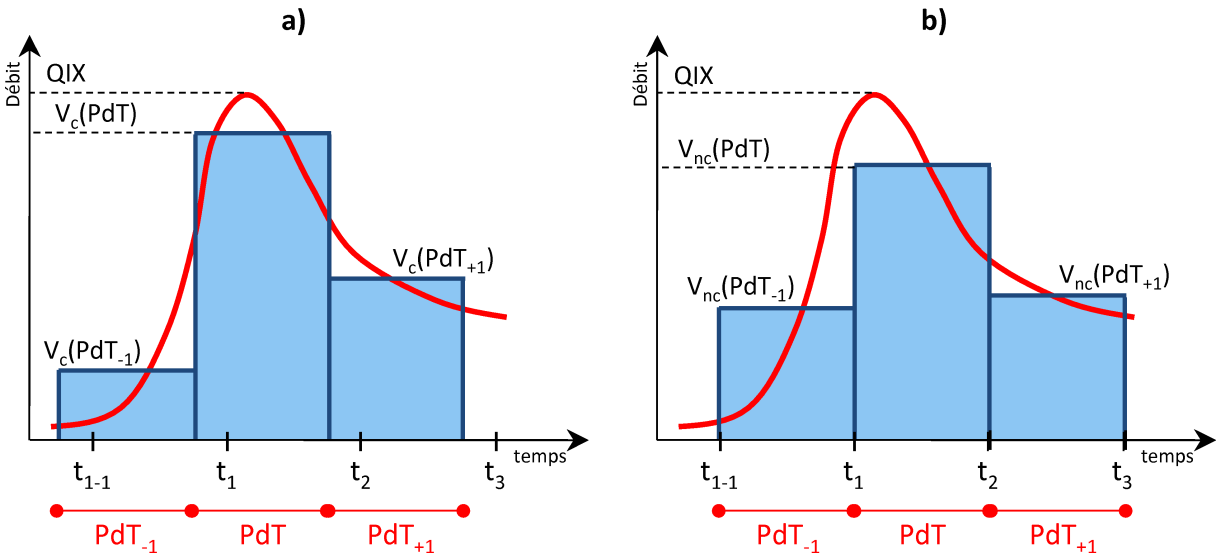


FIGURE 7.6: *Définition graphique du coefficient de forme volumique centré (**a**) et non centré (**b**).*

Après des tests, le coefficient K_v a été retenu pour mieux décrire le lien avec K_c. Nous avons observé que la relation entre K_c et les coefficients *ECARTY* et *ASY* est assez faible. Nous avons donc abandonné l'idée d'utiliser ces deux coefficients.

Le principal avantage de considérer le coefficient K_v est que celui-ci peut être calculé sur chaque écoulement généré à travers le processus de simulation hydrologique. Ainsi, une fois le lien établi entre K_v et K_c, la variabilité du coefficient de forme peut être directement introduite dans le processus de génération stochastique des écoulements.

Dans le paragraphe suivant, cette piste de développement sera analysée en s'appuyant sur le cas spécifique du bassin versant de l'Ardèche à Sauze.

7.4.1 Le modèle $K_v - K_c$

En nous appuyant sur le catalogue d'hydrogrammes issu du processus d'échantillonnage sup-seuil réalisé sur une durée égale au pas de temps, nous pouvons calculer pour chaque crue sélectionnée les coefficients de forme de crue, centrés et non centrés, et les coefficients de forme volumique, centrés et non centrés.

Dans la figure 7.7 on reporte le graphe de dispersion entre ces deux coefficients de forme dans le cas de l'Ardèche à Sauze. On a choisi de modéliser la dépendance entre K_v et K_c à travers une relation linéaire. Sa formulation proposée est la suivante :

$$\begin{cases} \hat{K_c} = a(K_v - 1) + 1 \\ \text{avec } \varepsilon = \frac{K_c}{\hat{K_c}} \end{cases} \tag{7.8}$$

Dans la conception de ce modèle linéaire nous avons imposé l'égalité entre K_v et K_c pour un K_v égal à 1, i.e. « hydrogramme plat ». Une certaine dépendance entre K_v et K_c est observable : $R^2 = 0.27$. Pour prendre en compte la dispersion des couples $K_v - K_c$ autour du modèle linéaire, un modèle d'erreur multiplicatif a été considéré.

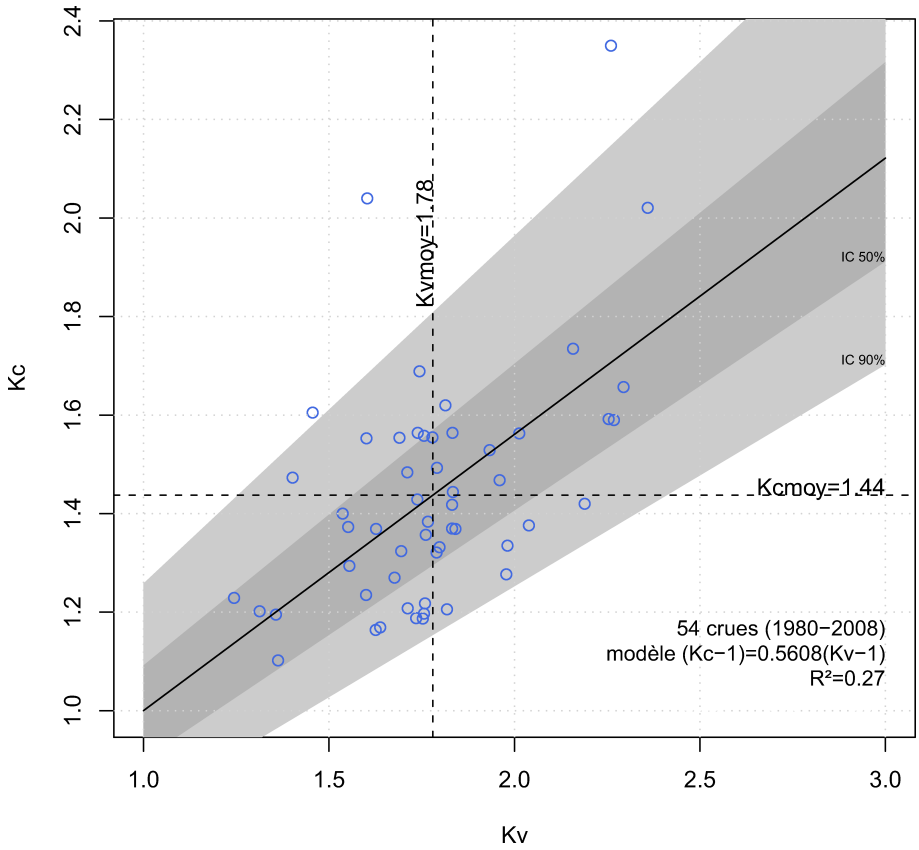


FIGURE 7.7: *Graphe de dispersion des couples $K_v - K_c$ calculés sur les 54 épisodes de crue sélectionnés pour le bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2) pour la période 1980-2008. La relation linéaire entre K_v et K_c, avec ses intervalles de confiance à 50% et 90%, est aussi reportée.*

Il est important de remarquer que le modèle linéaire introduit ci-dessus, est établi entre deux coefficients centrés (voir aussi le paragraphe 7.1.2 pour la distinction entre coefficient centré et non centré). On peut calculer pour chaque crue sélectionnée le rapport entre le coefficient centré et non centré, à la fois pour K_c et pour K_v. Nous pouvons définir ces rapports comme des coefficients de centrage. Leurs formulations sont les suivantes :

$$\begin{cases} CC_c = \frac{K_c}{K_{nc}} \\ CC_v = \frac{K_{v,c}}{K_{v,nc}} \end{cases} \tag{7.9}$$

Ces coefficients de centrage sont calculés pour pouvoir introduire le lien $K_c - K_v$ dans le processus de simulation hydrologique des écoulements. Cet aspect sera analysé dans le paragraphe suivant.

7.4.2 L'introduction du modèle $K_v - K_c$ dans la simulation hydrologique

L'introduction du modèle $K_v - K_c$ dans le processus de simulation hydrologique peut être résumée par les étapes suivantes :

Étape 1 Pour chaque écoulement E_i généré, nous pouvons calculer le coefficient de forme volumique non centré :

$$E_i \rightarrow K^i_{v,nc} \tag{7.10}$$

Étape 2 Nous pouvons calculer le coefficient volumique centré à partir de celui non centré en utilisant un coefficient de centrage moyen [9] :

$$K^i_v = K^i_{v,nc} \cdot C\bar{C}_v \tag{7.11}$$

Étape 3 En utilisant le modèle linéaire $K_v - K_c$, nous pouvons calculer le coefficient de forme centré à partir du coefficient volumique centré :

$$K^i_c = a(K^i_v - 1) + 1 \tag{7.12}$$

Étape 4 Nous pouvons faire l'hypothèse que l'erreur multiplicative ε du modèle linéaire $K_v - K_c$ suit une loi normale. Selon celle-ci nous pouvons tirer aléatoirement une erreur et l'appliquer au coefficient de forme centré calculé à l'étape précédente :

$$\begin{cases} K^{i*}_c = K^i_c \cdot \varepsilon_i \\ \varepsilon_i \approx N[1, \sigma(\frac{K_c}{\bar{K}_c})] \end{cases} \tag{7.13}$$

Pour vérifier l'utilisation possible du modèle normal à l'erreur ε, nous reportons en figure 7.8 le graphe quantile-quantile.

Étape 5 Enfin, nous pouvons calculer le coefficient de forme non centré à partir de celui centré en nous appuyant sur un coefficient de centrage moyen [10] :

$$K^i_{nc} = \frac{K^{i*}_c}{C\bar{C}_c} \tag{7.14}$$

Pour évaluer la pertinence de cette stratégie de simulation, nous avons tout d'abord vérifié la compatibilité entre la population des K_v observés et générés. Comme nous pouvons observer dans la figure 7.9a, la distribution des K_v calculés sur les écoulements générés, en nous appuyant sur les volumes observés sur la période 1955-2008, est compatible avec la distribution empirique des coefficients K_v calculés sur les crues échantillonnées. En d'autres termes, nous avons pu constater qu'en générant des K_v du même ordre de grandeur que ceux observés, le modèle $K_v - K_c$ n'est pas employé en extrapolation mais exclusivement dans le domaine des observations. La figure 7.9b illustre, à titre d'exemple, la fonction de répartition des débits journaliers observés et générés.

Enfin, nous avons vérifié par rapport aux observations les fonctions de répartition des débits de pointe obtenus avec la simulation hydrologique en considérant trois variantes du coefficient

9. Il s'agit de la moyenne du coefficient de centrage de K_v calculé pour chaque épisode de crue utilisé pour établir le modèle $K_v - K_c$. Pour le cas de l'Ardèche ce coefficient vaut 1.169.

10. Il s'agit de la moyenne du coefficient de centrage de K_c calculé pour chaque épisode de crue utilisé pour établir le modèle $K_v - K_c$. Pour le cas de l'Ardèche ce coefficient vaut 1.293.

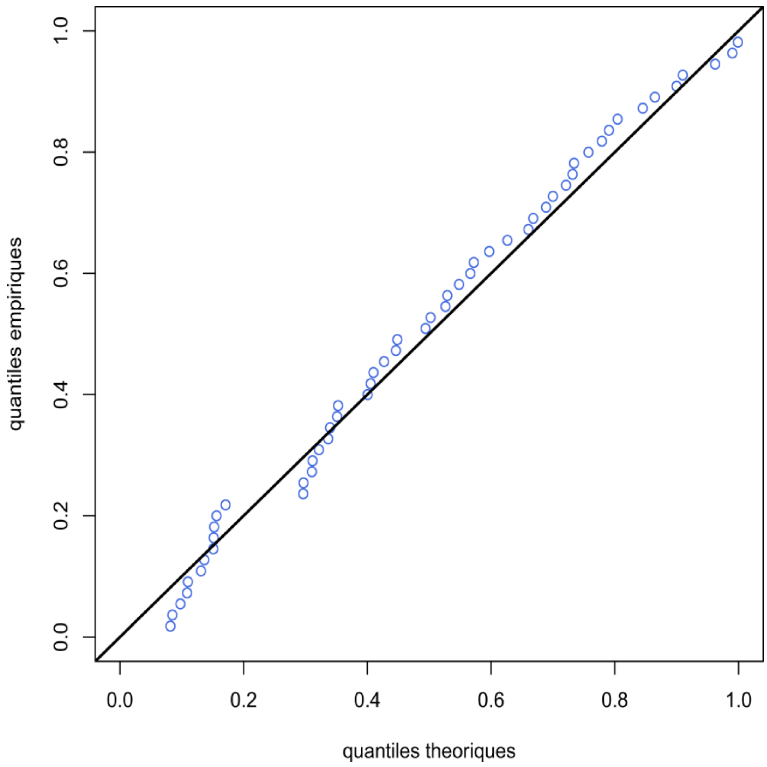


FIGURE 7.8: *Test d'adéquation graphique de l'erreur multiplicative ε à la loi normale à travers un graphe quantile - quantile.*

de forme : (i) constant [11], (ii) variant sans utiliser de modèle d'erreur [12] et (iii) variant avec tirage aléatoire de l'erreur multiplicative. Les résultats de cette comparaison graphique sont reportés en figure 7.10. En considérant l'exemple du bassin versant de l'Ardèche à Sauze, nous pouvons tirer les conclusions suivantes :

- Lorsqu'un coefficient de forme variant (sans ou avec modèle d'erreur) est employé, la distribution empirique des débits de pointe est mieux ajustée.
- Concernant l'extrapolation, la solution basée sur un coefficient de forme constant et celle avec coefficient de forme variant sans modèle d'erreur sont assez proches. Pour un temps de retour de 1000 ans, nous pouvons observer un écart moyen de moins de 1% entre ces deux solutions.
- L'approche fondée sur l'utilisation d'un coefficient de forme variant avec modèle d'erreur fournit en extrapolation des estimations plus élevées que les deux autres solutions. Pour un temps de retour de 1000 ans, nous pouvons observer un écart moyen d'environ 5%.

L'exemple présenté ici correspond à une seule application à partir de laquelle nous ne pouvons pas généraliser. Cependant une approche basé sur un modèle $K_v - K_c$ avec un tirage aléatoire de l'erreur est une alternative séduisante pour arriver à intégrer dans le processus de génération stochastique des écoulements une certaine variabilité des coefficients de forme de crue. Par souci de temps et de planning, notre exploration s'est arrêtée à ce stade exploratoire. Comme cela sera repris plus loin dans le manuscrit, nous envisageons de poursuivre cette piste dans nos prochains développements.

11. Moyenne des coefficients de forme non centrés issue de la sélection mixte. Il est égal à 1.98 pour le bassin de l'Ardèche à Sauze.

12. Il s'agit d'utiliser le modèle linéaire $K_v - K_c$ de façon déterministe, sans tirer aléatoirement un résidu.

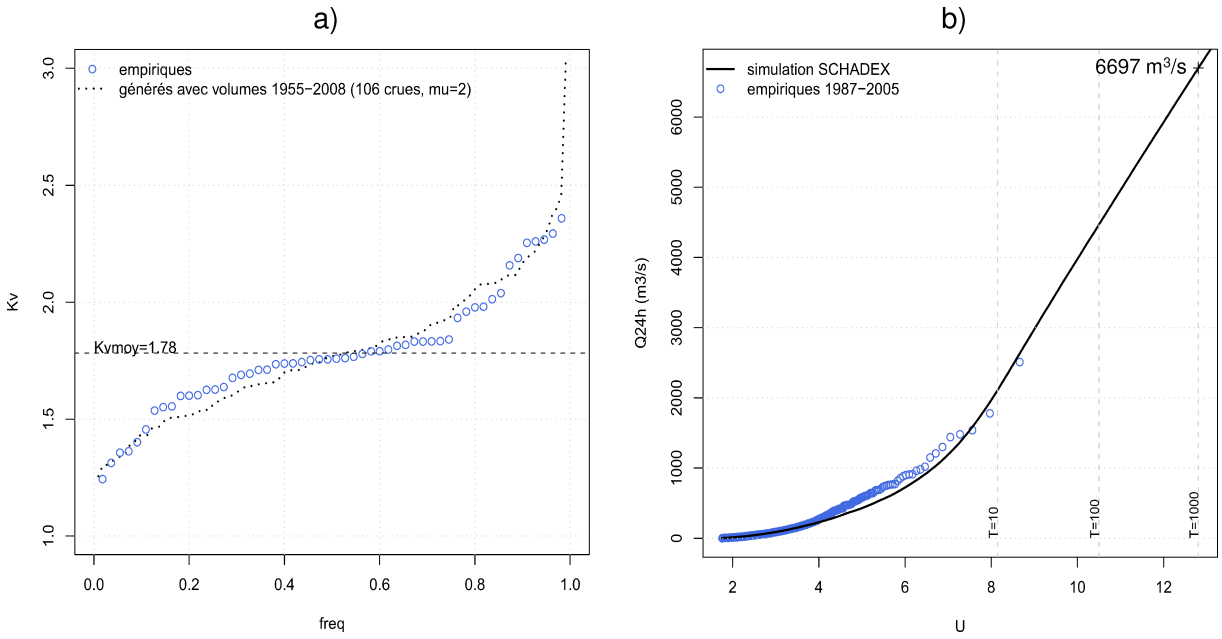


FIGURE 7.9: ***a)*** *Distribution empirique de la population des K_v observés et générés.* ***b)*** *Fonction de répartition des débits journaliers observés et générés. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2).*

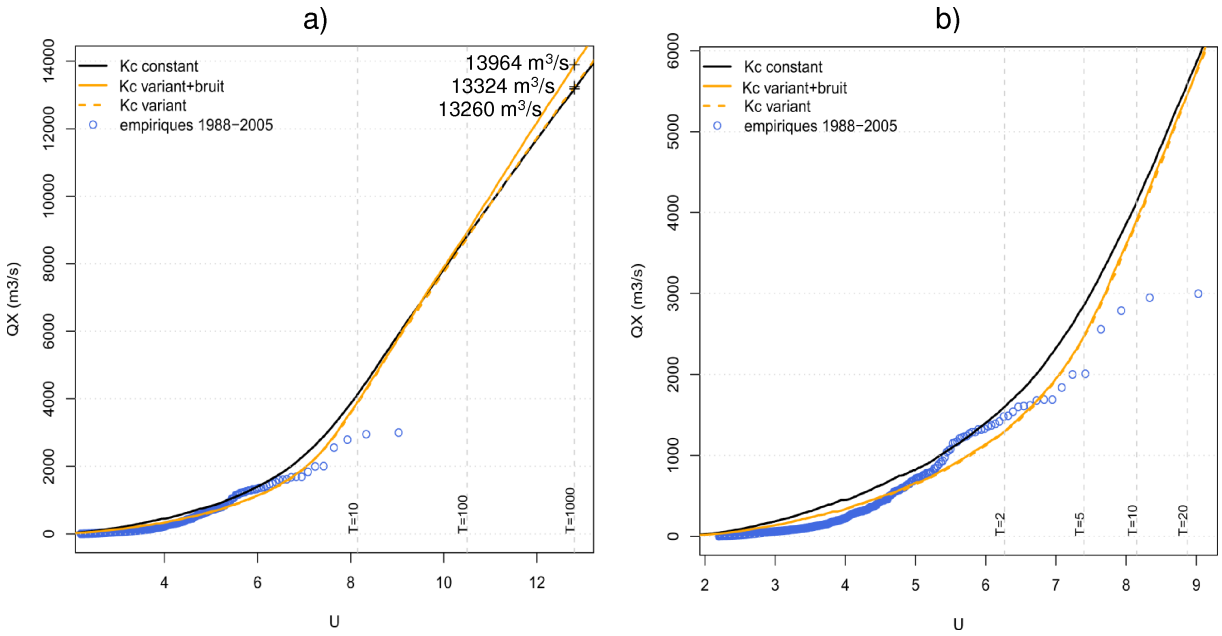


FIGURE 7.10: ***a)*** *Fonction de répartition des débits de pointe observés et générés en considérant un coefficient de forme constant, variant et variant avec un modèle d'erreur.* ***b)*** *Zoom sur les observations. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2).*

7.5 Synthèse du septième chapitre

Dans ce chapitre, nous avons traité la problématique du passage du débit moyen au pas de temps caractéristique du bassin versant au débit de pointe de crue. Pour ceci nous avons donné la définition du coefficient de forme de crue et nous avons rappelé la démarche utilisée dans la méthode SCHADEX.

Tout d'abord, en nous appuyant principalement sur les travaux de Lang *et al.* (1999), nous avons introduit une technique d'échantillonnage des crues semi-automatique et bi-durée, laquelle représente une avancée technique par rapport à la solution actuellement utilisée dans la méthode SCHADEX. Ensuite, nous avons étudié l'hypothèse d'utilisation d'un coefficient de forme unique. Nous avons testé, sur une base de 17 bassins versants, l'hypothèse d'indépendance du coefficient de forme vis-à-vis du débit. Les résultats obtenus montrent que l'échantillonnage par valeurs supérieures à un seuil permet d'obtenir une sélection de crues sur laquelle l'hypothèse d'un coefficient de forme unique applicable aux crues rares reste, en première approximation, raisonnable pour le contexte opérationnel.

Cependant une dispersion certaine dans la distribution des coefficients de forme d'un échantillon de crues a été mise en évidence. Par conséquent, différentes pistes de développement ont été considérées pour essayer de prendre en compte cette dispersion. Nous avons, pour cela, testé deux solutions : (i) prise en compte de l'effet du débit de base et (ii) saisonnalisation de l'échantillonnage. Bien que ces deux solutions visent à réduire l'hétérogénéité de l'échantillon de crues considéré, aucune des deux ne nous a semblé réellement pertinente.

Dans la dernière partie de ce chapitre, une solution fondée sur l'explication de la variabilité du coefficient de forme par un coefficient volumique a été proposée. Cette approche a été introduite dans le processus de simulation hydrologique en générant de façon stochastique la fonction de répartition des débits de pointe. Cette solution, appliquée à sur l'exemple du bassin versant de l'Ardèche à Sauze (2260 km^2), s'est montrée très pertinente, en ouvrant de nombreuses perspectives futures.

La relation entre débits de pointe et débit moyen peut être aussi traitée comme un problème de statistique bi-varié et pour cela modélisée à travers des fonctions copule (voir les travaux de Favre *et al.* (2004)). Il pourrait être donc intéressant de comparer cette approche à celui ici proposée.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Ainsi s'achève ce travail de thèse sur la méthode SCHADEX de prédétermination des crues extrêmes. Sans prétendre avoir « validé » la méthode de manière globale, nous avons la satisfaction d'avoir atteint le principal objectif de la thèse : l'évaluation des performances de la méthode SCHADEX de façon empirique en mettant en évidence ses possibilités et ses limites d'application.

Nous pouvons affirmer que la méthode SCHADEX représente une avancée scientifique significative vis-à-vis de la description de l'aléa pluviométrique mais également sur l'évaluation des crues extrêmes. Globalement, cette méthode s'est montrée pionnière sur des techniques originales et relativement nouvelles pour la communauté scientifique. Elle fournit, par rapport aux cas examinés, des estimations fiables et robustes.

Ce travail montre que la méthode SCHADEX, dans son état actuel, peut être appliquée sur des bassins versants répondants aux conditions suivantes :

- disponibilité de chroniques climatologiques de pluie, température et débits sur une période de 15 ans minimum ;
- durée caractéristique des situations météorologiques génératrices de fortes précipitations ne dépassant pas les 72 h, i.e. bassin versant où la corrélation des pluies permet de modéliser l'aléa pluviométrique avec un processus de génération stochastique d'épisodes pluvieux sur trois pas de temps successifs.
- validité de l'hypothèse selon laquelle l'aléa pluviométrique joue un rôle prépondérant dans la genèse des crues extrêmes ;
- surface ne dépassant pas une certaine limite (i.e. quelque dizaines de milliers de km^2) sous laquelle l'approximation de l'aléa pluviométrique par une pluie globale du bassin versant et les concepts de modélisation hydrologique conceptuelle restent valables.

Dans cette thèse, nous avons pu vérifier la validité de ces conditions sur un certain nombre de bassins versants du même type que ceux étudiés dans le contexte opérationnel d'EDF, justifiant ainsi indirectement l'application de la méthode dans ce cadre.

Comme toutes les méthodes, SCHADEX possède des limites d'application. Tout d'abord, on peut remarquer qu'elle nécessite une certaine quantité de données et n'est donc pas directement applicable sur des bassins peu ou non jaugés. De plus, pour des raisons opérationnelles et scientifiques, la méthode fournit des estimations des quantiles extrêmes de débits de façon

déterministe sans donner les incertitudes associées. Par ailleurs, elle fournit une estimation du débit de pointe de crue pour différents temps de retour et ne produit donc pas une forme d'hydrogramme de projet, ce qui est nécessaire pour la simulation du laminage des crues dans un réservoir ou un champ d'inondation. Enfin on peut constater qu'elle ne prend pas en compte, comme presque la totalité des méthodes disponibles, la non-stationnarité éventuelle des données considérées et le changement climatique.

La satisfaction d'avoir rempli l'objectif principal de cette thèse ne doit pas faire oublier le fait qu'au cours de ces trois années nous avons été obligés de faire certains compromis pour y arriver. Certaines pistes de développements séduisantes ont été mises de côté pour arriver à examiner la méthode dans son intégralité. En revanche, cela nous a permis d'approcher des aspects très divers et centraux de l'hydrologie.

Ce travail a permis de reformuler, justifier et vérifier les hypothèses de base de la méthode, notamment celles liées à l'aléa pluviométrique, ainsi qu'à l'aléa « état hydrique » du bassin versant, et celles liées au procédé de simulation hydrologique des écoulements. Globalement avec cette thèse, nous apportons un regard neutre sur la méthode SCHADEX en objectivant certains choix méthodologiques faits au moment de son développement.

Étant donné que la méthode n'a jamais été mise en échec par les tests et les vérifications réalisées, aucune modification substantielle n'a été apportée. Cependant, dans ce travail, des améliorations et des simplifications de certains points de la méthode ont été introduites pour des estimations de débit extrêmes plus fiables et plus robustes. Plus précisément, une adaptation de la classification des journées par type de temps a été proposée pour étendre le calendrier de référence, de 1953-2005 à 1850-2003, en exploitant des informations simplifiées sur les champs de pression. La procédure de simulation hydrologique a été modifiée, notamment en conditionnant le tirage des épisodes pluvieux au type de temps, ce qui permet d'ajouter de l'information sur la dépendance précipitation-température. Une sélection semi-automatique d'hydrogrammes, basée sur une technique d'échantillonnage sup-seuil, a été aussi développée. Ces améliorations feront partie d'un nouveau palier technique pour les applications opérationnelles à venir.

Ensuite, bien que dans l'état d'avancement actuel, elle ne puisse être intégrée directement dans la version opérationnelle de la méthode, une stratégie de prise en compte de la variabilité du coefficient de forme des crues dans le processus stochastique de génération des écoulements a été proposée.

Comme nous l'avons déjà évoqué dans l'introduction générale, pendant cette thèse nous avons eu l'occasion d'aborder des problématiques générales concernant l'hydrologie des « extrêmes ». Plus précisément, par rapport à la description de l'aléa pluviométrique dans un contexte climatologique français nous avons montré, au sein de la première partie de cette thèse, l'importance d'un découpage saisonnier et par types de temps. Ces découpages permettent à la fois de ne pas sous-estimer le risque pluviométrique et de discriminer la population globale considérée en plusieurs sous-populations moins hétérogènes d'un point de vue météorologique (Garavaglia *et al.*, 2010a). De plus, nous avons prouvé que l'hypothèse de décroissance exponentielle simple de la fonction de répartition des pluies journalières de chaque type de temps reste raisonnable pour le contexte français (Garavaglia *et al.*, 2010a). Dans la tentative d'évaluation des perfor-

mances du modèle probabiliste de pluie (distribution MEWP), une technique de comparaison orientée vers les valeurs extrêmes a été développée (Garavaglia *et al.*, 2010b).

Dans la deuxième partie de la thèse, nous avons eu l'occasion de nous intéresser aux méthodes qui s'appuient sur un processus de simulation hydrologique continue pour la prédétermination des crues extrêmes. Les idées à la base de ce type de méthode ont été discutées en les comparant avec l'approche semi-continue utilisée dans la méthode SCHADEX. Les avantages et les limites de chacune des deux approches ont été mis en évidence. De plus, à travers l'étude de sensibilité de la méthode SCHADEX au modèle hydrologique, nous avons commencé à comparer les comportements (i) de deux modèles hydrologiques différents (MORDOR et GR5X) et (ii) du même modèle calé avec plusieurs critères de calage et sur de différentes périodes. Cette comparaison a concerné aussi bien le domaine de l'interpolation (donnés observées) que de l'extrapolation (quantiles extrêmes) en posant les bases pour le développement d'une méthodologie de comparaison orientée vers les valeurs extrêmes.

Nous envisageons plusieurs axes de recherche à la suite du travail réalisé, concernant les perspectives suivantes :

- Une perspective de développement intéressante serait d'effectuer une comparaison de modèles probabilistes de pluie, similaire à celle réalisée au chapitre 2, mais en utilisant à la fois des pluies à pas de temps infra-journalièr et des pluies spatiales calculées pour des petits bassins versants. L'idée de base de cette démarche serait de vérifier si l'hypothèse de décroissance exponentielle simple de la fonction de répartition des pluies de chaque type de temps reste raisonnable aussi pour des pas de temps infra-journaliers. Vis-à-vis cet axe de recherche, nous envisageons de requalifier l'application d'une distribution de Pareto généralisée pour ajuster exclusivement le(s) type(s) de temps le(s) plus intense(s), en développant une stratégie de régionalisation de son paramètre de forme pour éviter les problèmes associés à son estimation.
- Les incertitudes ont été partiellement prises en compte dans la validation du modèle probabiliste de pluie. Cependant, il peut être intéressant de vérifier si l'utilisation d'une distribution prédictive (Gelman *et al.*, 1995) comme estimation centrale du modèle probabiliste peut augmenter la *justesse* et la *robustesse* des modèles probabilistes considérés. Dans cette optique, des développements sont déjà en cours dans le cadre du projet Extra-Flo (2009-2012) d'inter-comparaison des principales méthodes de prédétermination des pluies et crues extrêmes utilisées en France.
- Il sera important de qualifier les estimations de débits extrêmes en termes de *justesse* et de *robustesse*, en s'appuyant sur une large base de données et surtout sur les critères proposés dans la première partie de cette thèse. Il nous semble nécessaire de quantifier la *justesse* des quantiles des débits extrêmes fournis par la méthode SCHADEX, en utilisant la procédure de calage-validation proposée par le critère FF.
- Nous envisageons également de poursuivre le développement de la stratégie déjà proposée pour prendre en compte la variabilité du coefficient de forme dans le processus de simulation hydrologique des écoulements. Il pourrait être donc intéressant de comparer l'approche proposée au chapitre 7 (i.e. lien $K_v - K_c$) à une approche qui se fonde sur l'uti-

lisation des fonctions copules pour la modélisation de la relation entre le débit de pointe et le débit moyen. De plus, en s'appuyant sur le lien entre un coefficient de forme volumique et un coefficient de forme de crue, il est envisagé de développer une méthode pour fournir différentes formes d'hydrogramme proposant une alternative à l'hydrogramme moyen mono-fréquence actuellement utilisé (Garçon *et al.*, 2002).

– La méthode SCHADEX, dans son état actuel, n'est pas applicable directement aux bassins versants non jaugés. Dans les applications opérationnelles, des transpositions ponctuelles des résultats sont utilisées. Une perspective de développement attirante serait de proposer des solutions pour la régionalisation et/ou la spatialisation des estimations de quantiles aussi bien de pluie que de débit.
– En ce qui concerne le contexte non-stationnaire, un travail de thèse vient d'être démarré (Brigode, 2010-2013). Il aura comme objectif principal d'évaluer la capacité de la méthode SCHADEX à valoriser des scenarii de climat futur.
– Nous souhaitons également de développer les concepts de modélisation hydrologique abordés dans le chapitre 6 et définir une méthodologie de comparaison des modèles hydrologiques dans le domaine d'extrapolation, en s'appuyant sur la méthode SCHADEX.

Ainsi s'achève cette thèse, fruit d'un travail de trois années qui m'a permis de m'approcher un peu plus du vaste monde de l'hydrologie... Tout en restant un travail personnel, cette thèse m'a permis de comprendre l'importance du travail d'équipe, fondamental pour atteindre certains résultats mais surtout nécessaire à l'enrichissement personnel et humain.

Enfin, je retiendrais que pour mieux apprécier les « rares » fois où les intuitions de départ se révèlent correctes, de nombreuses tentatives « à vide » sont à envisager ! De toute façon j'ai eu l'occasion de comprendre qu'en hydrologie ça ne marche presque jamais, mais que quand ça marche... ce n'est pas un hasard !

Bibliographie

M.C. ACREMAN : A simple stochastic model of hourly rainfall for farnborough. *Hydrological Sciences Journal*, 35(2):119–148, 1990.

H. AKAIKE : A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19:6, 1974.

H. AKSOY et M. BAYAZIT : A model for daily flows of intermittent streams. *Hydrol. Process.*, 14: 1725–1744., 2000.

J. ALDRICH : R.a. fisher and the making of maximum likelihood 1912-1922. *Statistical Science*, 12: 162–176, 1997.

H. ALEXANDERSSON : A homogeneity test applied to precipitation data. *Journal of Climatology*, 6:661–675, 1986.

T. W. ANDERSON et D. A. DARLING : Asymptotic theory of certain goodness-of-fit criteria based on stochastic processes. *Annals of Mathemathical Statistics*, 23:193–212, 1952.

V. ANDREASSIAN, S. BERGSTRÖM, N. CHAHINIAN, Q. DUAN, Y. M. GUSEV, I. LITTLEWOOD, T. MATHEVET, C. MICHEL, A. MONTANARI, G. MORETTI, R. MOUSSA, O. N. NASONOVA, K. O'CONNOR, E. PAQUET, C. PERRIN, A. ROUSSEAU, J. SCHAAKE, T. WAGENER et Z. XIE : Catalogue of the models used in mopex 2004/2005. *Large sample basin experiments for hydrological mode parameterisation : results of the Model Parameter Experiment, IAHS Publ. 307.*, 307:41–94, 2006.

T.J. ANSELL, P.D. JONES, R.J. ALLAN, D. LISTER, D.E. PARKER, M. BRUNET, A. MOBERG, J. JACOBEIT, P. BROHAN, N.A RAYNER, E. AGUILAR, H. ALEXANDERSSON, M. BARRIENDOS, T. BRANDSMA, N.J. COX, P.M. DELLA-MARTA, A. DREBS, D. FOUNDA, F. GERSTENGARBE, K. HICKEY, T. JÓNSSON, J. LUTERBACHER, Ø. NORDLI, H. OESTERLE, M. PETRAKIS, A. PHILIPP, M.J. RODWELL, O. SALADIE, J. SIGRO, V. SLONOSKY, L. SRNEC, V. SWAIL, A.M. GARCÍA-SUÁREZ, H. TUOMENVIRTA, X. WANG, H. WANNER, P. WERNER, D. WHEELER et E. XOPLAKIP : Daily mean sea level pressure reconstructions for the european–north atlantic region for the period 1850–2003. *Journal of Climate*, 19:2717–2742, 2006.

M. ARNAUD et X. EMERY : *Estimation et interpolation spatiale, méthodes déterministes et méthodes géostatistiques*. Hermès Science Publications, 2000.

P. ARNAUD : *Modèle de prédétermination de crues basé sur la simulation - Extension de sa zone de validité, paramétrisation horaire par l'information journalière et couplage des deux pas de temps*. Thèse de doctorat, Montpellier II, 1997.

P. ARNAUD, J.A. FINE et J. LAVABRE : An hourly rainfall generation model applicable to all types of climate. *Atmospheric Research*, 85(2):230–242, 2007.

P. ARNAUD et J. LAVABRE : La modélisation stochastique des pluies horaires et leur trasformation en débits pour la prédétermination des crues. *Revue des Sciences de l'Eau*, 4:441–462, 2000.

P. ARNAUD et J. LAVABRE : Coupled rainfall model and discharge model for flood frequency estimation. *Water Resources Research*, 38(6):11.1–11.11, 2002.

P. ARNAUD, J. LAVABRE, B. SOL et Ch. DESOUCHES : Cartographie de l'alea pluviométrique de la france. *Colloque SHF : Valeurs rares et extrêmes de débit pour une meilleure maîtrise des risques*, Lyon 15–16 March:67–80, 2006.

A. BARDOSSY, L. DUCKSTEIN et I. BOGARDI : Fuzzy rule-based classification of atmospheric circulation patterns. *International Journal of Climatology*, 15:1087–1097, 1995.

J. C. BARTHOLMES, J. THIELEN, M. H. RAMOS et S. GENTILINI : The european flood alert system efas - part 2 : Statistical skill assessment of probabilistic and deterministic operational forecasts. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 13:141–153, 2009.

A. BAUMGARTNER, E. REICHEL et G. WEBER : Design of distribution maps of precipitation, evaporation and runoff in the alps. *In 15th International Meeting on Alpine Meteorology*, 1978.

A. BAUMGARTNER, E. REICHEL et G. WEBER : *Der Wasserhaushalt der Alpen (The water budget of the Alps).* R. Oldenbourg Verlag, München, Wien, 1983.

A. BEN DAOUD : *Améliorations et développements d'une méthode de prévision probabiliste des pluies par analogie. Application à la prévision hydrologique sur les grands bassins fluviaux de la Saône et de la Seine.* Thèse de doctorat, Universitè de Grenoble, 2010.

A. BEN-ZVI : About "evaluation des crues extrêmes dans les régions de faibles précipitations" by guillot, p. (1979). in : The hydrology of areas of low precipitation (proceedings of the canberra symposium, december 1979), 79-86. iahs publ. no. 128. *Journal des Sciences Hydrologiques*, 25(3):331, 1980.

G. BENITO et V. R. THORNDYCRAFT : Palaeoflood hydrology : insight into rare events and extreme flood discharges. *La Houille Blanche*, 5:91–96, 2006.

M. BERAN : Letter to the editor on "the gradex method". *Journal des Sciences Hydrologiques*, 26(2): 223–224, 1981.

K. BEVEN : Towards the use of catchment geomorphology in flood frequency predictions. *Earth Surf. Proc. Land*, 12:69–82, 1987.

K. BEVEN : Prophecy, reality and uncertainty in distributed hydrological modelling. *Advances in Water Resources*, 16(1):41 – 51, 1993. Research Perspectives in Hydrology.

K. BEVEN : How far can we go in distributed hydrological modelling ? *Hydrology and Earth System Sciences*, 5(1):1–12, 2001.

K. BEVEN et J. FREER : Equifinality, data assimilation, and uncertainty estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems using the glue methodology. *Journal of Hydrology*, 249 (1-4):11 – 29, 2001.

K.J. BEVEN, M.J. KIRKBY, N. SCHOFFIELD et A. TAGG : Testing a phisically-based flood forecasting model (topmodel) for three uk catchments. *Journal of Hydrology*, 69:119–143, 1984.

S. BLAZKOVA et K. BEVEN : Flood frequency estimation by continuous simulation of subcatchment rainfalls and discharges with the aim of improving dam safety assessment in a large basin in the czech republic. *Journal of Hydrology*, 292(1-4):153–172, juin 2004.

S. BLAZKOVA et K. BEVEN : A limits of acceptability approach to model evaluation and uncertainty estimation in flood frequency estimation by continuous simulation : Skalka catchment, czech republic. *Water Resour. Res.*, 45, juin 2009.

J. BOÉ : *Changement global et cycle hydrologique : une étude de régionalisation sur la France*. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2007.

J. BOÉ et L. TERRAY : A weather type approach to analysing winter precipitation in france : twentieth century trends and influence of anthropogenic forcing. *Journal of Climate*, 21:3118–3133, 2008.

B. BOBEE, G. CAVADIAS, F. ASHKAR, J. BERNIER et P. RASMUSSEN : Towards a systematic-approach to comparing distributions used in flood frequency-analysis. *Journal of Hydrology*, 142:121–136, 1993.

P. BOIS : *Une méthode de contrôle de séries chronologiques utilisées en climatologie et en hydrologie*. Publication du Laboratoire de Mécanique des Fluides, 1971.

G. BONTRON : *Prévision quantitative des précipitations : adaptation probabiliste par recherche d'analogues - utilisation des réanalyses NCEP/NCAR et application aux précipitations du sud-est de la France*. Thèse de doctorat, INPG, 2004.

W. BOUGHTON et O. DROOP : Continuous simulation for design flood estimation–a review. *Environmental Modelling & Software*, 18(4):309–318, avril 2003.

W.C. BOUGHTON, S.H. MUNCASTER, R. SRIKANTHAN, P.E. WEINMANN et R.G. MEIN : Continuous simulation for design flood estimation - a workable approach. *In Proceedings of the WATER99 Joint Congress, Brisbane, 6-8 july 1999. Institutions of Engineers, Canberra, Australia*, pages 178–183, 1999.

M. BOURQUI : *Impact de la variabilité spatiale des pluies sur les performances des modèles hydrologiques*. Thèse de doctorat, Ecole Nationale du Génie Rural, des Eaux et de Forêts. Paris, 2008.

J.A. BRUHN, W.E. FRY et G.W. FICK : Simulation of daily weather data using theoretical probability distributions. *J. Appl. Meteorol.*, 19:1029–1036, 1980.

A. CALVER : The time-area runoff formulation revisited. *Proceedings of the Institute of Civil Engineers, Water Maritime and Energy*, 101:31–36, 1993.

A. CALVER : Development and experience of the tate rainfall runoff model. *Proceedings of the Institute of Civil Engineers, Water Maritime and Energy*, 118:168–176, 1996.

A. CALVER et R. LAMB : Flood frequency estimation using continuous rainfall-runoff modelling. *Physics and Chemistry of The Earth*, 20(5-6):479–483, octobre 1995.

D. CAMERON, K. BEVEN, J. TAWN et P. NADEN : Flood frequency estimation by continuous simulation (with likelihood based uncertainty estimation). *Hydrology and Earth System Sciences*, 4(1):23–34, 2000.

D. S. CAMERON, K. J. BEVEN, J. TAWN, S. BLAZKOVA et P. NADEN : Flood frequency estimation by continuous simulation for a gauged upland catchment (with uncertainty). *Journal of Hydrology*, 219 (3-4):169 – 187, 1999.

F. CERNESSON : *Modèle simple de prédétermination des crues de fréquences courantes à rares sur petits bassins versants méditerranéens*. Thèse de doctorat, Montpellier II, 1993.

CFGB : Design flood determination by the gradex method. *Bulletin du Comité Français des Grands Barrages-FRCOLD News 96*, 18th congress CIGB-ICOLD n2, nov:108, 1994.

N. CHAHINIAN, V. ANDRÉASSIAN, Q. DUAN, V. FORTIN, H. GUPTA, T. HOGUE, T. MATHEVET, A. MONTANARI, G. MORETTI, R. MOUSSA, C. PERRIN, J. SCHAAKE, T. WAGENER et Z. XIE : Compilation of the mopex 2004 results. *Large sample basin experiments for hydrological model parameterisation : results of the Model Parameter Experiment, IAHS Publ.*, 307:313–338, 2006.

T. CHAPMAN et A. MAXWELL : Baseflow separation – comparison of numerical methods with tracer experiments. *In Intitute of Engineers Australia National Conference. Publ. 96/05, 539-545*, 1996.

P. CLAPS et F. LAIO : Aggiornamento delle procedure di valutazione delle piene in piemonte, con particolare attenzione ai bacini sottesi da invasi artificiali. volume i : costruzione e applicazione delle procedure di stima delle portate al colmo di piena. Rapport technique, Politecnico di Torino - Enel Produzione SpA, 2008a.

P. CLAPS et F. LAIO : Aggiornamento delle procedure di valutazione delle piene in piemonte, con particolare attenzione ai bacini sottesi da invasi artificiali. volume ii : dati idrologici e caratteristiche dei bacini idrografici. Rapport technique, Politecnico di Torino - Enel Produzione SpA, 2008b.

S. COLES : *An Introduduction to Statistical Modeling of Extreme Values*. London, 2001.

S. COLES, L. R. PERICCHI et S. SISSON : A fully probabilistic approach to extreme rainfall modeling. *Journal of Hydrology*, 273(1-4):35–50, 2003.

P.S.P. COWPERTWAIT : Further developments of the neyman-scott clustered point process for modelling rainfall. *Water Resources Research*, 27(7):1431–1438, 1991.

H. CRAMER : On the composition of elementary errors. *Skand. Aktuarietids.*, 11:13–74 and 141–180, 1928.

R.E. CRISS et W.E. WINSTON : Do nash values have value ? discussion and alternate proposals. *Hydrological Processes*, 22:2723–2725, 2008.

C. CUNNANE : A note on the poison assumption in partial duration series models. *Water Resources Research*, 15(2):489–494, 1979.

T. DALRYMPLE : Flood frequency analysis. *USGS*, Water-Supply Papers:1543A, 1960.

D. A. DARLING : The kolmogorov-smirnov, cramer-von mises tests. *Annals of Mathematical Statistics*, 28:823–838, 1957.

C. DE MICHELE, G. SALVADORI et R. ROSSO : Discussion of "bivariate flood frequency analysis using the copula method" by l. zhang and v. p. singh. *Journal of Hydrologic Engineering*, 13(4):286–287, 2008.

G. DI BALDASSARRE, F. LAIO et A. MONTANARI : Design flood estimation using model selection criteria. *Physics and Chemistry of the Earth*, 34:606–611, 2009.

A. DJERBOUA : *Prédetermination des pluies et crues extrêmes dans les Alpes franco-italiennes, prévision quantitative des pluies journalières par la méthode des analogues*. Thèse de doctorat, INPG, 2001.

Q. DUAN, H.V. GUPTA, A. SOROOSHIAN, A. ROUSSEAU et R. TURCOTTE : *Calibration of Watershed Models*. Water Science and Application 6. American Geophysical Union, 2003.

Q. DUAN, V. GUPTA et S. SOROOSHIAN : Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 76:501–521, 1993. 10.1007/BF00939380.

Q. DUAN, J. SCHAAKE, V. ANDRÉASSIAN, S. FRANKS, G. GOTETI, H.V. GUPTA, Y.M. GUSEV, F. HABETS, A. HALL, L. HAY, T. HOGUE, M. HUANG, G. LEAVESLEY, X. LIANG, O.N. NASONOVA, J. NOILHAN, L. OUDIN, S. SOROOSHIAN, T. WAGENER et E.F. WOOD : Model parameter estimation experiment (mopex) : An overview of science strategy and major results from the second and third workshops. *Journal of Hydrology*, 320(1-2):3 – 17, 2006. The model parameter estimation experiment - MOPEX.

Q. DUAN, S. SOROOSHIAN et V. GUPTA : Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resour. Res.*, 28(4):1015–1031, 1992.

Q. DUAN, S. SOROOSHIAN et V. GUPTA : Optimal use of the sce-ua global optimization method for calibrating watershed models. *Journal of Hydrology*, 158(3-4):265 – 284, 1994.

D. DUBAND : *Reconnaissance dynamique de la forme des situations météorologiques. Application à la prévision quantitative des précipitations*. Thèse de doctorat, Faculté des Sciences de Paris, 1970.

D. DUBAND : Evaluation des risques de fortes précipitations sur les régions alpines françaises selon la saison - utilisation du gradex. *AISH Red Book*, 106:383–395, 1973.

D. DUBAND et R. GARÇON : Extreme precipitation values and their frequencies : can we rely on our estimates ? *In CIGB. Symposium on Dams and Extreme Floods. Granada*, Granada, 1992.

D. DUBAND et P. GUILLOT : Estimation des valeurs extrêmes de crues à partir des précipitations - mélanges offerts à maurice parde. *Hydrologie*, Edition Ophry:263–282, 1968.

D. DUBAND, C. MICHEL, H. GARROS et J. ASTIER : Évaluation des crues extrêmes et de la crue de projet par la méthode du gradex. *16th Congrès International des Grands Barrages, San Francisco, June 1988*, 4:Question 63 R.60, 1988.

D. DUBAND, Ch. OBLED et J.Y. RODRIGUEZ : Unit hydrograph revisited : an alternate iterative approach to uh and effective precipitation identification. *Journal of Hydrology*, 150(1):115–149, septembre 1993.

T.W. ECONOPOULY, D.R. DAVIS et D.A. WOOLHISER : Parameter transferability for a daily rainfall disaggregation model. *Journal of Hydrology*, 118:209–228, 1990.

EDIJATNO : *Mise au point d'un modèle élémentaire pluie-débit au pas de temps journalier*. Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur/ENGEES, Strasbourg, 242 p., 1991.

EDIJATNO, N.O. NASCIMENTO, X. YANG, Z. MAHKHLOUF et C. MICHEL : Gr3j : a daily watershed model with three free parameters. *Hydrolog. Sci. J.*, 44(2):263–277, 1999.

B. EFRON : Bootstrap methods : Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7:1–26, 1979.

A.C. FAVRE, S. EL ADLOUNI, L. PERREAULT, N. THIÉMONGE et B. BOBÉE : Multivariate hydrological frequency analysis using copulas. *Water Resour. Res.*, 40(1):W01101, doi :10.1029/2003WR002456., janvier 2004.

F. FENICIA, H. H. G. SAVENIJE, P. MATGEN et L. PFISTER : A comparison of alternative multiobjective calibration strategies for hydrological modeling. *Water Resour. Res.*, 43(3):W03434–, mars 2007.

W. FERNANDES et M. NAGHETTINI : Integrated frequency analysis of extreme flood peaks and flood volumes using the regionalized quantiles of rainfall depths as auxiliary variables. *Journal of Hydrologic Engineering*, 13(3):171–179, 2008.

F. GARAVAGLIA, J. GAILHARD, E. PAQUET, M. LANG, R. GARÇON et P. BERNARDARA : Introducing a rainfall compound distribution model based on weather patterns sub-sampling. *Hydrology and Earth System Sciences*, 14(6):951–964, 2010a.

F. GARAVAGLIA, M. LANG, E. PAQUET, J. GAILHARD, R. GARÇON et B. RENARD : Reliability and robustness of rainfall compound distribution model based on weather pattern sub-sampling. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 7(5):6757–6792, 2010b.

A. GARCIA-GAZMAN et F. ARANDA-OLIVIER : A stochastic model of dimensionless hyetograph. *Water Resources Research*, 29(7):2363–2370, 1993.

R. GARÇON : Statistical and bayesian methods in hydrological sciences. oral communication. *A joint UNESCO International Conference in honor of Jacques Bernier*, September 11-13, Paris:–, 1995.

R. GARÇON : Prévision opérationnelle des apports de la durance à serre-ponçon à l'aide du modèle mordor. *La Houille Blanche*, 5:–, 1996.

R. GARÇON : Modèle global pluie-débit pour la prévision et la prédétermination des crues. *La Houille Blanche*, 7/8:88–95, 1999.

R. GARÇON, Bossard E. et Lang M. : Revisiter la notion de scénario hydrologique de référence pour la caractérisation du risque d'inondation. programme risque inondation rio 1. Rapport technique, Rapport commun EDF/DTG - Cemagref, 2002.

G. GARRY, M. MASSON et J.-L. BALLAIS : Cartographie des zones inondables : approche hydro-géomorphologique. Rapport technique, Paris La Défense, ministère de l'Equipement, ministère de l'Environnement, Les Editions Ville et Territoires, 1996.

A. GELMAN, J.B. CARLIN, H.S. STERN et D. B. RUBIN : *Bayesian data analysis*. Chapmann & Hall London, 1995.

F. GOTTARDI : *Estimation statistique et réanalyse des précipitations en montagne. Utilisation d'ébauches par types de temps et assimilation de données d'enneigement. Application aux grands massifs montagneux français.* Thèse de doctorat, Institut Polytechnique de Grenoble, 2009.

S. GUILBAUD : *Prévision quantitative des précipitations journalières par une méthode statistico-dynamique des recherche d'analogues - Application à des bassins du pourtour méditerranéen*. Thèse de doctorat, INPG, 1997.

D. GUILLOT : Letter to the editor on "the gradex method". *Journal des Sciences Hydrologiques*, 26(3): 334–336, 1981.

D. GUILLOT : The arguments of the gradex method : a logical support to assess extreme floods. *AISH Red Book*, 213:287–298, 1993.

D. GUILLOT et D. DUBAND : La méthode du gradex pour le calcul de la probabilité des crues à partir des pluies. *In Colloque international sur les crues et leur évaluation, Leningrad, 15 au 18 août, IASH*, 1967.

P. GUILLOT : Evaluation des crues extrêmes dans les régions de faibles précipitations. *AISH Red Book*, 128:79, 1979.

H.V. GUPTA, H. KLING, K.K. YILMAZ et G.F. MARTINEZ : Decomposition of the mean squared error and nse performance criteria : Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 377(1-2):80 – 91, 2009.

K.H. HAMED : Exact distribution of the mann-kendall trend test statistic for persistent data. *Journal of Hydrology*, 365(1-2):86–94, février 2009.

L.P. HANSEN : Large sample properties of generalized method of moments estimators. *Econometrica*, 50:1029–1054, 1982.

M.R. HAYLOCK, N. HOFSTRA, A. M. G. KLEIN TANK, E. J. KLOK, P. D. JONES et M. NEW : A european daily high-resolution gridded data set of surface temperature and precipitation for 1950-2006. *Journal of Geophysical research*, 113:D20113, 2008.

P. HESS et H. BREZOWSKY : Katalog der grosswetterlagen europas. *Bibliothek des Deutschen Wetterdienstes in der US-Zone*, 33:39, 1952.

B. HINGRAY et A. MEZGHANI : Utilisation des réanalyses ncep pour la génération de scénarios météorologiques. application pour la génération de scénarios de crues pour le rhône à l'amont du léman. *La Houille Blanche*, 6:104–110, 2007.

B. HINGRAY, P. PICOUET et A. MUSY : *Hydrologie 2. Une science pour l'ingénieur*. Presses Polytechniques et Universitaires romandes, 2009.

J.H. HOLLAND : *Adaptation in natural and artificial systems*. University of Michigan Press, Ann Arbor., 1975.

J. R. M. HOSKING et J. R. WALLIS : *Regional Frequency Analysis : An Approach Based on L-Moments*. Cambridge, 1997.

H.A. HOUGHTON-CARR : Assessment criteria for simple conceptual daily rainfall-runoff models. *Hydrological Sciences Journal*, 44(2):237–261, 1999.

F.A. HUFF : Time distribution of rainfall in heavy storms. *Water Resources Research*, 3(4):1007–1019, 1967.

S.H. JAIN et K.P. SUDHEER : Fitting of hydrologic models : a close look at the nash-sutcliffe index. *Journal of Hydrologic Engineering*, 13 (10):981–986, 2008.

A.J. JAKEMAN, I.G. LITTLEWOOD et P.G. WHITEHEAD : Computation of the instantaneous unit hydrograph and indentifiable component flows with application to two small upland catchments. *Journal of Hydrology*, 117:276–300, 1990.

P. JAVELLE : *Caractérisation du régime des crues : le modèle débit-durée-fréquence convergent. Approche locale et régionale*. Thèse de doctorat, Istitut Nnational Ppolytechnique de Grenoble, 2001.

M. G. KENDALL : *Rank correction methods*. London, 1975.

H. J. KHAMIS : The delta-corrected kolmogorov-smirnov test for the two-parameter weibull distribution. *Journal of Applied Statistics*, 24:301, 1997.

V. KLEMES : Operational testing of hydrological simulation models. *IAHS Publication*, 31(3):13–24, 1986.

V. KLEMES : Probability of extreme hydrometeorological events - a different approach. *In Extreme Hydrological Events : Precipitation, Floods and Droughts, Proceedings of the Yokohama Symposium*, page 213. IAHS Publ., 1993.

A. N. KOLMOGOROV : Confidence limits for an unknown distribution function. *Annals of Mathematical Statistics*, 12:461–463, 1941.

D. KOUTSOYANNAIS : Statistics of extermes and estimation of extreme rainfall : I. empirical investigation of long rainfall records. *Journal des Sciences Hydrologiques*, 49-4:575–610, 2004.

D. KOUTSOYIANNIS : A stochastic disaggregation method for design storm and flood synthesis. *Joumal of Hydrology*, 156:193–225, 1994.

A. KUENTZ : Calcul du coefficient de forme des crues à l'aide du modèle qdf-convergent. Mémoire de D.E.A., INP Grenoble, 2009.

A. KULLEBACK : *Information theory and statistics*. NY, 1959.

A. KULLEBACK et R. LEIBER : On information and sufficiency. *Annals of Mathematical Statistics*, 22:79–86, 1951.

F. LAIO : Cramer-von mises and anderson-darling goodness of fit tests for extreme value distribution with unknown parameters. *Water Resources Research*, 40, 2004.

F. LAIO, G. DI BALDASSARRE et A. MONTANARI : Model selection techniques for the frequency analysis of hydrological extremes. *Water Resources Research*, 45, 2009.

R. LAMB : Calibration of a conceptual rainfall-runoff model for flood frequency estimation by continuous simulation. *Water Resour. Res.*, 35:–, 1999.

X. LANA et A. BURGUENO : Daily dry–wet behaviour in catalonia (ne spain) from the viewpoint of markov chains. *Int. J. Climatol.*, 18:793–815, 1998.

M. LANG : *Les chroniques en hydrologie. Modélisation comparée par un système de gestion de bases de données relationnel et orienté-objet. Traitements de base et intervalles de confiance des quantiles de crues. Techniques d'échantillonnage par la méthode du renouvellement*. Thèse de doctorat, Université J. Fourier Grenoble, 1995.

M. LANG et J. LAVABRE : *Estimation de la crue centennale pour les plans de prévention des risques d'inondations*. Update Sciences & technologies, 2007.

M. LANG, T. B. M. J. OUARDA et B. BOBÉE : Towards operational guidelines for over-threshold modeling. *Journal of Hydrology*, 225(3-4):103–117, décembre 1999.

M. LANG, B. RENARD, L. DINDAR, F. LEMAITRE et P. BOIS : Use of a statistical test based on poisson process for the detection of changes in peak-over-threshold series. *In Hydrology : Science Practice for 21st Centyry, British Hydrological Society, Proceedings of the London Conference, July 2004, 1 : 158-164*, 2004.

J. LAVABRE, P. ARNAUD, J.-M. MASSON et N. FOLTON : Apport de la modélisation de la pluie en débit pour la connaissance de la ressource en eau et la prédétermination des crues. *In* Publications SHF, éditeur : *Congrès de la Société hydrotechnique de France, 25èmes journées de l'hydraulique, Chambéry, 15-18/09/98*, volume 2, pages 349–358, 1998.

J. LAVABRE, C. FOUCHIER, N. FOLTON et Y. GREGORIS : Shyreg : une méthode pour l'estimation régionale des débits de crue. application aux régions méditerranéennes françaises. *Ingénierie EAT*, n°spécial Risque naturel et aménagement du territoire:97–111, 2003.

L. LE CAM : A stochastic description of precipitation. preprints : Fourth symp. on mathematical statistics and probability. *Univ. of California, Berkeley*, 3:165–186, 1961.

S. LE CLERC : *Revisiter la notion de scénario hydrologique de référence pour la caractérisation des inondations*. Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier de Grenoble, 2004.

N. LE MOINE : *Le bassin versant de surface vu par le souterrain : une voie d'amélioration des performances et du réalisme des modèles pluie-débit ?* Thèse de doctorat, U. P. & M. Curie Paris VI, 2008.

E.L. LEHMANN : *Nonparametrics, Statistical Methods Based on Racks*. California, 1975.

J. LENNARTSSON, A. BAXEVANI et D. CHEN : Modelling precipitation in sweden using multiple step markov chains and a composite model. *Journal of Hydrology*, 363(1-4):42 – 59, 2008.

M. LEONARD, A. METCALFE et M. LAMBERT : Frequency analysis of rainfall and streamflow extremes accounting for seasonal and climatic partitions. *Journal of Hydrology*, 348(1-2):135–147, janvier 2008.

M. LIAO et T. SHIMOKAWA : A new goodness-of-fit test for type-l extreme-value and 2-parameter weibull distributions with estimated parameters. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 64:23–48, 1999.

H. LILLIEFORS : On the kolmogorov-smirnov test for normality with mean and variance unknown. *Journal of the American Statistical Association*, 62:399–402, 1967.

T. LITTMANN : An empirical classification of weather types in the mediterranean bassin and their interrelation with rainfall. *Theoretical and Applied Climatology*, 66:161–171, 2000.

V. LYNE et M. HOLLICK : Stochastic time-variable rainfall-runoff modelling. *In Institute of Engineers Australia National Conference. Publ. 79/10, 89-93*, 1979.

M. MADDEN : *99 exercises de style*. Oubapo, 2005.

H. MADSEN, D. ROSBJERG et P. HARREMOËS : Application of the bayesian approach in regional analysis of extreme rainfalls. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 9(1):77–88, mars 1995.

H.B. MANN : Nonparametric tests against trend. *Econometrica*, 13:245–259, 1945.

M. MARGOUM : *Estimation des crues rares et extrêmes : le modèle AGREGEE. Conceptions et premières validations*. Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Paris, 1992.

M. MARGOUM, G. OBERLIN, M. LANG et R. WEINGARTNER : Estimation des crues rares et extrêmes : principes du modèle agregee. *Hydrologie Continentale*, 9 (1):83–98, 1994.

C. MARTINEZ, J. CAMPINS, A. JANSÀ et A. GENOVÉS : Heavy rain events in the western mediterranean : an atmospheric pattern classification. *Adv. Sci. Res.*, 2:61–64, 2008.

T. MATHEVET : *Quels modèles pluie-débit globaux au pas de temps horaire ? Développements empiriques et comparaison de modèles sur un large échantillon de bassins versants.* Thèse de doctorat, Ecole Nationale du Génie Rural et des Eaux et Forêts (ENGREF), 2005.

T. MATHEVET et R. GARÇON : Tall tales from the hydrological crypt : are models monsters ? *Hydrological Sciences Journal – Journal des Sciences Hydrologiques*, 55(6):857–871, 2010.

T. MATHEVET, C. MICHEL, V. ANDRÉASSIAN et C. PERRIN : A baounded version of the nash-sutcliffe criterion for better model assesment on large sets of bassins. *IAHS Publication*, Andréassian, V., Hall, A,. Chahinian, N., Schaake, J. (Eds.), Large Sample Basin Experiment for Hydrological Model Parameterization : Results of the Model Parameter Experiment - MOPEX.:567, 2006.

R.H. MCCUEN, Z. KNIGHTM et A.G. CUTTER : Evaluation of the nash-sutcliffe efficiency index. *Journal of Hydrologic Engineering*, 11 (6):282–290, 2006.

L. MENZEL et H. LANG : Spatial variation in evapotranspiration in swiss alpine regions. *Hydrology, Water Resources and Ecology in Headwaters*, 248:115–121, 1998.

N. METROPOLIS : The beginning of the monte carlo method. *Los Alamos Science*, 15:125–130, 1987.

N. METROPOLIS et S. ULAM : The monte carlo method. *Journal of the American Statistical Association*, 44:335–341, 1949.

C. MICHEL : Que peut-on faire en hydrologie avec un modèle conceptuel à un seul paramètre. *La Houille Blanche*, 1:39–44, 1983.

C. MICHEL : Hydrologie appliquée aux petits bassins versants ruraux. Rapport technique, Cemagref Antony, 1989.

R.J. MOORE : The probability-distributed principle and runoff production at a point and basin scales. *Hydrological Sciences Journal*, 30(2):273–297, 1985.

S. MOUELHI : *Vers une chaîne cohérente de modèles pluie-débit conceptuels globaux aux pas de temps pluriannuel, annuel, mensuel et journalier*. Thèse de doctorat, CEMAGREF/ENGREF, 2003.

A. MULLER : *Comportement asymptotique de la distribution des pluies extrêmes en France*. Thèse de doctorat, Université Montpellier II, Cemagref, Laboratoire Hydrologie-Hydraulique, 3 bis, quai Chauveau, CP 220 69336 Lyon Cedex 09, 2006.

K. NACHÀZEL : *Estimation Theory in Hydrology and Water Systems (Developments in Water Science)*. Elsevier Science, 1993.

M. NAGHETTINI, K. W. POTTER et T. ILLANGASEKARE : Estimating the upper tail of flood-peak frequency distributions using hydrometeorological information. *Water Resour. Res.*, 32(6):1729–1740, 1996.

J.E. NASH et J.V. SUTCLIFFE : River flow forecasting through. part i. a conceptual models discussion of principles. *Joumal of Hydrology*, 10:282–290, 1970.

R. NAULET, M. LANG, Coeur D. OUARDA, T.B. and, B. BOBÉE et D. RECKING, A.and Moussay : Flood frequency analysis on the ardèche river using french documentary sources from the two last centuries. *Journal of Hydrology*, 313:58–78, 2005.

L. NEPPEL, P. ARNAUD et J. LAVABRE : Connaissance régionale des pluies extrêmes. : Comparaison de deux approches appliquées en milieu méditerranéen. *Comptes Rendus Geosciences*, 339(13):820–830, 2007.

C. NORRIS : How long did it take chuck norris to count to infinity twice ? *Chuck Norris Facts*, 1:), 2010.

C. OBLED, G. BONTRON et R. GARÇON : Quantitative precipitation forecasts : a statistical adaptation of model outputs though an analogues sorting approach. *Atmospheric Research*, 63:303–324, 2002.

C. ONOF, R. CHANDLER, A. KAKOU et P. NORTHROP : Rainfall modelling using poisson-cluster process. *In Recueil de publications à l'International Conférence in honour of Jacques BERNIER, Chap. Il, Paris, UNESCO*, 1995.

T.B.M.J. OUARDA, P.F. RASMUSSEN, B. BOBÉE et J. BERNIER : Utilisation de l'information historique en analyse hydrologique fréquentielle. *Revue des sciences de l'eau*, 11 (1):41–49, 1998.

L. OUDIN : *Recherche d'un modèle d'évaporation potentielle pertinent comme entrée d'un modèle pluie débit global*. Thèse de doctorat, CEMAGREF/ENGREF, 2004.

L. OUDIN, V. ANDRÉASSIAN, T. MATHEVET, C. PERRIN et C. MICHEL : Dynamic averaging of rainfall-runoff model simulations from complementary model parameterizations. *Water Resources Research*, 42:W07410, 2006.

E. PAQUET : Modèle mordor. présentation générale. Rapport technique, Electricité de France., 2000.

E. PAQUET, J. GAILHARD et R. GARÇON : Evolution de la méthode du gradex : approche par type de temps et modélisation hydrologique. *La Houille Blanche*, 5:80–90, 2006.

E. PAQUET et R. GARÇON : Modèle mordor : notice méthodologique. Rapport technique, Electricité de France. Division Technique Générale, 2000.

O. PAYRASTRE : *Faisabilité et utilité du recueil de données historiques pour l'étude des crues extrêmes de petits cours d'eau. Etude du cas de quatre bassins versants affluents de l'Aude*. Thèse de doctorat, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, 2005.

C. PERRIN : *Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2000.

C. PERRIN, C. MICHEL et V. ANDRÉASSIAN : Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of Hydrology*, 279:275–289, 2003.

T.C. PETERSON et D.R. EASTERLING : Creation of homogeneous composite climatological reference series. *International Journal of Climatology*, 14:671–679, 1994.

M.A.S. PINYA, H. MADSEN et D. ROSBJERG : Assessment of the risk of inland flooding in a tidal sluice regulated catchment using multi-variate statistical techniques. *Physics and Chemistry of the Earth*, 34 (10-12):662–669, 2009.

R. L. PLACKETT : Karl pearson and the chi-squared test. *International Statistical Review / Revue Internationale de Statistique*, 51(1):59–72, Avril 1983.

K. POPPER : Three worlds. *In Tanner Lecture on Human Values*, 1978.

N. PUJOL, L. NEPPEL et Sabatier R. : Regional tests for trend detection in maximum precipitation series in the french mediterranean region. *Journal des Sciences Hydrologiques*, 52:956–973, 2008.

R. QUENEAU : *Exercices de style*. Volume 150 de Collection Soleil, 1947.

M. QUETU : Sensibilité de l'estimation des crues extrêmes à la formulation et au calage de modèles hydrologiques. Mémoire de D.E.A., Observatoire des Sciences de l'Univers de Grenoble (OSUG)., 2010.

P.F. QUINN et K.J. BEVEN : Spatial and temporal predictions of soil moisture dynamics, runoff, variable source areas and evapotranspiration for plynlimon, mid-wales. *Hydrol. Process*, 7:425–448, 1993.

P. RACSKO, L. SZEIDL et M. SEMENOV : A serial approach to local stochastic weather models. *Ecol. Model.*, 57:27–41, 1991.

M. H. RAMOS, S. SÈNSI, J.-D. CREUTIN et C. MOREL : Contribution of satellite and lightning data to convective rainfall frequency analysis. *IAHS Publication*, 270:233–239, 2001.

D. W. REED : On the gradex method of estimatinf extreme floos. *Dams & Reservoirs*, 1:17–19, 1994.

B. RENARD : *Détection et prise en compte d'éventuels impacts du changement climatique sur les extrêmes hydrologiques en France*. Thèse de doctorat, INPG, 2006.

M. RIBATET : *Consolidation de l'information hydrologique disponible localement et régionalement pour l'estimation probabiliste du régime des crues.* Thèse de doctorat, INPG / INRS (Québec, Canada), 2007.

I. RODRIGUEZ-ITURBE, D.R. COX et V. ISHAM : Some models for rainfall based on stochastic point processes. *Proc. Royal Society London*, A410:269–288, 1987.

R. ROMERO, G. SUMNER, C. RAMIS et A. GENOVÉS : A classification of the atmospheric circulation patterns producing significant daily rainfall in the spanish mediterranean area. *International Journal of Climatology*, 19:765–785, 1999.

D. ROSBJERG et H. MADSEN : Advanced approaches in pds/pot modelling of extreme hydrological events. *Hydrology : Science & Practice for the 21th Century.*, 1:217–221, 2004.

B. SCHAEFLI et H.V. GUPTA : Do nash values have value ? *Hydrological Processes*, 21:2075–2080, 2007.

G. SCHWARZ : Estimating the dimension of a model. *Ann. Stat.*, 6:461–464, 1978.

F. SERINALDI : Copula-based mixed models for bivariate rainfall data : an empirical study in regression perspective. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 23 (5):677–693, 2009a.

F. SERINALDI : A multisite daily rainfall generator driven by bivariate copula-based mixed distributions. *Journal of Geophysical Research - Atmospheres*, 114, 2009b.

D. N. SHANBHAG : The characterizations for exponential and geometric distributions. *J. Amer. Statist. Assoc.*, 65:1256–1259, 1970.

S. SHAPIRO et M. B. WILK : An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52:3, 4 and 591–611, 1965.

N. A. SHEFFER, Y. ENZEL, G. BENITO, T. GRODEK, N. POART, M. LANG, R. NAULET et D. COEUR : Paleofloods and historical floods of the ardèche river, france. *Water Resour. Res.*, 39(12):1376–, décembre 2003.

V. P. SINGH et P. K. CHOWDHURY : Comparing some methods of estimating mean areal rainfall. *Water Resources Bulletin*, 22(2):275–283, 1985.

N. V. SMIRNOV : Approximate laws of distribution of random variables from empirical data. *Uspehi Matem. Nauk.*, 10:179–206, 1944.

R. SNEYERS : On the statistical analysis of series of observations. *World Meteorological Organisation*, page Technical note 143, 1990.

J. STEHLIK et A. BARDOSSY : Statistical comparison of european circulation patterns and development of a continental scale classification. *Theoretical and Applied Climatology*, 76:31–46, 2003.

L. M. TALLAKSEN et H.A.J. VAN LANEN : *Hydrological Drought : Processes And Estimation Methods for streamflow and groundwater*. Developments in Water Science, 48, 2004.

J. TEWELES et H. WOBUS : Verification of prognosis charts. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 35(10):455–463, 1954.

G. TORQUATO et P. BERNARDARA : Comparaison des méthodes pour l'estimation de la crue millénale : la méthode schadex et une méthode régionale. Rapport technique, EDF R&D. LNHE, 2009.

L. TURC : *Le bilan d'eau des sols : relations entre les précipitations, l'évaporation et l'écoulement.* Thèse de doctorat, INRA, 1953.

A. VALERY : *Modélisation précipitations débit sous influence nivale. Élaboration d'un module neige et évaluation sur 380 bassins versants*. Thèse de doctorat, Agro Paris Tech Engref, 2010.

S. E. WALLIS : Validation of theory : Exploring and reframing popper's worlds. *Integral Review*, 4 (2):153–177, 2008.

E. WAYMIRE et V.K. GUPTA : The mathematical structure of rainfall représentations : a review of the stochastic rainfall models. *Water Resources Research*, 17(5):1261–1272, 1981.

W. WEIBULL : A statistical distribution function of wide applicability. *J. Appl. Mech.-Trans.*, 3:293–297, 1951.

D. S. WILKS : Statistical methods in the atmospheric sciences : An introduction. *Academic Press*, 467, 1995.

WMO : *International Glossary of Hydrology*. 1974.

D.A. WOOLHISER et H.B. OSBORN : A stochastic model of dimensionless thunderstorm rainfall. *Water Resources Research*, 21(4):511–522, 1985.

P.O. YAPO, H.V. GUPTA et S. SOROOSHIAN : Multi-objective global optimization for hydrologic models. *Journal of Hydrology*, 204(1-4):83 – 97, 1998.

B. YARNAL, A.C. COMRIE, B. FRAKES et D.P. BROWN : Developments and prospects in synoptic climatology. *International Journal of Climatology*, 21,:1923–1950, 2001.

Annexes

Annexe A

Introducing a rainfall compound distribution model based on weather patterns sub-sampling

F. Garavaglia, J. Gailhard, E. Paquet, M. Lang, R. Garçon et P. Bernardara.
Article publié dans la revue Hydrology and Earth System Sciences, 14, 951-964,2010.
URL http ://www.hydrol-earth-syst-sci.net/14/951/2010/hess-14-951-2010.html

Hydrol. Earth Syst. Sci., 14, 951–964, 2010
www.hydrol-earth-syst-sci.net/14/951/2010/
doi:10.5194/hess-14-951-2010
© Author(s) 2010. CC Attribution 3.0 License.

Hydrology and Earth System Sciences

Introducing a rainfall compound distribution model based on weather patterns sub-sampling

F. Garavaglia[1], **J. Gailhard**[1], **E. Paquet**[1], **M. Lang**[2], **R. Garçon**[1], **and P. Bernardara**[3]

[1]EDF – DTG, 21 Avenue de l'Europe, BP 41, 38040 Grenoble Cedex 9, France
[2]HHLY, CEMAGREF, 3bis quai Chauveau, CP220, 69366 Lyon Cedex 09, France
[3]EDF – R&D LNHE, 6 quai Watier, 78401 Chatou, France

Received: 15 December 2009 – Published in Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.: 15 January 2010
Revised: 1 May 2010 – Accepted: 1 June 2010 – Published: 16 June 2010

Abstract. This paper presents a probabilistic model for daily rainfall, using sub-sampling based on meteorological circulation. We classified eight typical but contrasted synoptic situations (weather patterns) for France and surrounding areas, using a "bottom-up" approach, i.e. from the shape of the rain field to the synoptic situations described by geopotential fields. These weather patterns (WP) provide a discriminating variable that is consistent with French climatology, and allows seasonal rainfall records to be split into more homogeneous sub-samples, in term of meteorological genesis.

First results show how the combination of seasonal and WP sub-sampling strongly influences the identification of the asymptotic behaviour of rainfall probabilistic models. Furthermore, with this level of stratification, an asymptotic exponential behaviour of each sub-sample appears as a reasonable hypothesis. This first part is illustrated with two daily rainfall records from SE of France.

The distribution of the multi-exponential weather patterns (MEWP) is then defined as the composition, for a given season, of all WP sub-sample marginal distributions, weighted by the relative frequency of occurrence of each WP. This model is finally compared to Exponential and Generalized Pareto distributions, showing good features in terms of robustness and accuracy. These final statistical results are computed from a wide dataset of 478 rainfall chronicles spread on the southern half of France. All these data cover the 1953–2005 period.

Correspondence to: F. Garavaglia
(federico-externe.garavaglia@edf.fr)

1 Introduction

EDF (Électricité de France) design floods of dam spillways are now computed using a stochastic method named SCHADEX (Climatic-hydrological simulation of extreme floods) (Paquet et al., 2006). This method aims at estimating extreme flood quantiles by the combination of a rainfall probabilistic model and a continuous conceptual rainfall-runoff model (see Boughton and Droop, 2003 for a review). The purpose of this paper is to introduce the rainfall probabilistic model used in the SCHADEX method, based on a weather patterns sub-sampling. After introducing the weather patterns classification, we will first discuss the impact of this additional sub-sampling level on the identification of asymptotic behaviour of rainfall probabilistic models. We will finally present the formulation and the properties of this model and compare it with standard models.

In general the correct estimation of extreme rainfall quantiles is a critical stage in the estimation of extreme flood quantiles. In recent years, many approaches have been described in the hydrological literature to address this issue. Several solutions based on the extreme value theory use an asymptotic model to describe the stochastic behaviour of extreme value processes. Standard methodology for modelling extremes is based on the hypothesis of independence, stationarity and homogeneity. According to Coles et al. (2003), a false assumption of model homogeneity is one of the reasons that can lead to a wrong estimation of extreme events probabilities. The standard approaches based on extreme value theory use generalized extreme value (GEV) distribution or generalized Pareto (GP) distribution, and have to deal with the difficulty of locally estimating the shape parameter on

Published by Copernicus Publications on behalf of the European Geosciences Union.

the basis of point data (Koutsoyiannis, 2004). Regional approaches, by gathering data at a spatial scale, allow to improve the robustness of parameter estimation. It consists either in refining the analysis to homogeneous climatic zones, in which the shape parameter is considered to be constant (Madsen et al., 1995; Ribatet et al., 2007; Pujol et al., 2008), or in using indirect methods, i.e. methods based on stochastic simulation of rainfall events, such as the SHYPRE method (Arnaud et al., 2007), in which the parameters are estimated using a regional approach (SHYREG method, Arnaud et al., 2006a).

In order to improve robustness without loosing accuracy in extreme rainfall estimation, we propose an alternative approach using a classification of atmospheric circulation patterns. These weather patterns (WP) provide a discriminating variable that is consistent with French climatology, and allow seasonal rainfall records to be split into more homogeneous sub-samples, in term of meteorological genesis. An exponential POT model is used to fit the distribution of each subsample. The distribution of the multi-exponential weather patterns (MEWP) is then defined as the composition, for a given season, of all WP sub-sample marginal distributions, weighted by the relative frequency of occurrence of each WP.

The weather pattern classification, so-called EDF 2006, is described in Sect. 2 below. The need for seasonal and weather pattern sub-sampling is explained in Sect. 3. In Sect. 4 we discuss the effect of sub-sampling on the identification of the asymptotic behaviour of rainfall probabilistic models. Section 3 and Sect. 4 are illustrated with the daily rainfall records from Lyon and St Etienne en Dévoluy (SE France). In Sect. 5 the MEWP rainfall probabilistic model is introduced. In order to assess the robustness and the accuracy of the proposed model, more global statistical results are computed from a wide dataset of 478 rainfall chronicles spread on the southern half of France (Fig. 1). All these data cover the 1953–2005 period.

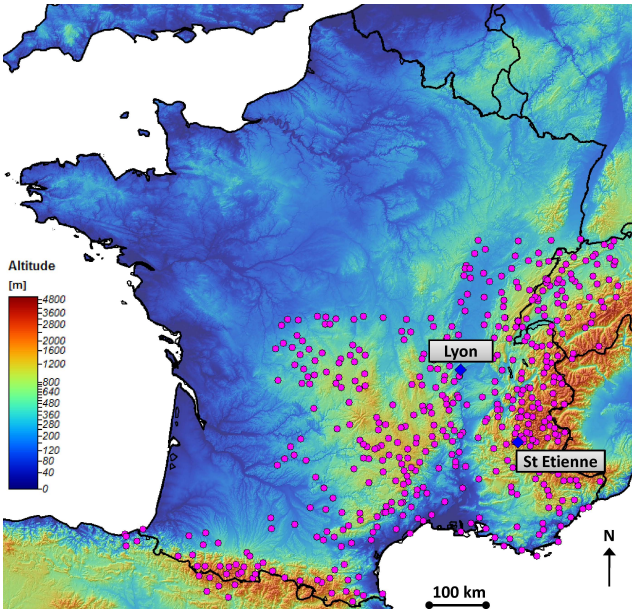


Fig. 1. Localisation of the 478 rain gauges used in this study (Lyon and St Etienne en Dévoluy rain gauges are highlighted).

2 Weather patterns classification

2.1 Context

The relationship between large-scale atmospheric circulation and precipitation events has been studied for a long time (see Yarnal et al., 2001; Boé et al., 2008; Martinez et al., 2008, for a review), especially over Western Europe, and it has been demonstrated that analysing synoptic situation can provide significant information on heavy rainfall events (Littmann, 2000).Various authors focused on the Mediterranean area (Romero et al., 1999; Littmann, 2000; Martinez et al., 2008).

From this point of view, a classification based on a limited number of typical but contrasted synoptic situations (or weather patterns) is a useful tool to link rainfall events with its generating processes. In this section, we identify the weather patterns for France and the resulting classification of rainy days.

To define a daily synoptic situation over France and surrounding areas, we used a dataset that has already been optimised in previous works on quantitative precipitation forecast using the analogue method (Guilbaud et al., 1998; Obled et al., 2002):

- Geopotential height fields at 700 and 1000 hPa pressure levels, at 0 h and 24 h, defined on 110 grid points;
- Analysis centred on south-eastern France from 6.2°W to 12.9°E, and from 38.0°N to 50.3°N.

In this way, each day can be defined in the $\Re^{440}$ mathematical space of the geopotential fields concerned (four fields defined on 110 points).

2.2 A "bottom-up" approach for the identification of weather patterns

In our classification process, "bottom-up" should be understood as firstly identifying the centroids of classes using our variable of interest (i.e. rainfall), and secondly projecting them into the $\Re^{440}$ space of geopotential heights.

The whole classification process is summarized in Fig. 2, and consists of the following steps:

- STEP 1. To describe a daily precipitation field over France, 54 rainfall series for the period 1956–1996 are used. Among these records, 3086 days (21%) with an

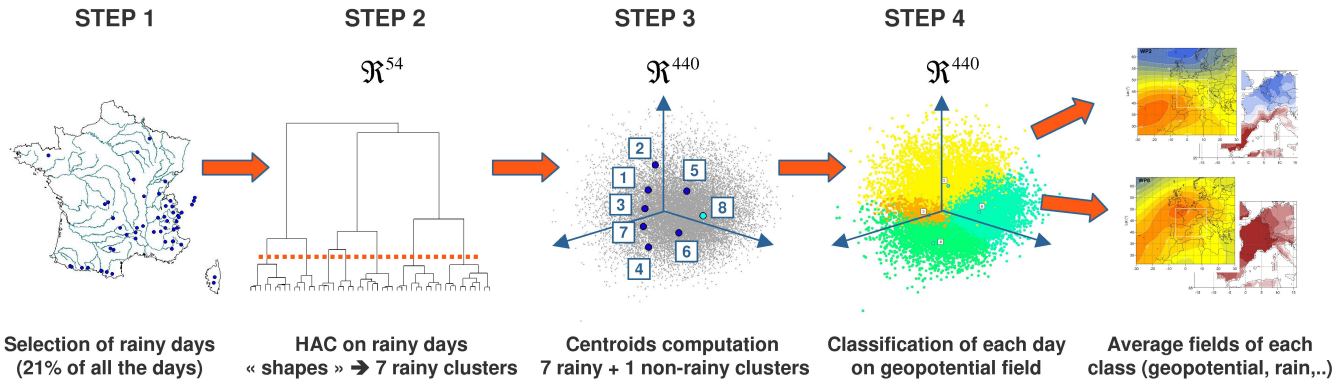


Fig. 2. WP classification flowchart.

average rain depth (computed on the 54 chronicles) exceeding 5 mm, are considered as rainy days. We then normalize each local rain depth by the average precipitation of the day concerned, as a way of considering the "shape" of the rain field rather than its scale. Instead than using the *how much does it rain* information, we use the *where does it rain* information in our process.

– STEP 2. A Hierarchical Ascendant Classification (HAC) is then performed on this population of rainy day shapes, as defined in a $\Re^{54}$ space. The dendrogram of this HAC showed that seven rainy classes could be chosen, at this stage the remaining days (79% of days) are combined in a non-rainy class.

– STEP 3. During this step the centres of gravity (or centroids) of the eight classes are calculated in the $\Re^{440}$ space of geopotential heights.

– STEP 4. Each day of the 1953–2005 period is attributed to the weather pattern (WP) whose centroid is the closest in the $\Re^{440}$, using the Teweles-Wobus score (Teweles and Wobus, 1954) as measure of proximity between synoptic situations. This led to changes for some days in the period 1956–1996 that were already classified by the HAC of rain, specially WP8 days (see below for the definition of WP8). Note that the Teweles-Wobus distance is used because we want to focus on atmospheric circulation, whatever the mean height of the geopotential fields (we could also have used other distances e.g. correlation between fields).

The obtained WPs are illustrated in Fig. 3a by their mean 1000 hPa geopotential field at 0 h. For pedagogical reasons, the fields are presented in logical order in terms of atmospheric circulations, i.e. 2-1-3-7-4-6-5 and 8 (see Fig. 2 Step 3). For each WP (except for WP8) an arrow indicates the atmospheric flow of low layers induced by the average synoptic fields. The size and the direction of the arrow are a qualitative indication of the strength and direction of the wind. Fig. 3b shows the corresponding relative precipitation fields (ratio of WP mean to "all day " mean precipitation) over western Europe. For this purpose, we used a gridded version of the European Climate Assessment and Data (ECA&D) of mean daily precipitation (Haylock et al., 2008). The grid resolution is $0.5\times0.5°$and the data cover the period 1953 to 2005.

These patterns give a picture of the diversity of rainy synoptic situations over France. They were named in relation with the atmospheric circulation they favour. WP2 (Steady Oceanic), WP1 (Atlantic Wave) and WP3 (South-West Circulation) correspond to westerly oceanic circulations, WP1 being the most rainy pattern over the study area. WP7 (Central Depression) and WP4 (South Circulation) correspond to Mediterranean circulations, which bring heavy rains to south-eastern France. WP6 (East Return) also corresponds to a Mediterranean circulation, but rain is generally limited to the Italian border and eastern Pyrenees. WP5 (North East) is a continental circulation, and finally WP8 (Anticyclonic) shows no well-defined circulation, as expected for a non-rainy day. The occurrence statistics of the eight WPs are presented in Table 1. For the whole year, the most frequent WP is the Anticyclonic one (WP8), followed by the Steady Oceanic (WP2) and the South Circulation (WP4). However, these figures change with the season, for example WP2 is more frequent in winter, and WP8 in summer.

2.3 Suitability of the proposed WP classification

A weather pattern classification is a tool that cannot be separated from its object: a classification dedicated to wind or fog will obviously be significantly different from the one presented here. Furthermore, with not much contrasted mathematical objects like geopotential fields, clustering techniques are sensitive to initiation centers as well as to the number of classes. It is thus almost impossible to assert that a given classification "is the best", because for the same dataset, equivalent solutions can easily be obtained with slightly different options. More reasonably, a classification should be

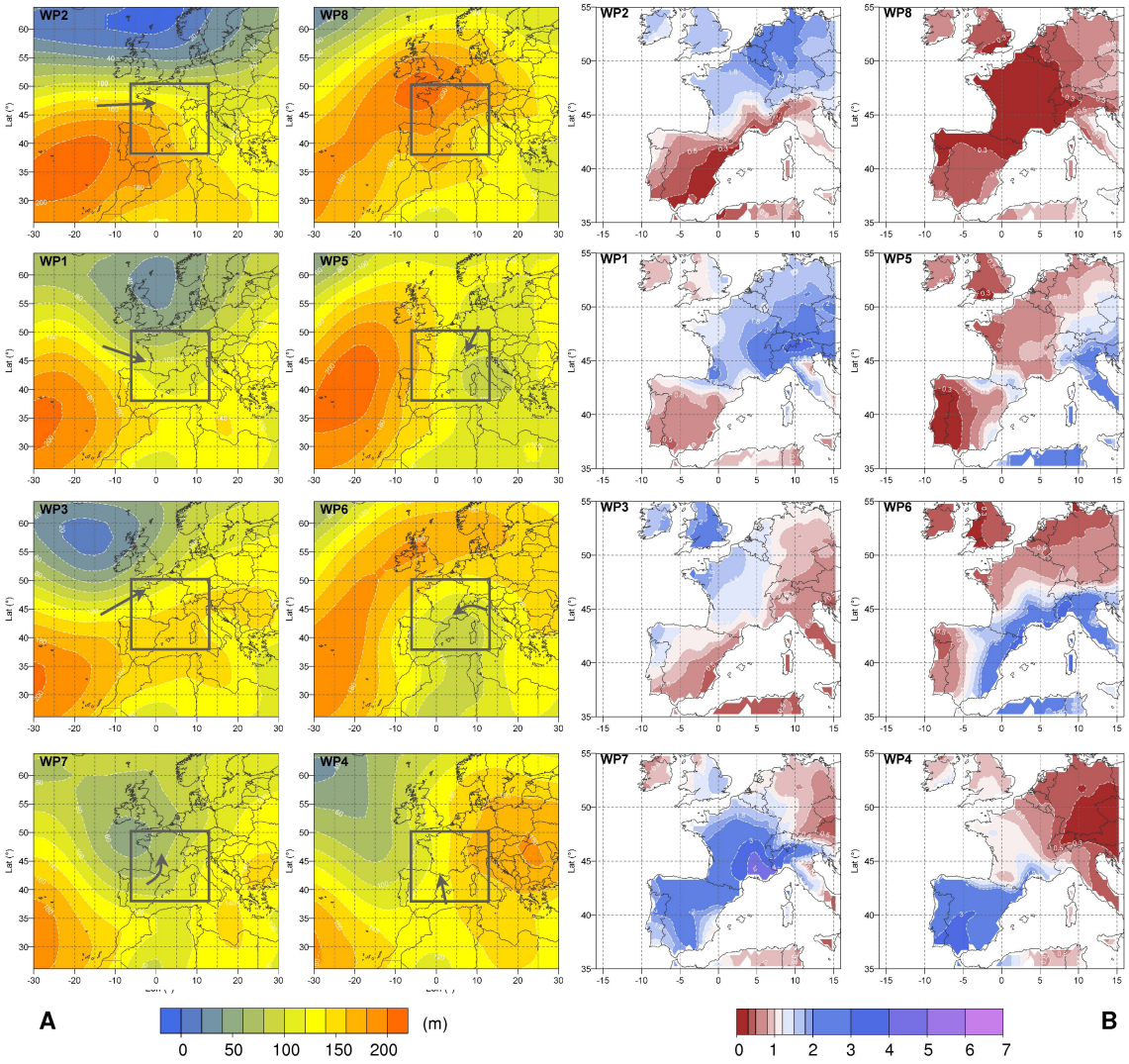


Fig. 3. Average geopotential height at 1000 hPa of the eight WP (A) and the ratio of the mean WP to global mean precipitation (B). The frame highlights the area of interest (from 6.2°W to 12.9°E, and from 38.0°N to 50.3°N) and the arrows indicate the atmospheric flow of low layers.

Table 1. Yearly and seasonal statistics of occurrence for the eight WP (records for the period 1953–2005).

Class	WP name	Year	Winter	Spring	Summer	Autumn
WP1	Atlantic Wave	7%	5%	7%	11%	7%
WP2	Steady Oceanic	23%	36%	22%	14%	21%
WP3	Southwest Circulation	8%	4%	7%	12%	8%
WP4	South Circulation	18%	19%	18%	10%	23%
WP5	Northeast Circulation	7%	7%	8%	6%	6%
WP6	East Return	6%	5%	8%	6%	5%
WP7	Central Depression	3%	2%	4%	3%	4%
WP8	Anticyclonic	28%	21%	26%	38%	26%

Table 2. Comparison of the discriminating power of three classifications (average of statistics made on 54 rainfall records).

Classification	Region	Number of classes	Cramer Coefficient	Intra deviation score
Hess and Brezowsky (1952)	Central Europe	30	0.336	0.916
Boé (2007)	France	38	0.429	0.856
EDF 2006	France	8	0.427	0.878
EDF 2006 (seasonal)	France	8x4	0.453	0.856

evaluated on its ability to propose a reasonable typology of the phenomenon concerned.

Two other available classifications were evaluated and compared to the one proposed here: the well-known Hess-Brezowsky classification (Hess and Brezowsky, 1952), because it is often used for comparison, and another French classification (Boé, 2007), which is also used for precipitation analysis. The latter classification in fact comprises four classifications of 8–10 classes, one for each season (DJF, MAM, JJA, SON). The discriminating power of the three classifications was checked for rain/no rain occurrence, using appropriate criteria like the Cramer test (Bardossy et al., 1995). This coefficient ranges between 0 (no dependence between the classification and the rain/no rain occurrence) and 1 (absolute dependence). Another criterion is also computed to check how the classification minimizes deviation within classes. The chosen criterion is the ratio of intra classes deviation to total deviation. This coefficient ranges between 1 (equal deviation within classes than the total population) and 0 (no deviation within classes : each class contains the same numeric value). These criteria are first computed on each of our 54 rainfall chronicles on the period 1953–1998 and then averaged to obtain a single value. The results of the comparison are presented in Table 2, and show that the present classification based on the eight WPs has good discriminating power for the rain occurrence and value.

In addition, the corresponding average rain fields are contrasted (Fig. 3b). In our opinion, one of the major advantages of this classification is that it remains applicable throughout the year, enabling flexible use. For example, in a recent study by Gottardi (2009), this classification was used to interpolate daily precipitation fields over French mountainous regions. It is now time to evaluate its interest for heavy rainfall distribution.

3 Extreme value theory and sampling techniques

3.1 Sampling techniques for extreme values

The extreme value theory is based on the fundamental hypothesis that the random variable realizations (daily rainfall in our study) are independent and identically distributed (i.i.d). Two standard sampling techniques are used to build samples coming closer to these hypotheses:

– Block Maximum (BM). The maximum values within blocks of equal length of data are selected. The choice of block size can be critical as too small blocks can lead to bias and too large blocks generate too few block maxima, thus giving a large estimation variance (Coles, 2001). Usually the one-year block is used for daily discharges or rainfall data, leading to the annual maxima (AM). According to Coles et al. (2003), asymptotic consideration suggest that the distribution of AM should be approximately a member of the generalized extreme value (GEV) distribution.

– Peaks over threshold (POT). All the events exceeding a given threshold are selected (see Lang et al., 1999; Rosbierg and Madsen, 2004, for a review). Once again according to Coles (2001), such a sample may be regarded as independent realizations of a random variable whose distribution can be approximated by a member of generalized Pareto distribution.

Always according to Coles et al. (2003), if daily series are available, POT sampling is better that AM sampling, because additional information on several large events that occur during the same year is taken into account.

To ensure independence of POT values, an additional criterion based on a minimum time period between two successive events is usually applied. In this paper, we begin to introduce a new variable, called the “central rainfall”, which is, at a daily time step, rainfall exceeding 1 mm and greater than the quantity of rain on the preceding and following day. This CR sampling is closely linked to the rainfall-runoff simulation process part of the SCHADEX method. The independence of this kind of re-sampled rainfall time series has been checked by computing the first order lag autocorrelation coefficients for the whole dataset (map on Fig. 1). The median autocorrelation coefficient is 0 for AM sampling method, 0.07 for CR sampling method and 0.23 for daily time-series. We therefore selected POT values of “central rainfalls”. In the Lyon records, the so-called “central rainfalls” represent about 17% of all daily rainfall (63% of the days being non-rainy days, and the 20% remaining days thus having less rainfall than the preceding or following days).

However, the “identically distributed” quality of such samples is somewhat questionable: the main feature shared by the selected observations is their status of being the yearly maximum, or greater than a specific threshold. This can be

illustrated by considering daily discharges of small mountain catchments where high values are commonly observed either in spring or autumn. In this case, two populations linked to very different hydrological processes (snowmelt or heavy rain runoff floods) are mixed by BM or POT sampling (Hirschboeck et al., 1987; Petrow et al., 2007), making the "identically distributed" hypothesis harder to ensure, and consequently the use of extreme value statistical theory more questionable.

Therefore, two complementary sub-sampling techniques for rainfall records are introduced here to more closely approach the i.i.d. hypothesis.

3.2 Seasonal sub-sampling

In most places in the world and in a wide range of climates, rainfall displays strong seasonal variability. At a given location, the frequency and intensity of rainfall is driven by the meteorological situation, whose genesis is strongly influenced by large scale seasonal factors, for example variation in solar input (incidence of sunlight, day length), sea surface temperatures, the position of long lasting high or low pressure centers etc. The factors that cause heavy rainfall events are numerous, various and complex, and they interact at different scales, but their seasonal variation pattern has a true climatological consistency. This is common sense in strong bipolar precipitation regimes (like monsoon), but is also true in temperate climates with more mixed influences. For example, heavy rains hitting the French, Spanish and Italian regions surrounding the Mediterranean Sea most likely occur during fall (September to November). This kind of pattern must be taken into account by appropriate seasonal sampling to produce more homogeneous sub-populations for heavy rainfall analysis (Lang and Desurosne, 1994; Djerboua and Lang, 2007). In extreme rainfall studies for France, we usually consider two to four non-overlapping seasons.

Fig. 4 is a box plot of annual daily rainfall maxima for each month at Lyon and St Etienne en Dévoluy. The seasonal pattern is rather common for daily rainfall in southern France, with the highest quantiles ("season-at-risk") occurring between September and November (as shown for St Etienne en Dévoluy). For Lyon, this "season-at-risk" is more likely June to November.

3.3 Weather Pattern based sub-sampling

As indicated in Sect. 2.1, in Europe, the links between atmospheric circulation patterns and heavy rainfall events have been widely studied in various locations. The analysis domain on which the classification is built is generally wide (several degrees of latitude and longitude), and thus has a regional sense. A discrimination of rainfall records based on such a classification is one way to gather observations according to similar generating meteorological processes, and hence progress toward to the homogeneity of sub-samples. One application was described by Ramos et al. (2001) for the 30' rainfall in Marseilles (France), showing two distinct asymptotic behaviours depending on the presence of a meso-scale convective system. This approach can also provide additional information about extreme rainfall events, thus enhancing probabilistic analysis (Klemeŝ, 1993). Figure 5 is a box-plot of annual maxima for each weather pattern for Lyon and St Etienne en Dévoluy. The WP4 (South Circulation), WP7 (Central Depression), and to a lesser extent WP1 (Atlantic Wave), clearly have higher quantiles than the other weather patterns. We will now show how to integrate these sub-samplings into rainfall probabilistic models.

4 Taking into account seasonal and weather pattern sub-sampling

4.1 Global formulation

Let Y represents the hydrologic variable of interest such as daily rainfall (or central rainfall, see above). Let us now consider a range of seasons $i = 1, \ldots, S$, where S is the number of seasons that allows appropriate seasonal division of the local precipitation regime (S equal to 2 or 4 generally in France).

Let us also consider a range of weather patterns $j = 1$,..., NWP, where NWP is the number of weather patterns that provides a robust discrimination of the meteorological situations of the study region (for France, NWP equal to 8 for the classification presented in Sect. 2).

To build sub-samples based on seasons and weather patterns, the hydrologic variable Y is partitioned into $S \cdot$ NWP variables, $Y_{\mathrm{NWP}=j}^{S=i}$, with respect to seasons and weather patterns, as follows:

$$Y = \bigcup_{i=1}^{S} Y^i \text{ and } Y^i = \bigcup_{j=1}^{\mathrm{NWP}} Y_j^i \tag{1}$$

As mentioned before, asymptotic behaviour of POT values of a daily rainfall sub-sample of season i and WP j, may be approached by a GP distribution, which takes the form:

$$F_j^i(z) = \Pr\left[Z_j^i = Y_j^i - u_j^i < z\right] = 1 - \left(1 + \xi_j^i \frac{z}{\lambda_j^i}\right)^{-\frac{1}{\xi_j^i}} \tag{2}$$

with a parameter space $\left\{\left(\lambda_j^i, \xi_j^i\right) : \lambda_j^i > 0, \xi_j^i \in \Re\right\}$, and a threshold u_j^i.

As the set of seasonal POT values across all WP is the union of the POT values within each WP, the seasonal rainfall distribution is computed from a mixture distribution of GP distribution for each WP. This seasonal distribution takes the form:

$$F^i(z) = \sum_{j=1}^{\mathrm{NWP}} F_j^i(z) \cdot p_j^i \tag{3}$$

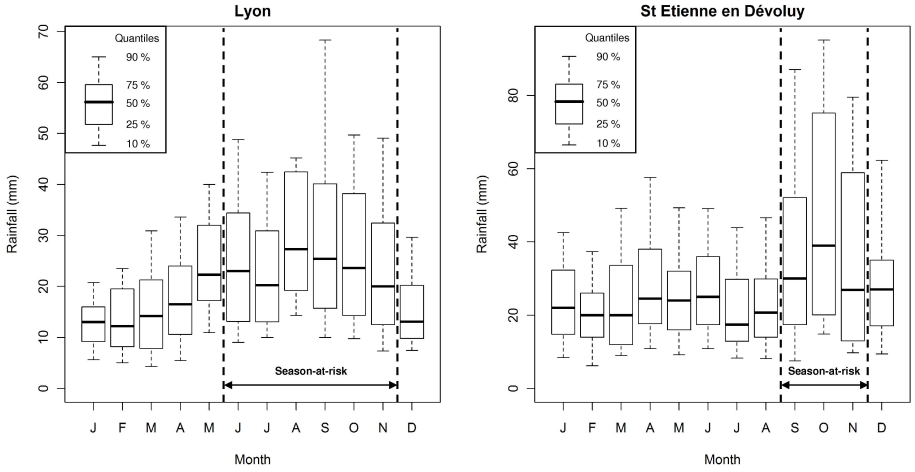


Fig. 4. Box plot of the annual maxima for each month at Lyon rain gauge (left) and St Etienne en Dévoluy (right) (records for the period 1953–2005). Dashed lines and double arrow highlight the "season-at-risk" (season of occurrence of highest rainfall quantiles) at Lyon (June to November) and St Etienne en Dévoluy (September to November).

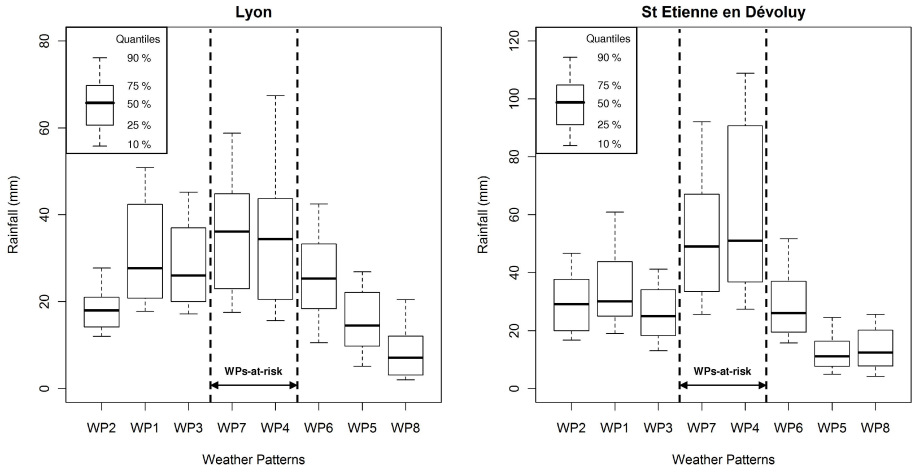


Fig. 5. Box plot of the annual maxima for each weather pattern at Lyon rain gauge (left) and St Etienne en Dévouly (right) (records for the period 1953–2005). Dashed lines and double arrow highlight the "WPs-at-risk" (WP associated to highest rainfall quantiles): WP 7 and WP 4.

where weight p_j^i is the relative occurrence of each WP within season i. The global distribution is therefore computed from a mixture distribution of each seasonal distribution, which takes the form:

$$F(z) = \sum_{i=1}^{S} F^i(z) \cdot p^i \tag{4}$$

where weight p^i is the relative occurrence of each season that is equal to the ratio of the number of events in the season to the total number of events.

4.2 Relation between sub-sampling and asymptotic behaviour

An appropriate tool for the threshold selection is the Mean Residual Life (MRL) plot, expressed as follow :

$$\left[\left(u, \frac{1}{n_u}\sum_{i=1}^{n_u}(x_i - u)\right) : u < x_{\max}\right] \tag{5}$$

where $x_1, \ldots, x_{n_u}$ consist of the n_u observations that exceed threshold u, and $x_{\max}$ is the largest of the x_i. According to Coles (2001), above a threshold u_0 at which the GP distribution provides a valid approximation to the excess distribution, the MRL plot should be approximately linear in u.

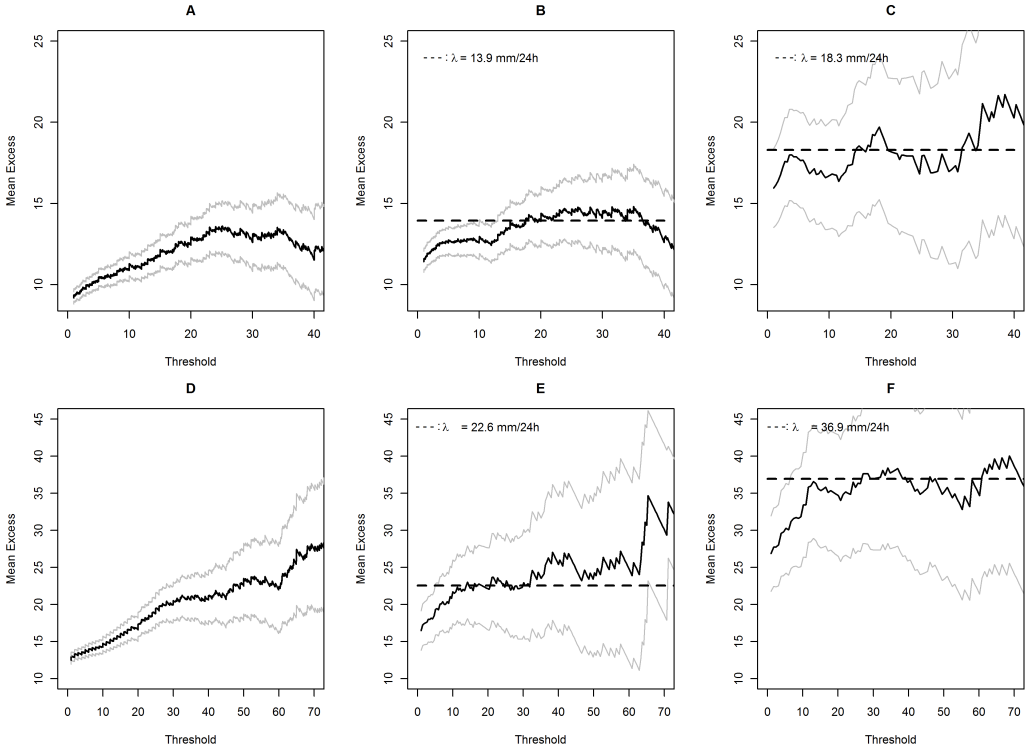


Fig. 6. MRL plot for all year (**A** and **D**), "season-at-risk" (**B** and **E**) and WP 4 days within "season-at-risk" (**C** and **F**) at Lyon rain gauge (A, B and C) and St Etienne en Dévoluy (D, E and F). Gray lines represent the 95% confidence interval. The dashed lines highlight the fitted value of the scale parameter according to an exponential model.

More specifically, the mean excess above the threshold u_0 should be constant, equal to the scale parameter λ for the case of exponential distribution ($\xi = 0$), and should increase linearly with the threshold value for the Pareto distribution ($\xi > 0$) (Shanbhag 1970). Confidence intervals, based on the hypothesis of normality of the sample means, can be added to the plot.

The graphical interpretation of an MRL plot may appear as subjective. However, in our study, it has been used to illustrate how the vision of the asymptotic behaviour of a given population may be dependent of the chosen sampling level (global, season, season and WP). Figure 6 shows MRL plots for the whole year, the "season-at-risk", and for the WP4 days within the "season-at-risk", at Lyon and St Etienne en Dévoluy rain gauges. Considering Fig. 6d (St Etienne en Dévoluy , global sample), a reasonable interpretation of the increasing linear trend of the MRL plot may be a Pareto asymptotic underlying behaviour. This is more questionable for the Fig. 6e (St Etienne en Dévoluy, "season-at-risk"), where asymptotic exponential behaviour could be a possible interpretation (22.6 mm/24 h scale parameter). The exponential hypothesis (36.9 mm/24 h scale parameter) becomes a more natural choice for the Fig. 6f (St Etienne en Dévoluy, WP4 days within the "season-at-risk"). Similar conclusions can be drawn for the example of Lyon (Fig. 6a to 6c), but with an asymptotic exponential behaviour almost noticeable on the whole year MRL plot above 25 mm threshold (Fig. 6a).

The MRL plot is supposed to help to determine the asymptotic behaviour of the underlying distribution, but we see how far the final diagnostic can depend on the chosen sub-sampling. In other words, the asymptotic behaviour might be exponential, but a standard sub-sampling (e.g. records from whole year or whole season) might completely mask it. Furthermore, under the hypothesis of an exponential asymptotic behaviour, a standard sub-sampling might lead to an underestimation of the scale parameter: Lyon scale parameter rising from 13.9 mm/24 h ("season-at-risk") to 18.3 mm/24 h (WP4 in "season-at-risk"), St Etienne en Dévoluy scale parameter from 22.6 mm/24 h to 36.9 mm/24 h. Figure 7 shows additional MRL plots for Lyon WP7, WP6 and WP1 sub-samples (within "season-at-risk") with a more apparent asymptotic exponential behaviour.

From now on, our hypothesis will be that the asymptotic behaviour of each WP sub-sample within season is exponential. This hypothesis will be presented and tested in the following section.

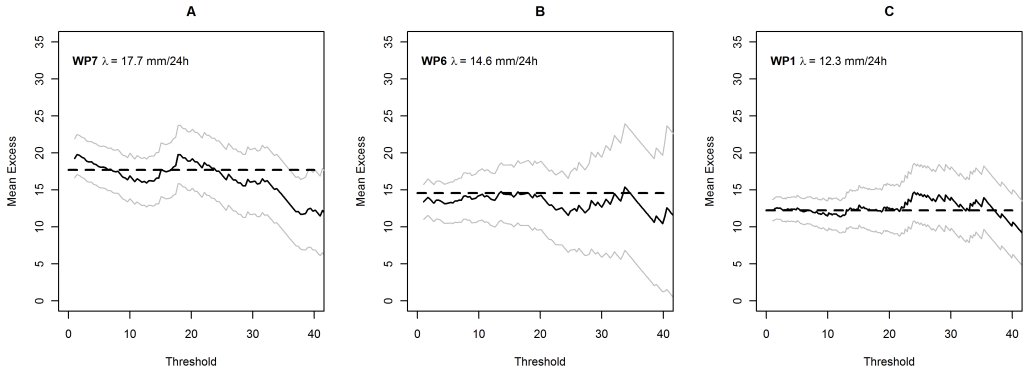


Fig. 7. MRL plot for WP7 (A), WP6 (B) and WP1 (C) days in the season from June to November ("season-at-risk") at Lyon rain gauge. Gray lines represent the 95% confidence interval. The dashed line highlights the fitted value of the scale parameter according to an exponential model.

5 Multi-exponential weather pattern distribution

5.1 Model formulation

Considering that the shape parameter ξ_j^i is equal to zero, the seasonal distribution given in Eq. 3 takes the form:

$$F^i(z) = \sum_{j=1}^{NWP} F_j^i(z) \cdot p_j^i = \sum_{j=1}^{NWP} \left(1 - \exp\left(-\frac{z}{\lambda_j^i}\right)\right) \cdot p_j^i \quad (6)$$

This seasonal distribution is then named multi-exponential weather pattern (MEWP) distribution. To provide a continuous probabilistic description of the whole range of observed rainfall, the CDF of each sub-sample is extended below its threshold u_j^i by a linear interpolation of empirical quantiles. Otherwise, the MEWP distribution would only be defined above the greatest threshold of all sub-samples.

In practice, selecting a threshold level u_j^i is not an easy task. In order to avoid compromising the asymptotic characteristic of the fitted values - threshold too low - and to avoid enlarging the variance of the estimators - threshold too high -, u_j^i was chosen equal to the 70% empirical quantile of each WP sub-sample. This choice of threshold was checked on MRL plots. It proved to be a good compromise for the dataset presented in Fig. 1.

The confidence intervals are computed using the bootstrap non-parametric method (Efron , 1979). It consists in a random extraction with replace of values from the actual sample (WP sampling), in order to produce new samples (Bootstrap samples) of the same dimension of actual one. For every Bootstrap samples, the quantiles of given frequency f, q_f, are determined via the probabilistic model considered. If $q_{B,\alpha/2}, q_{B,1-\alpha/2}$ are the empirical quantiles of frequency $\alpha/2$ and $1-\alpha/2$ of the empirical distribution q_f, the confidence interval at $1-\alpha$ level is equal to $\left[q_{B,\alpha/2}, q_{B,1-\alpha/2}\right]$ around the quantile. In order to take into account the variability of the occurrence of each WP in the computation of bootstrap interval of confidence, we modeled this occurrence with a Poisson law. So for every bootstrap simulation, we extract randomly from a Poisson law the occurrence of the WPs.

Table 3 shows the scale parameter λ_j^i, the threshold u_j^i (corresponding to the 70% empirical quantile) and the weight p_j^i of each WP within the annual and the two seasonal MEWP distributions (December to May, June to November) for the Lyon rain gauge. The last line gives the weight p^i of each season used to compute the annual MEWP distribution. These results reveal significant variability of the scale parameter in relation with the WP and the season. We consider this variability as an indication of the suitability of WP sampling: inappropriate sub-sampling would have produced randomly parsed samples of the whole record, with a rather uniform scale parameter for each sub-sample. Figure 8 illustrates the eight WP exponential distributions fitted on the Lyon rainfall records within the season Jun-Nov and the period 1953–2005. The x-axis of these graphs shows the return level, $T(z)$, expressed in years, obtained from the density function $F(z)$, through the following expression:

$$T(z) = \frac{1}{1 - F(z)^{\frac{n}{N}}} \quad (7)$$

where n is the number of elements of the sub-sample concerned (e.g. daily rainfall in autumn and WP1) and N is the number of years of the data (i.e. 53 for the period 1953–2005). We can now define the "WP-at-risk" within a given season as the WP associated with the greatest scale parameter (numbers in bold in Table 3). For the season 1 (December to May), it is WP7 (λ_7 equal to 10.2 mm/24 h), whereas in season 2 (the "season-at-risk", from June to November) it is WP4 (λ_4 equal to 18.3 mm/24 h), showing seasonal variations. This result is fully consistent with the climatological characteristics of the Lyon area, with Mediterranean circulations causing the heaviest rainfall events, especially in autumn. The last columns of Table 3 illustrate the relevancy of a seasonal sub-sampling; for the whole year (annual distribution) scale parameters of each WP still show a strong

Table 3. Scale parameter λ_j^i, threshold u_j^i, weight p_j^i for each weather pattern of the two seasonal MEWP distributions (season 1 from December to May and season 2 from June to November) for Lyon. Last columns detail the annual MEWP distribution (without seasonal sub-sampling). The weights p^i refer to the weights used to compute the global MEWP distribution, if season sampling is used.

	Season 1 (Dec–May)			Season 2 (Jun–Nov)			Annual (without season)		
	λ_j^i (mm/24 h)	u_j^i (mm)	p_j^i	λ_j^i (mm/24 h)	u_j^i (mm)	p_j^i	λ_j^i (mm/24 h)	u_j^i (mm)	p_j^i
WP1	9.4	10.1	13%	12.3	15	18%	11.1	13	15%
WP2	4.4	7	38%	5.5	7.8	21%	4.8	7.3	30%
WP3	9.2	9.7	8%	10.7	16.4	16%	10.6	14.2	12%
WP4	8.8	13	15%	18.3	19.5	13%	14.3	15.3	14%
WP5	4.9	7.1	8%	8.3	12.1	8%	8.2	8.3	8 %
WP6	9.9	11.8	6%	14.6	16.5	8%	12.2	15.1	7 %
WP7	10.2	17	8%	17.7	23.9	10%	15.6	19.7	9 %
WP8	2.6	3.3	4%	8.6	7.8	6%	7.4	5	5 %
p^i	50%			50%			100%		

variability, but at a lower level. Choice of seasons may appear as subjective but remains a mandatory step accounting for additional meteorological factors. For instance, concerning Mediterranean regions, the seasonal variation of heavy precipitations of a given WP is partly linked to the evolution of the Mediterranean Sea surface temperature. The eight WP exponential distributions illustrated in Fig. 8 are combined in a seasonal MEWP distribution (Fig. 9a) using the weight p_j^i given in Table 3. Similarly the two seasonal MEWP distributions are combined in the global MEWP distribution illustrated in Fig. 9b, according to the seasonal weight p^i given in Table 3.

5.2 Model properties

Two important features of this model should be underlined:

- A significant bend of the CDF for low to moderate return times can be represented, meaning non-exponential behaviour of distributions in the range of observable frequencies can be accounted for;
- For high and extreme quantiles (currently over 50 years of return period), the asymptotic behaviour becomes exponential, and is fully parameterized by the scale parameter and the relative frequency p_j^i of the "WP-at-risk" and the "season-at-risk".

However, the high flexibility of a probabilistic model, i.e. its ability to fit the largest observed values, often has the serious drawback of lacking robustness for estimations of extreme quantiles. Figure 10 illustrates the robustness of the proposed probabilistic model. The MEWP distribution was compared with the Exponential (EXP) and GP distribution for the Lyon record. Both models were fitted locally (using maximum likelihood criterion) on two samples: the observations of Jun–Nov season for the period 1953–2005, with and without the maximum observed event (101 mm rainfall in 24 h on 30 September 1958).

The estimate of the 1000-year return level for daily rainfall is 120 mm with the GP distribution fitted on the complete record, and 104 mm with the GP distribution fitted without the observed maximum (11% less). For EXP distribution, these values are respectively 142 mm and 139 mm (2% less). For the MEWP distribution, these values are respectively 160 mm and 159 mm (1% less), with almost identical distributions on Fig. 10. This test has been carried out on a wide dataset of 478 rain gauges located in the Alps, Pyrenees and Central Massif (Fig. 1). Three probabilistic models (EXP, MEWP and GP distribution) have been fitted on the "season-at-risk" records of the 1953–2005 period, *with* and *without* the observed maximum. For each model, the same threshold has been used, corresponding to the one conditioning the asymptotic value of the MEWP distribution (i.e. the 70% empirical quantile of the "WP-at-risk" sub-sample). For two return levels (100 and 1000 years) we compute the relative deviation between the two estimations (with and without the observed maximum) of each model. The Fig. 11 shows the box plot of this relative deviation for the 478 rain gauges. For 1000-year return level, the median of this relative deviation is 17% for GP distribution, 4% for exponential distribution and 3% for MEWP distribution. For such a local fit of models, the MEWP and EXP distributions appear as more robust than the GP distribution for the estimation of extreme rainfall events. This is logically a consequence of a unique parameter driving the asymptotic behaviour of both EXP and MEWP distributions. Concerning the MEWP distribution, the number of underlying parameters (within a season, a scale parameter for each 8 WP sample and eight WP relative frequency) may be viewed a priori as a restriction for robustness. The presented test shows that this is not the case.

This robustness test has to be completed by an accuracy test. Dealing with extremes values, finding a relevant

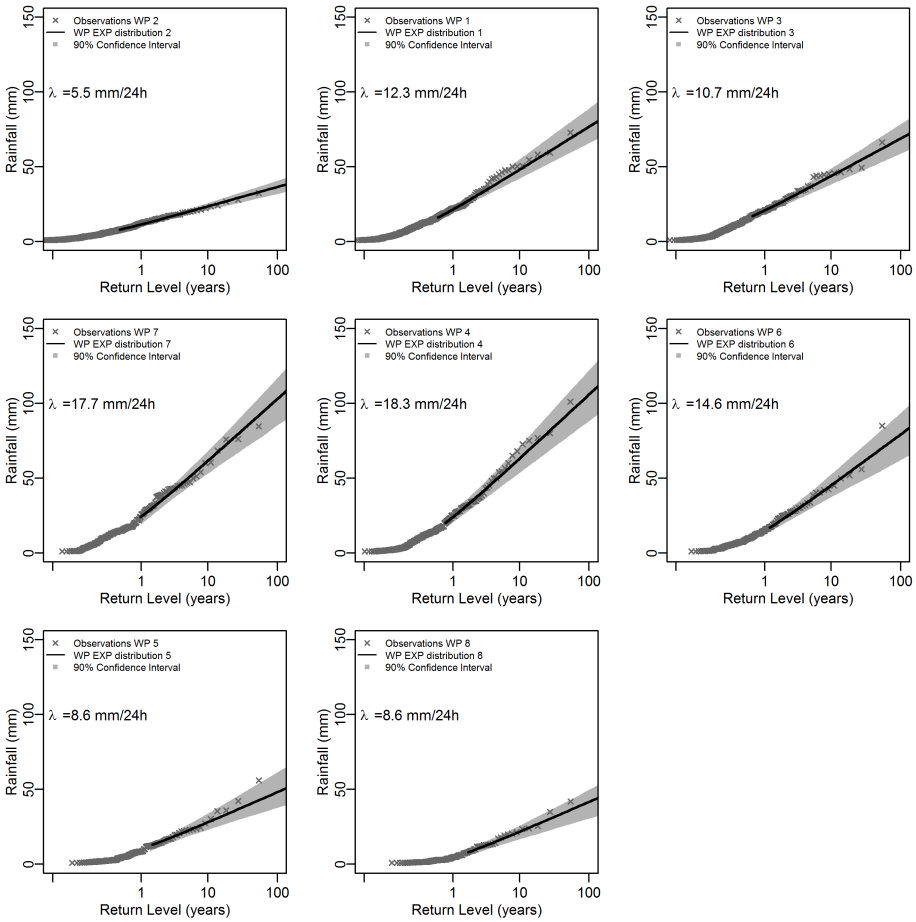


Fig. 8. Exponential distributions of the eight WP sub-samples for Lyon rain gauges (data from the period 1953–2005; "season-at-risk" (June to November)). The gray zone highlights the 90% confidence intervals.

accuracy test is not an easy task. Arnaud et al. (2006b) proposed a simple test, called "regional test", assuming the spatial independence of highest quantiles. If n_1 years of records are available for n_2 rain gauges, the local estimation of the 1000 years return level by a correct probabilistic model, should be exceeded around $(n_1 \times n_2)/1000$ times on the whole dataset. This test is weakened by the spatial independence hypothesis, but it remains useful for model comparison. It has been used on the 478 rain gauges dataset, for the 1953–2005 records on the "season-at-risk" (i.e. 25334 year×station), for the EXP, MEWP and GP models. Results are shown in Table 4 for the 1000 year return level. Theoretically, the 0.999 quantile should be exceeded 25 times in this dataset. The EXP distribution underestimates it (60 exceedances in the dataset), the GPD model overestimates it (7 exceedances), and the MEWP is closer to the theoretical value (32 exceedances). The MEWP distribution provides higher estimation of extreme rainfall, compared to the EXP distribution, correcting appropriately its notorious underestimating bias.

Table 4. Number of exceedances of the local millennial quantile for the three models (EXP, MEWP, GPD) computed on the 478 rain gauges. Left columns shows the "theoretical" number of exceedances expected.

$f = 0.999$			
"Theoretical"	EXP	MEWP	GPD
25	60	32	7

6 Conclusions

The main features of the proposed MEWP approach can be summarized as follows:

– Construction of a rain-oriented weather pattern classification to approach the meteorological genesis of heavy rains, over an area of mixed climatological influences;

– Discrimination of a rainfall record based on this classification;

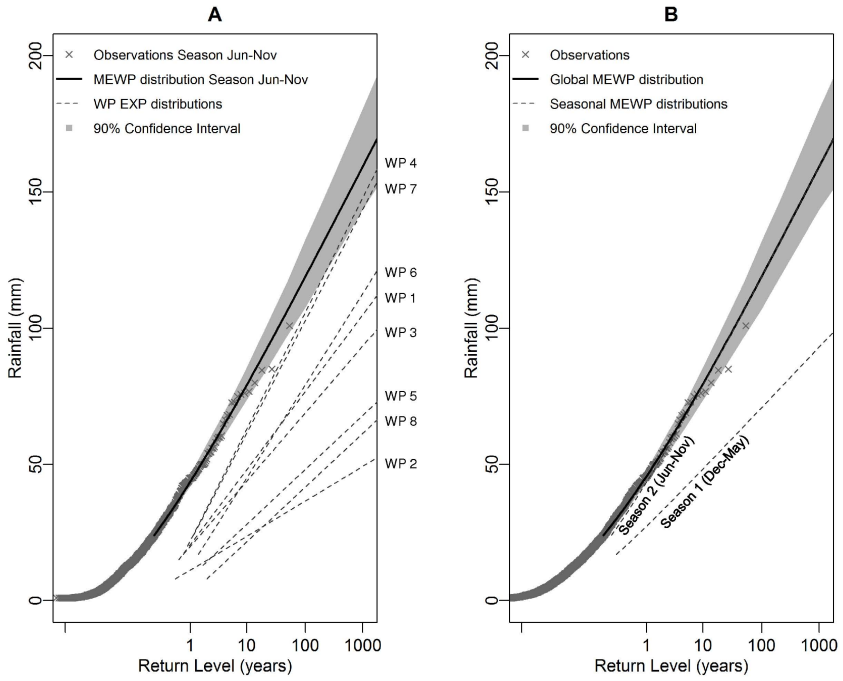


Fig. 9. MEWP distribution of the "season-at-risk" (June to November) **(A)** and global MEWP distribution **(B)** for the Lyon rain gauge (data from the period 1953–2005). The gray zone highlights the 90% confidence intervals.

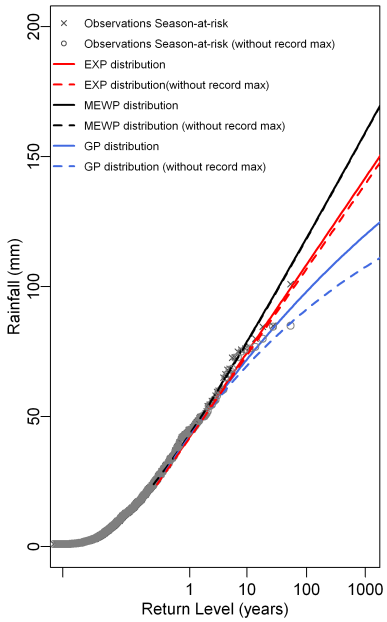


Fig. 10. Sensitivity of the extreme daily rainfall quantiles to the maximum value recorded by the Lyon rain gauge during the "season-at-risk" (June to November) for each model (EXP, MEWP and GP distribution).

– Use of marginal exponential distributions for each sub-sample based on a given weather pattern;

– Construction of a versatile compound distribution able to fit various shapes of empirical daily rainfall distributions up to the highest quantile observed, but with a simple and robust approach for asymptotic behaviour.

An important concern was to approach the "i.i.d." hypothesis of heavy rainfall samples. Independence of highest values is quite easy to ensure, but the homogeneity of sub-samples has to be checked indirectly:

– A priori, considering the discriminating power of the WP classification, it should be checked that the chosen classification minimizes deviation within classes, and maximizes it between classes;

– A posteriori, regarding the strong variability of rainfall asymptotic behaviours induced by the WP sub-sampling.

Based on relevant sub-sampling of rainfall observations, our study shows that the exponential distribution can reasonably be used to describe the asymptotic behaviour of each sub-sample. A combination of those exponential distributions based on regional climatology, can adequately fit rainfall distributions showing Pareto behaviour ($\xi > 0$) for observable quantiles. In this connection, the behaviour for observable quantiles is not necessarily transposable to extreme

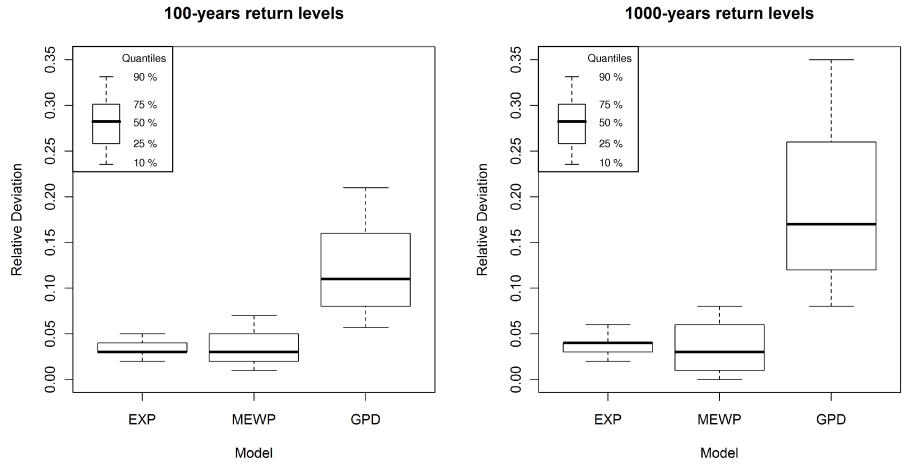


Fig. 11. Relative deviation between two estimations of the100-years (left) and 1000-years (right) return levels. For each model (EXP, MEWP and GP distribution) the two estimations are computed on the "season-at-risk", with and without the observed maximum. The box plots show the spread of the results for the 478 rain gauges.

quantiles. The proposed sampling method and the associated probabilistic model were presented and illustrated using the daily rainfall records for Lyon and St Etienne en Dévoluy. Some simple tests have been presented to assess the robustness and the accuracy of the proposed model. A more complete comprehensive statistical study of this approach, based on the introduced dataset of 478 rainfall time series, with a special focus on accuracy, will be presented in a future paper.

Acknowledgements. We acknowledge the E-OBS dataset from the EU-FP6 project ENSEMBLES (http://www.ensembles-eu.org) and the data providers in the ECA&D project (http://eca.knmi.nl). We also thank the CERFACS team for providing the classification developped by J. Boé.

Edited by: H. Cloke

References

Arnaud, P., Lavabre, J., Sol, B., and Desouches, Ch.: Régionalisation d'un générateur de pluies horaires sur la France métropolitaine pour la connaissance de l'aléa pluviographique, Hydrolog. Sci. J., 53, 34–47, 2006a.

Arnaud, P., Lavabre, J., Sol, B., and Desouches, Ch.: Cartographie de l'alea pluviométrique de la France Colloque SHF: Valeurs rares et extrêmes de débit pour une meilleure maîtrise des risques, Lyon 15–16 March, 67–80, 2006b.

Arnaud, P., Fine, A., and Lavabre, J.: An hourly rainfall generation model applicable to all types of climate, Atmos. Res. 82, 230–242, 2007.

Bardossy, A., Duckstein, L., and Bogardi, I.: Fuzzy rule-based classification of atmospheric circulation patterns, Int. J. Climatol., 15, 1087–1097, 1995.

Boé, J.: Changement global et cycle hydrologique: une étude de régionalisation sur la France, PhD Thesis, University Paul Sabatier Toulouse III, Pp 256, Toulouse, 2007.

Boé, J. and Terray, L.: A weather type approach to analysing winter precipitation in France: twentieth century trends and influence of anthropogenic forcing, J. Climate, 21, 3118–3133, 2008.

Boughton, W. and Droop, O.: Continuous simulation for design flood estimation – a review, Environ. Modell. Softw., 18, 309–318, 2003.

Coles, S.: An introduction to statistical modeling of extreme values, Springer, London, 2001.

Coles, S., Perricchi, L., and Sisson, S.: A fully probabilistic approach to extreme rainfall modelling, J. Hydrol., 273, 35–50, 2003.

Djerboua, A. and Lang, M.: Scale parameter of maximal rainfall distribution: comparison of three sampling techniques, Revue des Sciences de l'Eau, 20, 111–125, 2007.

Efron, B.: Bootstrap methods: Another look at the jackknife, The Annals of Statistics?, 7, 1–26, 1979.

Gottardi, F.: Estimation statistique et réanalyse des précipitations en montagne, PhD Thesis, Polytechnic Institute of Grenoble, pp 252, Grenoble, 2009.

Guilbaud, S. and Obled, C.: Daily quantitative precipitation forecast by an analogue technique: optimisaion of the analogy criterion, C. R. Acad. Sci. Paris, Earth Planet. Sci., 327, 181–188, 1998.

Haylock, M. R., Hofstra, N., Klein Tank, A. M. G., Klok, E. J., Jones, P. D., and New, M.: A European daily high-resolution gridded data set of surface temperature and precipitation for 1950-2006, J. Geophys. Res., 113, D20119, doi:10.1029/2008JD010201, 2008.

Hess, P. and Brezowsky, H.: Katalog der Grosswetterlagen Europas, Bibliothek des Deutschen Wetterdienstes in der US-Zone 33, 39 pp., 1952.

Hirschboeck, K. K.: Hydroclimatically-defined mixed distributions in partial duration flood series, Hydrologic Frequency Modeling, 199–212, 1987.

Klemeŝ, V.: Probability of extreme hydrometeorological events – a different approach, Extreme Hydrological Events: Precipitation, Floods and Droughts, Proceedings of the Yokohama Symposium, IAHS Publ., 213, 1993.

Koutsoyiannis, D.: Statistics of extermes and estimation of extreme rainfall: I. Empirical investigation of long rainfall records, Hydrolog. Sci. J., 49, 591–610, 2004.

Lang, M. and Desurosne, I.: Esquisse des risques de crues à l´ échelle euro-méditerranéenne: les premiers résultants du programme FRIEND-AHMY exploitant les modéles AGREGEE et TPG, 23emes Journées de l´ hydrauliques, Congrès SHF Crues et Inondations, Nîmes 14–15–16 September, 1994.

Lang, M., Ouarda, T. B. M. J., and Bobée, B.: Towards operational guidelines for over-threshold modeling, J. Hydrol., 225, 103–117, 1999.

Littmann, T.: An empirical classification of weather types in the Mediterranean Bassin and their interrelation with rainfall, Theor. Appl. Climatol., 66, 161–171, 2000.

Madsen, H., Rosbjerg, D., and Harremoës, P.: Application of the Bayesian approach in regional analysis of extreme rainfalls. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 9, 77–88, 1995.

Martinez, C., Campins, J., Jansà, A., and Genovès, A.: Heavy rain events in the Western Mediterranean: an atmospheric pattern classification, Adv. Sci. Res., 2, 61–64, 2008.

Obled, C., Bontron, G., and Garçon, R.: Quantitative precipitation forecasts: a statistical adaptation of model outputs though an analogues sorting approach, Atmos. Res., 63, 303–324, 2002.

Paquet, E., Gailhard, J., and Garçon, R.: Evolution of GRADEX method: improvement by atmospheric circulation classification and hydrological modelling, La Houille Blanche, 5, 80–90, 2006.

Petrow, Th., Merz, B., Lindenschmidt, K.-E., and Thieken, A. H.: Aspects of seasonality and flood generating circulation patterns in a mountainous catchment in south-eastern Germany, Hydrol. Earth Syst. Sci., 11, 1455–1468, doi:10.5194/hess-11-1455-2007, 2007.

Pujol, N., Neppel, L., and Sabatier, R.: Regional tests for trend detection in maximum precipitation series in the French Mediterranean region, Hydrolog. Sci. J., 52, 956–973, 2008.

Ramos, M. H., Sènsi, S., Creutin, J.-D., Morel, C.: Contribution of satellite and lightning data to convective rainfall frequency analysis, IAHS Publication, 270, 233–239, 2001.

Ribatet, M., Sauquet, E., Gresillon, J., and Ouarda, T. B. M. J.: Usefulness of the Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo Model in Regional Flood Frequency Analysis, Water Resour. Res., 43, W08403, doi:10.1029/2006WR005525, 2007.

Romero, R., Sumner, G., Ramis, C. and Genoves, A.: A classification of the atmospheric circulation patterns producing significant daily rainfall in the Spanish Mediterranean area, Int. J. Climatol., 19, 765–785, 1999.

Rosbjerg, D. and Madsen, H.: Advanced approaches in PDS/POT modelling of extreme hydrological events in Hydrology: Science & Practice for the 21th Century, 217–221, British Hydrological Society, London, 2004.

Shanbhag, D. N.: The Characterizations for Exponential and Geometric Distributions, J. Amer. Statist. Assoc., 65, 1256–1259, 1970.

Teweles, J., Wobus, H.: Verification of prognosis charts, Bull. Am. Meteorol. Soc., 35(10), 455–463, 1954.

Yarnal, B., Comrie, A. C., Frakes, B., and Brown, D. P.: Developments and prospects in synoptic climatology, Int. J. Climatol., 21, 1923–1950, 2001.

Annexe B

Reliability and robustness of rainfall compound distribution model based on weather patterns sub-sampling

F. Garavaglia,M. Lang, E. Paquet, J. Gailhard, R. Garçon et B. Renard.
Article soumis à la revue Hydrology and Earth System Sciences.

Manuscript prepared for Hydrol. Earth Syst. Sci.
with version 3.2 of the LaTeX class copernicus.cls.
Date: 31 August 2010

Reliability and robustness of rainfall compound distribution model based on weather pattern sub-sampling

F. Garavaglia[1], M. Lang[2], E. Paquet[1], J. Gailhard[1], R. Garçon[1], and B. Renard[2]

[1]EDF - DTG, 21 Avenue de l'Europe, BP 41, 38040 Grenoble Cedex 9, France
[2]CEMAGREF, UR HHLY, Hydrology-Hydraulics, 3bis quai Chauveau, CP220, 69366 Lyon Cedex 09, France

Correspondence to: Federico Garavaglia
(federico-externe.garavaglia@edf.fr)

Abstract. Design floods for EDF (Électricité de France, French electricity company) dam spillways are now computed using a probabilistic method named SCHADEX (Climatic-Hydrological Simulation of Extreme Floods) based on an extreme rainfall model named the MEWP (Multi Exponential Weather Pattern) distribution. This probabilistic model provides estimates of extreme rainfall quantiles using a mixture of exponential distributions. Each exponential distribution applies to a specific sub-sample of rainfall observations, corresponding to one of eight typical atmospheric circulation patterns that are relevant for France and the surrounding area.

The aim of this paper is to validate the MEWP model by assessing its reliability and robustness with rainfall data from France, Spain and Switzerland. Data include 37 long series for the period 1904-2003, and a regional data set of 478 rain gauges for the period 1954-2005. Two complementary properties are investigated: (i) the reliability of estimates, i.e. the agreement between the estimated probabilities of exceedance and the actual exceedances observed on the dataset; (ii) the robustness of extreme quantiles and associated confidence intervals, assessed using various sub-samples of the long data series. New specific criteria are proposed to quantify reliability and robustness.The MEWP model is compared to standard models (seasonalised Generalised Extreme Value and Generalised Pareto distributions). In order to evaluate the suitability of the exponential model used for each weather pattern (WP), a general case of the MEWP distribution, using Generalized Pareto distributions for each WP, is also considered.

Concerning the considered dataset, the exponential hypothesis of asymptotic behaviour of each seasonal and weather pattern rainfall records, appears to be reasonable. The results highlight : (i) the interest of WP sub-sampling that lead to significant improvement in reliability models performances;

(ii) the low level of robustness of the models based on at-site estimation of shape parameter; (iii) the MEWP distribution proved to be robust and reliable, demonstrating the interest of the proposed approach.

1 Introduction

The distributions of hydrologic variables such as rainfall and streamflow play a key role in the design of water-related infrastructures (i.e. dam spillways or river dikes). The objective of hydrologic design is to quantify and mitigate the flood risk arising from high rainfall and streamflow values. The methods used for the computation of flood risk for extreme floods can be devised into two families: the deterministic methods and the probabilistic methods. The deterministic models approach this issue from a physic point of view and they are based on the concept of Probable Maximum Flood (PMF). The PMF can be defined as the flood that may be expected from the most severe combination of critical meteorological and hydrologic conditions that are reasonably possible in a particular drainage area. On the other hand the probabilistic methods based on statistic models treat the problems in terms of probability (or equivalently in terms of return level) introducing the concept of flood distribution.

Historically in French context the probabilistic method are preferred to the deterministic ones. More precisely EDF design floods for dam spillway have been computed using the Gradex method since 1970 (Guillot and Duband, 1967; CFGB, 1994). This method is based on the assumptions that: (i) extreme rainfalls are realizations from an exponential distribution, and (ii) when the catchment is close to saturation, each increase of rainfall dP induces an equivalent increase of discharge dQ. This implies an asymptotic parallelism between rainfall and discharge cumulative distribution functions (cdf) plotted in Gumbel axes. The Gradex method therefore extrapolates the flood distribution beyond a return period T_g, using the scale parameter (called the gradex parameter) of the rainfall distribution. Assumptions (i) and (ii) may appear too restrictive, as the former underestimates the rainfall distribution with an excessive number of exceedances of 10-year rainfall quantiles (Garçon, 1995), and the latter overestimates the rate of the discharge cdf near the return period T_g (asymptotic parallelism considered to be effective from Tg). So far, EDF has a positive feedback: there is no significant indication of under-estimation of design flood on a dataset of 450 hydrologic designs. But there was a need to assess both the rainfall and discharge hazards in more depth. This is one of the reasons that have promoted the development of the Schadex method (Paquet et al., 2006). This method uses a continuous simulation process for flood frequency estimation (see Boughton and Droop, 2003 for a review). The Schadex method therefore aims at estimating extreme flood quantiles by combining a rainfall probabilistic model and a continuous conceptual rainfall-runoff model. In particular, the rainfall probabilistic model, named the MEWP (Multi-Exponential Weather Pattern) distribution, is a mixture of exponential distributions fitted on rainfall sub-samples based on a

weather pattern classification (Garavaglia et al., 2010).

The aims of this paper are to validate the MEWP distribution and to compare it with standard probabilistic models stemming from extreme value theory. To this aim, specific criteria quantifying the models performance in terms of reliability and robustness are proposed. This assessment is based on a large dataset of daily rainfall series located in France, Switzerland and Spain. The paper is organized as follows: section 2 summarizes the standard sampling techniques used in hydrological applications and details the probabilistic models used in this paper. The rainfall data set is presented in section 3, and section 4 describes the criteria used to evaluate the reliability and robustness of the different probabilistic models. Results of the comparison are presented in section 5, before drawing some conclusions and discussing potential improvements in section 6.

2 Sampling techniques and probabilistic models for extreme values

This section describes the standard sampling techniques used in extreme value analysis and two additional sampling techniques (seasonal and weather pattern sub-sampling) commonly used in hydrological applications. It also describes the probabilistic models, the method used to estimate model parameters, and the computation of confidence intervals.

2.1 Standard sampling techniques

Two standard sampling techniques are used to build samples of extreme values:

- **Block Maximum (BM)**. The maximum values within blocks of equal length are selected. The choice of block size is important as too small blocks can lead to bias and too large blocks generate too few block maxima, thus yielding a large estimation variance (Coles, 2001). Usually a one-year block is used for daily discharges or rainfall data, yielding annual maxima (AM) series. Asymptotic considerations suggest that the distribution of AM can be approximated by a generalized extreme value (GEV) distribution (Coles et al., 2003).

- **Peaks over threshold (POT)**. All events exceeding a given threshold are selected (see Lang et al., 1999; Rosbjerg and Madsen, 2004, for a review). According to Coles (2001), such a sample may be considered as independent realizations of a random variable whose distribution can asymptotically (i.e., for high thresholds) be approximated by a generalized Pareto (GP) distribution.

According to Coles et al. (2003), if daily series are available, POT sampling may be more efficient than AM sampling, because additional information on several large events occurring during the same year is taken into account.

2.2 Seasonal and weather patterns sampling techniques

Seasonal sampling is widely used in hydrological applications (Leonard et al., 2008) and overall considered as essential in precipitation analysis. This kind of stratification is often performed to produce more homogeneous sub-samples than the whole population (Lang et al., 1994; Djerboua and Lang, 2007). Several studies have shown that in the Mediterranean area of Europe (French, Spanish and Italian regions) extreme rainfall events are mainly observed between the end of summer and autumn (Zveryaev, 2004; Müller et al., 2009; Karagiannidis et al., 2009). Consequently, a "Season-at-Risk" period is defined as the three consecutive months with highest monthly rainfall maxima. A seasonal analysis of the considered rainfall dataset will be presented in the following section.

A number of authors have shown (e.g. Bardossy et al., 1995; Trigo and DaCamara, 2000; Linderson, 2001) that within the same season, the rainfall hazard in a specific area strongly depends on the atmospheric situation. The relationship between large-scale atmospheric circulation and precipitation events has been extensively studied (see Yarnal, 2001; Boé and Terray, 2008; Martinez et al., 2008). It has been demonstrated that the analysis of the synoptic situation can provide significant information on heavy rainfall events (Littmann, 2000). Consequently, the rainfall probabilistic model of the SCHADEX method (Paquet et al., 2006) is based on this type of clustering. A specific Weather Pattern (WP) classification was developed (Garavaglia et al., 2010). It classifies each day into one of eight contrasted synoptic situations for France and surrounding areas, without seasonal distinction.

2.3 Probabilistic models

Table 1 describes the six probabilistic models considered in this study. The MEWP distribution is a particular case of the Multi Generalized Pareto Weather Patterns (MGPWP) distribution. Both probabilistic models are introduced by Garavaglia et al. (2010). Those mixture distributions will be compared to four standard models: the Gumbel (GUM) and the GEV distributions for AM samples, and the Exponential (EXP) and the GP distributions for POT samples.

The parameters of the six probabilistic models are estimated using the maximum likelihood method. The compound models (MEWP and MGPWP distributions) have more parameters than the standard probabilistic models. The MEWP and the MGPWP distributions have respectively 8 (one scale parameter for each WP) and 16 parameters (one scale and one shape parameter for each WP). One of the goals of the comparison carried out in this paper is to assess the potential over-parameterisation of these models. Note that the weights p_i (see Table 1), equal to the frequency of each WP within a given season, should not be considered as parameters because they are directly computed from the daily time series of WP.

Confidence intervals are computed using the non-parametric bootstrap technique (Efron , 1979).

Random sampling with replacement from the initial sample produces new Bootstrap samples with the same length as the initial sample. For all B bootstrap samples, the p-quantile q_p is computed with each probabilistic model, yielding a sample of B quantile estimates $\left(q_p^{(i)}\right)_{i=1\ldots B}$. The confidence interval at $(1-\alpha)$ level is then equal to $\left[q_{p,\alpha/2}, q_{p,1-\alpha/2}\right]$, where $q_{p,\alpha/2}, q_{p,1-\alpha/2}$ are the empirical quantiles with frequency $\alpha/2$ and $1-\alpha/2$ computed from $\left(q_p^{(i)}\right)_{i=1\ldots B}$.

3 Precipitation and their preprocessing

The validation of the rainfall mixture distribution model is based on an extensive dataset composed of two daily rainfall archives:

- **Dense dataset:** data from 1502 rain gauges belonging to EDF, the French meteorological office Météo-France, the Swiss meteorological office Météo-Swiss and the Spanish meteorological office Instituto Nacional de Meteorología (INM) for the period 1953-2005. These stations are located in the Alps, Pyrenees and Massif Central at an average altitude of 622 m.
- **Long dataset:** 308 long series from Météo-France covering the period 1904-2003. These stations are mainly located in the plain at an average altitude of 305 m.

Both original datasets were first subject to a quality-check analysis, thus reducing the number of stations available for the model comparison. Only series with less than 10% of missing values per year were considered. Moreover, these series were further analysed to detect several anomalies: time shifts due to sensor replacement or station relocation, step changes or trends in rainfall intensity series.

The step change anomalies were studied by testing the stability over time of the residual of a multiple linear regression linking observations of the studied rain gauge with observations at the neighbouring rain gauges (Peterson and Easterling, 1994; Gottardi, 2009). Two statistics were combined in this test, based on the Alexandersson homogeneity test (Alexandersson, 1986) and of the sum of residuals with associated confidence intervals (Bois, 1976). Various tests are available for trend detection. In this study, we chose distribution-free tests because they do not require hypotheses on the data distribution (Hamed, 2009). According to Lang et al. (2006), two tests are commonly used to detect trends in non auto-correlated data series with unknown distribution: the Mann-Kendall test (Mann, 1945; Kendall, 1975) and Spearman's rho test (Lehmann, 1975; Sneyers, 1990). The Mann-Kendall test was selected since it is as powerful as Spearman's rho test (Yue et al., 2002). 478 rain gauges from the dense dataset and 37 rain gauges from the long dataset were selected (Table 2) using this pre-processing. For the long dataset, the most severe test has been the criterion on the percentage of missing value, whereas for the dense dataset the test for the trends detection led to discard a lot of stations. Fig. 1a shows the location of the selected stations from the two datasets.

For these datasets, the highest rainfalls occur at the end of the summer and during the autumn (from August to November). The "Season at-risk" (section 2.2) is computed for each rain gauge accordingly. The whole dataset (Long and Dense datasets) is divided into two datasets depending on the "Season at-risk": the regional dataset A ("Season at-risk" from August to October) and the regional dataset B ("Season at-risk" from September to November). Such a regional subdivision reveals a coherent spatial pattern, as shown in Fig. 1b. Fig. 2a and 2c show the box plots of monthly rainfall maxima of regional datasets A and B. As expected, the highest quantiles are reached between August and October (regional dataset A) or between September and November (regional dataset B). Fig. 2b and 2d show that the two regional data sets cover a large variability of rainfall intensities, from 40 to 170 mm (resp. 40 to 290 mm) for the empirical daily 10-year rainfall for dataset A (resp. B) and from 50 to 220 mm (resp. 70 to 520 mm) for the empirical daily 50-year rainfall for the dataset A (resp. B).

4 Comparison of probabilistic models

This section describes the strategy used to compare the probabilistic models, and defines several criteria to quantify the reliability and robustness of each model. Several statistical tests are reported in the literature to measure the goodness of fit: Pearson's chi-square test (Plackett, 1983), Kolmogorov - Smirnov test (Kolmogorov, 1941; Smirnov, 1944), Anderson - Darling Test (Anderson and Darling, 1952), Cramer-von-Mises criterion (Cramer, 1928; Darling, 1957), Shapiro-Wilk test (Shapiro and Wilk, 1965) and test of Lilliefors (Lilliefors, 1967). These standard tests are not perfectly suited for extreme value distributions, mainly because they are not enough sensitive to deviations in the tails of the distribution. In order to take into account these limitations, several transformations of standard tests have been proposed (e.g. Khamis, 1997; Liao and Shimokawa, 1999; Laio, 2004). Applications of the Akaike information criterion (AIC) (Akaike, 1974) and on the Bayesian information criterion (BIC) (Schwarz, 1978) are also often found in the literature (e.g. Nacházel, 1993; Di Baldassarre et al., 2009; Laio et al., 2009). In contrast with the list of standard tests given above, the AIC and BIC criteria introduce a penalty term for the number of parameters. Laio et al. (2009) evaluated their capability to identify the correct parent distribution from the available data and showed that these criteria perform well if the parent distribution is a two-parameter distribution. In contrast, they are less efficient in the case of three-parameters distribution.

This paper does not solely focus on goodness of fit, and instead attempts to evaluate the predictive performance of a model using independent validation data (i.e. not used to calibrate the model). Moreover, focus is on the tail of the distribution, i.e. the performance of the model in estimating the exceedance probability of large values. It is argued that the evaluation of goodness-of-fit is not sufficient to assess the ability of a model to predict the exceedance probability of future (unobserved) values. Consequently, we propose an alternative approach based on specific criteria computed on an

extensive dataset.

A probabilistic model of extreme rainfall should be both reliable and robust. A reliable model assigns the "correct" exceedance probability to high values. In practice, this property can only be evaluated with respect to observed data. Consequently, it is useful to consider both long series and dense data sets in order to increase the sample of observed extreme values. On the other hand, a robust probabilistic model yields similar estimates when a slight perturbation of data is introduced. This property is very important, especially in the extrapolation of extreme quantiles, in order to avoid an estimate being overly sensitive to sampling variability. Robustness is easier to quantify than reliability but an analysis solely based on the former is not sufficient because robustness does not give any information about the ability of the model to describe or predict observations. In the absence of reliability diagnostics, a robust model is not necessarily preferable: a model can be robust but totally unreliable. In conclusion these properties are complementary: the reliability of the model should be evaluated first, and in a second step, the most robust model (amongst reliable ones) should be preferred. Specific criteria quantifying reliability and robustness are proposed in the following sections.

4.1 Reliability criteria

As mentioned above, measuring the reliability of probabilistic estimations of high quantiles is not an easy task. We take cues from methods developed in the context of skill assessment of probabilistic forecasts, in particular, the reliability diagram (also called attribute diagram) (Wilks, 1995). This tool is used to assess the consistency of a probabilistic forecast of binary events. It plots the observed frequency against the forecast probability in order to evaluate their agreement. This diagram is widely used in forecasts analysis and comparisons (e.g. see Bartholmes et al., 2009, for an application).

Similarly, we propose a specific procedure to evaluate the agreement between the exceedance probabilities of extreme events provided by a probabilistic model and their observed frequencies. This tool, named FF criterion, is based on a split-sample procedure and was introduced by Garçon (1995). Let D be a regional data set of L stations of length N, D^i is the time series at site i. The computation of the FF criterion can be divided into the following steps:

1. Each D^i is split into two successive sub-samples of equal length $N/2$: $\left(x^i_1,...,x^i_{N/2}\right)$ and $\left(x^i_{N/2+1},...,x^i_N\right)$.
2. Two cdf $F^i_1(x)$ and $F^i_2(x)$ of the same probabilistic model are fitted using each sub-sample.
3. Let $m^i_1 = max\left\{x^i_1,...,x^i_{N/2}\right\}$ and $m^i_2 = max\left\{x^i_{N/2+1},...,x^i_N\right\}$. Under the hypothesis of i.i.d. random variables the probability of non-exceedance of m^i_1 (resp. m^i_2) is computed with

the cdf fitted to the second part $F_2^i(x)$ (resp. the first part $F_1^i(x)$) as follows:

$$FF_1^i = Pr\left(M_i \leq m_1^i\right) = \left[F_2^i\left(m_1^i\right)\right]^{N/2} \tag{1a}$$

$$FF_2^i = Pr\left(M_i \leq m_2^i\right) = \left[F_1^i\left(m_2^i\right)\right]^{N/2} \tag{1b}$$

$2L$ values of probabilities FF are therefore computed. With a perfect probabilistic model, the distribution of FF values should be a Kumaraswamy's double bounded distribution of parameters N and 1; i.e. $K[N,1]$ (Kumaraswamy, 1980); see appendix A. A pp-plot is used to check this feature: the closer the FF distribution to the 1:1 diagonal, the more reliable the probabilistic model.

In practice, the theoretical distributions $F_1^i(x)$ and $F_2^i(x)$ are replaced by their estimates based on samples of limited size, thus leading to departures from the 1:1 line. To quantify this, FF is calculated on 1000 random datasets of three different sample sizes, generated from an exponential population. The size of the first sample is similar to that of the actual rainfall dataset ($L = 552$, $N = 50$), the second is smaller ($L = 552$, $N = 10$) and the third is bigger ($L = 552$, $N = 1000$). Fig. 3 shows the median of the simulated FF distributions for each dataset size. It appears that logically, the FF distribution plot moves closer to the 1:1 diagonal (theoretical result) when the sample size increases. Because of the bias introduced by the limited sample size, the analysis of the reliability test is mainly qualitative and provides a way to compare concurrent probabilistic models.

The FF procedure is used to assess the ability of a probabilistic model to assign the "correct" probability to the highest observed values that were not used for model fitting. With analogy with the split sample test, this kind of procedure can be named FF validation procedure. Note that the FF procedure solely focuses on the maximum observed value during the validation period: it is therefore primarily geared toward the assessment of reliability in the tail of the distribution.

A modification of the FF validation procedure can be introduced in order to assess reliability based on the calibration sub-sample. Instead of computing the non-exceedance probability of the maximum of the first sub-sample with the cdf estimated on the second sub-sample, the cdf fitted on the same sub-sample can be used:

$$\left(FF_1^i\right)^* = Pr\left(M_i \leq m_1^i\right) = \left[F_1^i\left(m_1^i\right)\right]^{N/2} \tag{2a}$$

$$\left(FF_2^i\right)^* = Pr\left(M_i \leq m_2^i\right) = \left[F_2^i\left(m_2^i\right)\right]^{N/2} \tag{2b}$$

This approach can be interesting in cases where the observed distribution of FF^* values is less variable than the theoretical $K[N,1]$ distribution. Indeed, the latter distribution corresponds to what should be observed using the true distribution of data: it corresponds to a lower bound for the variability of FF^* values, solely resulting from sampling variability. Consequently, a probabilistic model yielding FF^* values less variable than the theoretical $K[N,1]$ distribution tends to "over-fit" extreme values, which is typical of over-parameterized models. With analogy to the FF validation procedure, this second approach can be named the FF calibration procedure.

In order to improve the comparison a robustness assessment is presented into the following paragraph.

4.2 Robustness criteria

The robustness is the ability of a method to yield close estimations when two different calibration periods are utilised. Robustness is quantified using several sub-samples of the whole long data series, in order to increase the reliability of the assessment. To analyse the results and compare the models, two scores are computed: the $SPAN_T$ criterion and the $COVER_T$ criterion.

The $SPAN_T$ criterion aims to evaluate the variability of extreme quantile estimation. This criterion can be defined as follows:

$$SPAN_T = \frac{max\{\hat{q}_{T,n=1,\dots,m}\} - min\{\hat{q}_{T,n=1,\dots,m}\}}{\frac{1}{m}\sum_{n=1}^{m}\hat{q}_{T,n}} \tag{3}$$

where $\hat{q}_{T,n}$ is the model estimate for the return period T and the sub-period n amongst m non-overlapping sub-periods. The value of this score is greater or equal to 0, zero being the ideal score, occurring for a probabilistic model that is completely unaffected by the sub-period used for calibration.

Moreover, it is reasonable to assert that a probabilistic model is more robust if the confidence intervals calculated for different sub-periods overlap well. Note that we are interested here in confidence interval overlap and not in their width. Indeed, for a given model and return period, two confidence intervals (computed from two different sub-samples) could be narrow but totally disconnected. Such behavior is not in line with the robustness requirement. To quantify this property, a second criterion, named $COVER_T$ is derived. The analytical expression of this score is as follows:

$$\begin{aligned} COVER_T &= \frac{\prod_{n=1}^{m} Pr\left(max\left\{\hat{q}_{T,\alpha/2,n=1,\dots,m}\right\} \leq \hat{q}_{T,n} \leq min\left\{\hat{q}_{T,1-\alpha/2,n=1,\dots,m}\right\}\right)}{(1-\alpha)^m} \\ &= \frac{\prod_{n=1}^{m} Pr(a \leq \hat{q}_{T,n} \leq b)}{(1-\alpha)^m} \end{aligned} \tag{4}$$

where $\hat{q}_{T,\alpha,n}$ is the model estimate for the return level T with a confidence level α and computed on the sub-period n (amongst m non overlapping sub-periods).

This score therefore provides a quantitative value of the confidence interval overlap for each sub-period. The graphical explanation of the $COVER_T$ criterion is shown in Fig. 4 for two sub-periods. This figure highlights that the optimum of the criterion is 1 (confidence intervals are identical), and the minimum value is 0 (confidence intervals are disconnected).

4.3 Comparaison methodology

In this paragraph the comparison methodology (in terms of reliability and robustness) is detailed. The datasets are divided into 25-years sub-periods: two sub-periods of 25 years for the dense dataset

and four sub-periods of 25 years for the long dataset. The division diagram is shown in Fig. 5. According to the same division scheme (Fig. 5) the FF validation and calibration procedures are computed using the different probabilistic models. In regards to the long dataset we have considered the couples 1^{st}-2^{nd} period (1904-1928 and 1929-1953) and 3^{th}-4^{th} period (1954-1978 and 1979-2003). Furthermore in order to quantify the robustness, the probabilistic models were calibrated on all sub-periods ($N = 25$ years; $L = 478 + 2 \cdot 37 = 552$ stations). $SPAN_T$ and $COVER_T$ criteria are computed for each station and for different return levels.

Alternative division schemes, yielding sub-periods with different length and/or random sub-periods (i.e. containing non-consecutive years) were also tested in order to check that the results were not influenced by climatic effects or by the relative length of calibration/validation periods. The division scheme presented in Fig. 5 and these alternative division schemes led to similar results, so a for practical reason the latter results are not presented.

5 Results

This section presents the results of the model comparison. The GUM (resp. GEV) distribution performs identically to the EXP distribution (resp. GP) so the scores of GUM and GEV distributions appear only in the tables and not in the figures of this section.

5.1 Reliability

Starting with the reliability criteria, the FF calibration and validation criteria are calculated for the six models using the whole dataset. The results of these tests are presented through the pp-plot between the empirical and theoretical frequencies of the FF values (Fig. 6). According to these results the MGPWP performs as well as MEWP distribution in validation but is the worst model in calibration. In particular, the shape of the MGPWP pp-plot in calibration suggests that the observed FF values are less variable than theoretically expected. As indicated in section 4.1, this is typical of over-parameterised models. Fitting the shape parameter on each WP sub-sample, the MGPWP distribution tends to over-fit extreme values. However, and perhaps surprisingly, this does not result in a loss of predictive performance in validation. Overall, and based on both criteria (FF calibration and validation criteria) the MEWP distribution is the most reliable model given that its distribution is the closest to the 1:1 diagonal.

Compared to MEWP and MGPWP distributions, the EXP and GP distributions have a distinctly lower predictive performance in validation (Fig. 6, right panel): this highlights the value of weather-pattern sub-sampling in estimating extreme quantiles. Moreover, the EXP distribution performs better than the GP distribution, which may appear surprising. Nevertheless this result is due to high variability of estimated shape parameter ξ for the GP distribution. This parameter is sometimes negative, corresponding to an upper-bounded distribution. In such case, the FF validation criterion

is equal to 1 if the maximum observed value in the validation period is greater than the upper bound (corresponding to an "impossible" observation according to the model). In the whole dataset and in all sub-periods (1104 stations · periods) 632 negative shape parameter were estimated ($\sim 57\%$), yielding $\sim 9\%$ of FF values equal to 1. These results highlight the limits of fitting the shape parameter using a few years of at-site data. On the contrary in the case of MGPWP distribution only 43 ($\sim 4\%$) negative shape parameter were estimated for the WP at-risk (i.e. the WP associated to the highest scale parameter), yielding less then $\sim 1\%$ of FF values equal to one. These results show the interest of fitting the shape parameter on WP sample and not on the global population. This will be further discussed in section 6.

Particular attention has to be paid to the highest frequency in the presented pp-plot. In this regard, the FF validation procedure may be expressed for high quantiles as follows. For example, with the EXP distribution the empirical frequency of the 0.95 quantile of FF_{EXP} is 0.86 (Fig. 7). This means that a value supposed to occur one time out of 20, according to the EXP distribution ($FF_{EXP} = 0.95$), has been observed about one time out of 7 (empirical frequency of 0.86). This kind of analysis has been done for each model (including the simulation using an exponential distribution presented in section 4.1) and for different frequencies (0.9, 0.95 and 0.99). Table 3 illustrates the results of this analysis. It shows that the MEWP and MGPWP distributions are less biased than the other distributions, with observed values (resp. 7, 11 and 34 for the MEWP distribution and 8, 15, 32 for the MGPWP distribution) closer to both the theoretical values (resp. 10, 20 and 100) and the simulated values (resp. 7, 11 and 38) including the sampling effect (Fig. 3).

5.2 Robustness

Fig. 8 shows the empirical distributions of the two robustness criteria ($SPAN_T$ and $COVER_T$) computed at the 20-years, 100-years and 1000-years return levels. The GP and the MGPWP distributions are the most sensitive to sampling variability, as the $SPAN_{100}$ and $SPAN_{1000}$ scores are markedly larger than with the other distributions. The $SPAN_{20}$ remains almost similar for all the considered models (being MEWP the best one and MGPWP the worst one). Also in this case such a low level of robustness in these two models is due to high variations of the shape parameter ξ in different sub-periods. Furthermore the MGPWP distribution drifts further away from the ideal $SPAN_T$ than GP distributions, especially for 1000-years return level. The other probabilistic models (EXP and MEWP distributions) yield similar and better $SPAN_{100}$ and $SPAN_{1000}$ scores.

In order to complete the robustness comparison, it is important to pay attention to the confidence interval overlap. The MEWP and the MGPWP distribution have the empirical distribution of the $COVER_{20}$ score closest to the ideal score. Instead in the case of the empirical distribution of the $COVER_{100}$ and $COVER_{1000}$ scores, the MGPWP distribution performs better than the other ones. The good performance of MGPWP distribution in terms of $COVER_T$ criterion is a consequence of the width of its confidence intervals. Indeed, as the confidence intervals are wide, the proba-

bility to observe a good confidence interval overlap is higher. On the whole dataset, the MGPWP distribution at 100-years return level has in average an interval confidence width equal to ± 0.76 of the central estimation. The EXP, GP and MEWP distributions have respectively interval confidence width equal to ± 0.17, ± 0.52 and ± 0.22 of the central estimation. The MEWP distribution yields satisfactory scores however its confidence interval size is appreciably moderate. The EXP and GP distributions are slightly less robust than the two distributions based on WP sub-sampling. In term of non-overlapping confidence intervals ($COVER_T$ score equal to 0), these two models have for about 10% of the rain gauges the confidence intervals, computed on two different periods, totally disconnected.

A global robustness assessment may be summarized for the proposed criteria. Table 4 shows the mean $SPAN_T$ and $COVER_T$ criteria at the 10-years, 20-years, 50-years, 100-years and 1000-years return levels for the six probabilistic models considered. According to the results shown in Fig. 8 and in Table 4, the MEWP distribution provides a good level of robustness, from moderate to high return levels, either for the variability of extreme quantile estimation ($SPAN_T$ criterion) or for confidence interval overlap ($COVER_T$ criteria).

6 Discussion and Conclusions

The aim of this paper was to assess a probabilistic model based on atmospheric circulation pattern by comparing it with standard probabilistic models derived from extreme value theory using an extensive data set. A specific method for the comparison of probabilistic models was introduced. Firstly, the reliability of the model to estimate extreme rainfall quantiles was investigated. Secondly, the comparison examined the robustness of the extreme quantiles and their associated Bootstrap confidence intervals, based on various sub-samples of long data series (about 100 years). The use of long data series made it possible to compare the probabilistic models on extreme values. Seasonal variability of precipitation in France and in the surrounding area was taken into account.

Some interesting conclusions can be drawn. The results of the comparison clearly highlight the interest of a WP sub-sampling. In particularly the probabilistic models based on WP approach provide good predictive performance in validation (FF validation criterion). This conclusion means to suggest that the number of parameter, *a priori* a negative feature, does not affect the statistical qualities of the proposed probabilistic models based on WP.

For the GP and MGPWP distributions, the presented results shows that the shape parameter estimation leads to a drop in robustness, overall for high (100-years and 1000-years) return levels. Therefore in operational application a regional analysis is recommended for robust estimation of shape parameter (Madsen et al., 1995; Ribatet et al., 2007; Pujol et al., 2008).

The purpose of this paper was to assess the MEWP probabilistic model and not to decry the GEV and GPD approach, as already said their observed low level of robustness is linked to the local

estimation of the model parameters (especially the shape parameter ξ). Results for the MGPWP distribution are very contrasted. On the one hand a good level of FF validation and $COVER_T$ criteria are observed, but on other hand this model presents a very low level of FF calibration and $SPAN_T$ criteria. This aspect strongly reduces its applicability in operational application for reasons of coherence and repeatability. However we plan to carry out a future investigation on the use of a GP distribution for the most severe WP, with a regional assessment of the shape parameter.

In conclusion the MEWP distribution presents a good level of reliability and robustness with respect to the proposed criteria.

In the proposed comparison technique the spatial dependence between samples maxima was not taken into account. The spatial dependence could influence the results of the FF procedure, with a similar effect than the sampling effect presented in Fig. 3. However, the spatial dependence should not change the global results for a comparison purpose since all models are applied to the same data, affected by the same spatial dependence. Also we plan to carry out a future investigation on spatial distribution of computed scores and on correlation analyses between model performance and climatological features. The question of assessing the reliability (in addition to the robustness) of estimated uncertainties is also of interest. In our study the maximum likelihood method was used to fit models parameters. The uncertainties were not taken into account in the estimation of models parameters and so it could be potentially interesting to check if taking into account uncertainties (i.e. use a predictive distribution as models estimation, see Gelman et al., 1995) could improve reliability and robustness of models. Such developments are currently investigated within the French National research project named ExtraFlo 2009-2012 (EXTreme RAinfall and FLOod estimation: design values for extreme rainfall and floods. https://extraflo.cemagref.fr).

Appendix A

Reliability criterion FF

Let:

- D a regional dataset of M stations;
- D^i the time series at site i;
- N^i the length of the D^i time series;
- m^i the observed maximum of D^i;
- $\hat{F}^i$ the probabilistic model fitted on D^i.

The FF score at site i can be defined as follow:$FF^i = \hat{F}^i\left(m^i\right)$
If the estimation is perfectly reliable $\left(\hat{F}^i = F^i\right)$, then $FF^i \sim K\left[N^i, 1\right]$ (Kumaraswamy's double

bounded distribution, Kumaraswamy, 1980), i.e. its cdf is $Pr\left(FF^i \leq t\right) = t^{N^i}$ where $0 \leq t \leq 1$.

Proof:

$Pr\left(FF^i \leq t\right) = Pr\left(\hat{F}^i\left(m^i\right) \leq t\right)$.

If $\hat{F}^i = F^i$:

$$\begin{aligned} Pr\left(FF^i \leq t\right) &= Pr\left(m^i \leq \left\{F^i\right\}^{-1}(t)\right) \\ &= Pr\left(D_k^i \leq \left\{F^i\right\}^{-1}(t) \forall k = 1,...,N^i\right) \\ &= \left[F\left(\left\{F^i\right\}^{-1}(t)\right)\right]^{N^i} \\ &= t^{N^i} \end{aligned}$$

Acknowledgements. The authors gratefully acknowledge Météo-France, Météo-Swiss and Instituto Nacional de Meteorologa for the daily data sets.

References

Akaike, H.: A new look at the statistical model identification. IEEE Transactions on Automatic Control. 19, 6 (1974).

Alexandersson, H.: A homogeneity test applied to precipitation data. Journal of Climatology. 6, 661-675 (1986).

Anderson, T.W. and Darling, D.A.: Asymptotic theory of certain goodness-of-fit criteria based on stochastic processes. Annals of Mathematical Statistics. 23, 193-212 (1952).

Bardossy, A., Duckstein, L. and Bogardi, I.: Fuzzy rule-based classification of atmospheric circulation patterns. International Journal of Climatology. 15, 1087-1097 (1995).

Bartholmes, J. C., Thielen, J., Ramos, M. H., and Gentilini, S.: The european flood alert system EFAS - Part 2: Statistical skill assessment of probabilistic and deterministic operational forecasts. Hydrol. Earth Syst. Sci., 13, 141-153, doi:10.5194/hess-13-141-2009, 2009.

Boé, J. and Terray, L.: A weather type approach to analysing winter precipitation in France: twentieth century trends and influence of anthropogenic forcing. Journal of Climate. 21, 3118-3133 (2008)

Bois, P.: Contrôle de séries chronologiques corrélées par étude du cumul des résidus de la corrélation. II Journées Hydrologiques de l'ORSTOM. 89-1000 (1976).

Boughton, W. and Droop, O.: Continuous simulation for design flood estimation–a review. Environmental Modelling & Software. 18, 309-318 (2003).

CFGB: Design flood determination by the gradex method. 18th congress CIGB-ICOLD n2, nov., Bulletin du Comité Français des Grands Barrages-FRCOLD News 96 (1994).

Coles, S.: An introduction to statistical modeling of extreme values. Springer, London (2001).

Coles, S., Perricchi, L. and Sisson, S.: A fully probabilistic approach to extreme rainfall modelling. Journal of Hydrology. 273, 35-50 (2003).

Cramer, H.: On the composition of elementary errors. Skand. Aktuarietids. 11, 13-74 and 141-180 (1928).

Darling, D.A.: The Kolmogorov-Smirnov, Cramer-von Mises Tests. Annals of Mathematical Statistics. 28, 823-838 (1957).

Di Baldassarre, G., Laio, F. and Montanari, A.: Design flood estimation using model selection criteria. Physics and Chemistry of the Earth. 34, 606-611(2009).

Djerboua, A. and Lang, M.: Scale parameter of maximal rainfall distribution: comparison of three sampling techniques. Revue des Sciences de l'Eau. 20, 111-125 (2007).

Efron, B.: Bootstrap methods: Another look at the jackknife. The Annals of Statistics? 7, 1-26 (1979).

Garavaglia, F., Gailhard, J., Paquet, E., Lang, M., Garon, R., and Bernardara, P.: Introducing a rainfall compound distribution model based on weather patterns sub-sampling. Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss., 7, 313-344, doi:10.5194/hessd-7-313-2010 (2010).

Garçon, R.: Oral communication. Statistical and Bayesian Methods in Hydrological Sciences. A joint UNESCO International Conference in honor of Jacques Bernier. September 11-13, Paris (1995).

Gelman, A., Carlin, J.B., Stern, H.S. and Rubin, D. B.: Bayesian data analysis. Chapmann & Hall London (1995).

Gottardi, F.: Estimation statistique et réanalyse des précipitations en montagne. PhD Thesis. Polytechnic Institute of Grenoble. p. 252. Grenoble (2009).

Guillot P. and Duband D.: La méthode du gradex pour le calcul de la probabilité des crues à partir des pluie.

AISH Red Book, 84, 560 (1967).

Hamed, K.: Exact distribution of the Mann-Kendall trend test statistic for persistent data. Journal of Hydrology. 365, 86-94 (2009).

Karagiannidis, A., Karacostas, T., Maheras, P., and Makrogiannis, T.: Trends and seasonality of extreme precipitation characteristics related to mid-latitude cyclones in Europe. Adv. Geosci., 20, 39-43, doi:10.5194/adgeo-20-39-2009 (2009).

Kendall, M.G.: Rank correction methods. Griffin. London (1975).

Khamis, H. J.: The delta-corrected Kolmogorov-Smirnov test for the two-parameter Weibull distribution. Journal of Applied Statistics. 24, 301-301 (1997).

Kolmogorov, A.N.: Confidence limits for an unknown distribution function. Annals of Mathematical Statistics. 12, 461-463 (1941).

Kumaraswamy, P.: A generalized probability density function for double-bounded random processes. Journal of Hydrology. 46, 79-88 (1980).

Laio, F.: Cramer-von Mises and Anderson-Darling goodness of fit tests for extreme value distribution with unknown parameters. Water Resources Research. 40, W09308, doi:10.1029/2004WR003204 (2004).

Laio F., Di Baldassarre G, Montanari A.: Model selection techniques for the frequency analysis of hydrological extremes. Water Resources Research. 45; p. W07416, ISSN: 0043-1397, doi: 10.1029/2007WR00666 (2009).

Lang, M., Desurosne, I.: Esquisse des risques de crues a l'échelle euro-méditerranéenne: les premiers résultats du programme FRIEND-AHMY exploitant les modèles AGREGEE et TPG. 23emes Journées de l'hydrauliques, Congrès SHF Crues et Inondations. Nimes 14-15-16 September (1994).

Lang, M., Ouarda, T.B.M.J. and Bobée, B.: Towards operational guidelines for over-threshold modeling. Journal of Hydrology. 225, 103-117 (1999)

Lang M., Renard, B., Sauquet, E., Bois, P., Dupeyrat, A., Laurent, C., Mestre, O., Niel, H., Neppel, L., Gailhard J., 2006. A national study on trends and variations of French floods and droughts. IAHS Publication. 308, 514-519 (2006).

Lehmann, E.L.: Nonparametrics, Statistical Methods Based on Racks. Holden-Day, Inc, California (1975).

Leonard, M.; Metcalfe, A. and Lambert, M.: Frequency analysis of rainfall and streamflow extremes accounting for seasonal and climatic partitions. Journal of Hydrology. 348, 135-147 (2008).

Liao, M. and Shimokawa, T.: A new goodness-of-fit test for type-l extreme-value and 2-parameter Weibull distributions with estimated parameters. Journal of Statistical Computation and Simulation. 64, 23-48 (1999).

Lilliefors, H.: On the Kolmogorov-Smirnov test for normality with mean and variance unknown. Journal of the American Statistical Association. 62, 399-402 (1967).

Linderson, M.: Objective classification of atmospheric circulation over southern Scandinavia. International Journal of Climatology. 21, 155-169 (2001).

Littmann, T.: An empirical classification of weather types in the Mediterranean Bassin and their interrelation with rainfall. Theor. Appl. Climatol. 66, 161-171 (2000).

Madsen, H., Rosbjerg, D. and Harremoës, P.: Application of the Bayesian approach in regional analysis of extreme rainfalls. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment. 9, 77-88 (1995).

Mann, H.B.: Nonparametric tests against trend. Econometrica. 13, 245-259 (1945).

Martinez, C., Campins, J., Jansà, A. and Genovés, A.: Heavy rain events in the Western Mediterranean: an atmospheric pattern classification. Adv. Sci. Res. 2, 61-64 (2008).

MÏller, M., Kašpar, M., and Matschullat, J.: Heavy rains and extreme rainfall-runoff events in Central Europe from 1951 to 2002. Nat. Hazards Earth Syst. Sci., 9, 441-450, doi:10.5194/nhess-9-441-2009 (2009).

Nacházel, K.: Estimation Theory in Hydrology and Water Systems (Developments in Water Science). Elsevier Science (1993).

Paquet, E., Gailhard, J. and Garçon, R.: Evolution de la méthode du GRADEX: approche par type de temps et modélisation hydrologique. La Houille Blanche. 5, 80-90 (2006).

Plackett, R.L.: Karl Pearson and the Chi-Squared Test. International Statistical Review. 51, 59-72 (1983).

Peterson, T. and Easterling, D.R.: Creation of homogeneous composite climatological reference series. International Journal of Climatology. 14, 671-679 (1994).

Pujol, N., Neppel, L. and Sabatier, R.: Regional tests for trend detection in maximum precipitation series in the French Mediterranean region. Journal des Sciences Hydrologiques. 52, 956-973 (2008).

Ribatet, M., Sauquet, E., Gresillon, J. and Ouarda, T. B. M. J.: Usefulness of the Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo Model in Regional Flood Frequency Analysis. Water Resources Research. 43, W08403, doi:10.1029/2006WR005525 (2007).

Rosbjerg, D. and Madsen, H.: Advanced approaches in PDS/POT modelling of extreme hydrological events in Hydrology: Science & Practice for the 21th Century. pp. 217-221. British Hydrological Society, London (2004).

Schwarz, G.: Estimating the dimension of a model. Ann. Stat., 6, 461- 464, doi:10.1214/aos/1176344136 (1978).

Shapiro, S.and Wilk M. B.: An analysis of variance test for normality (complete samples). Biometrika, 52, 3 and 4, 591-611 (1965).

Smirnov, N.V.: Approximate laws of distribution of random variables from empirical data. Uspehi Matem. Nauk. 10, 179-206 (1944).

Sneyers, R.: On the statistical analysis of series of observations. World Meteorological Organisation. Technical note 143. WMO 415 (1990).

Trigo, R.M. and DaCamara, C.C.: Circulation weather types and their influence on the precipitation regime in Portugal. International Journal of Climatology. 20, 1559-1581 (2000).

Wilks, D. S.: Statistical Methods in the Atmospheric Sciences: An Introduction. Academic Press, 467 pp (1995).

Yarnal, B., Comrie, A.C., Frakes, B. and Brown, D.P.: Developments and prospects in synoptic climatology. Int. J. Climatol. 21, 1923-1950 (2001).

Yue, S., Pilon, P. and Cavadias, G.: Power of the Mann-Kendall and Spearman's rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series. Journal of Hydrology. 259, 254-271 (2002).

Zveryaev, I.: Seasonality in precipitation variability over Europe. Journal of Geophysical Research. 109, 16 d05103 (2004).

Table 1. Cumulative distribution functions and related sampling method.

	Distribution function	Sampling
GUM	$F(x\|\mu,\lambda) = exp\left[-exp\left\{-\left(\frac{x-\mu}{\lambda}\right)\right\}\right]$	Seasonal Maxima
GEV	$F(x\|\mu,\lambda,\xi) = 1-exp\left(-\left[1+\xi\left(\frac{x-\mu}{\lambda}\right)\right]^{-1/\xi}\right)$	
EXP	$F(x\|\lambda) = 1-exp\left(\frac{x}{\lambda}\right)$	Seasonal POT
GPD	$F(x\|\lambda,\xi) = 1-\left(1+\xi\frac{x}{\lambda}\right)^{-1/\xi}$	
MEWP	$F(x\|\lambda_{1,\ldots,8}) = \sum_{i=1}^{8}\left(1-exp\left[-\frac{x}{\lambda_i}\right]\right)\cdot p_i$	Seasonal and WP POT
MGPWP	$F(x\|\lambda_{1,\ldots,8},\xi_{1,\ldots,8}) = \sum_{i=1}^{8}\left(1-\left[1+\xi_i\frac{x}{\lambda_i}\right]^{-1/\xi_i}\right)\cdot p_i$	

Table 2. Characteristics of the rainfall data sets.

	Selected Period	Years of record	Number of rain gauges		Network
			Total	Selected	
Dense dataset	1953-2005	53	603	209	EDF-DTG
			555	193	Météo France
			213	65	Météo Swiss
			131	11	INM
Long dataset	1904-2003	100	308	37	Météo France SQR

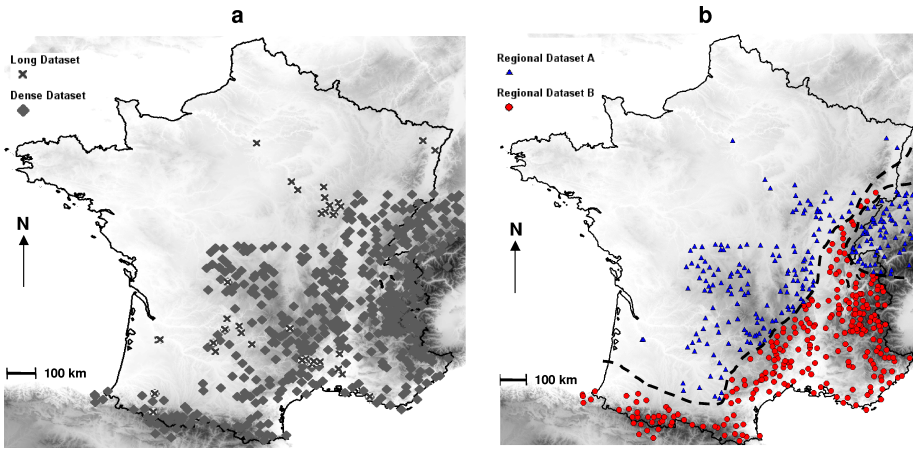


Fig. 1. a) Rain gauges location. **b)** Regional classification as a function of the "Season at-Risk", i.e. the three consecutive months that maximize the sum of the monthly rainfall maxima.

Table 3. Results of the reliability procedure for the six probabilistic models.

			$\frac{1}{1-f(FF)}$	$\mathrm{f}(FF)$
	Simulation EXP (M=552, N=50)		7	0.850
A value	GUM		5	0.784
exceeded **one**	GEV	is observed one	4	0.744
time over **10**	EXP	time over	5	0.780
according to:	GPD		4	0.734
	MEWP		7	0.866
	MGPWP		8	0.869
	Simulation EXP (M=552, N=50)		11	0.909
A value	GUM		7	0.860
exceeded **one**	GEV	is observed one	5	0.793
time over **20**	EXP	time over	7	0.864
according to:	GPD		5	0.783
	MEWP		11	0.913
	MGPWP		15	0.931
	Simulation EXP (M=552, N=50)		38	0.974
A value	GUM		16	0.938
exceeded **one**	GEV	is observed one	7	0.847
time over **100**	EXP	time over	17	0.941
according to:	GPD		7	0.848
	MEWP		34	0.970
	MGPWP		32	0.969

Table 4. Mean $SPAN_T$ and $COVER_T$ criteria (the numbers in bold highlight the best performance for each return period).

Score	Return period (year)	Ideal score	GUM	GEV	EXP	GPD	MEWP	MGPWP
$SPAN_T$	10	0	0.09	0.10	0.09	0.10	**0.08**	0.10
	20	0	0.10	0.12	0.10	0.12	**0.09**	0.15
	50	0	0.11	0.16	0.12	0.16	**0.10**	0.22
	100	0	**0.11**	0.19	0.12	0.19	**0.11**	0.31
	1000	0	**0.12**	0.31	0.13	0.32	0.13	0.62
$COVER_T$	10	1	0.58	0.50	0.51	0.48	**0.58**	0.10
	20	1	0.59	0.53	0.53	0.48	**0.67**	0.66
	50	1	0.60	0.58	0.53	0.51	0.68	**0.71**
	100	1	0.60	0.60	0.54	0.53	0.69	**0.76**
	1000	1	0.61	0.64	0.55	0.54	0.70	**0.81**

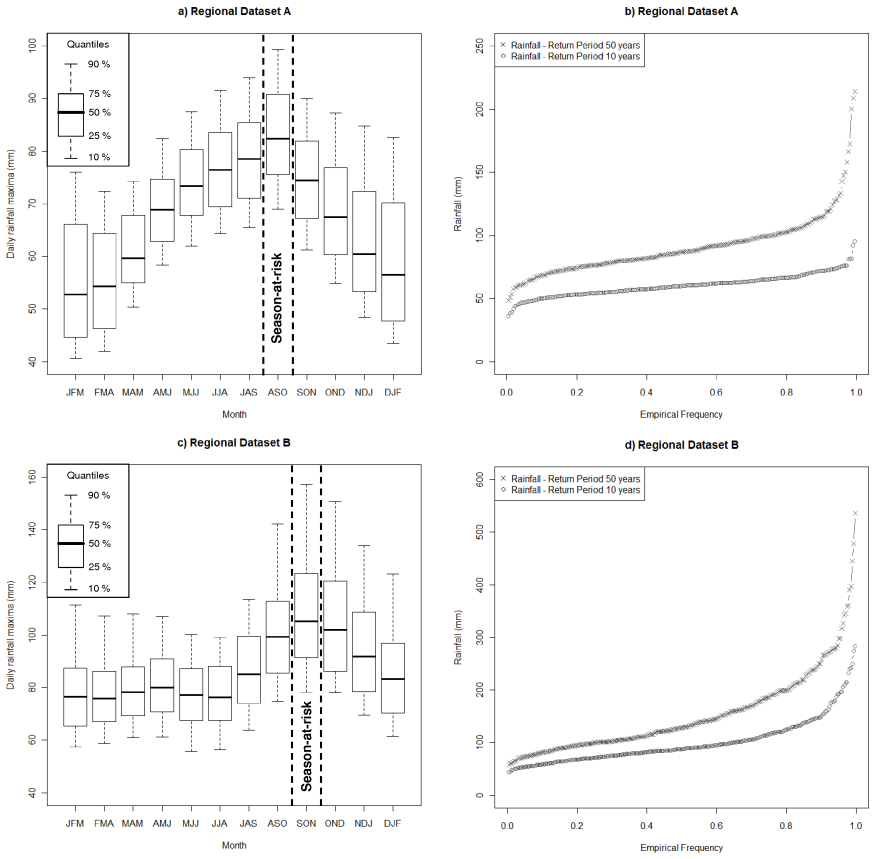


Fig. 2. Box plot of the three consecutive monthly rainfall maxima of regional dataset A **(a)** and regional dataset B **(c)**. Empirical distribution of rainfall quantile estimates associated with 10- and 50-year return periods for regional dataset A **(b)** and regional dataset B **(d)**.

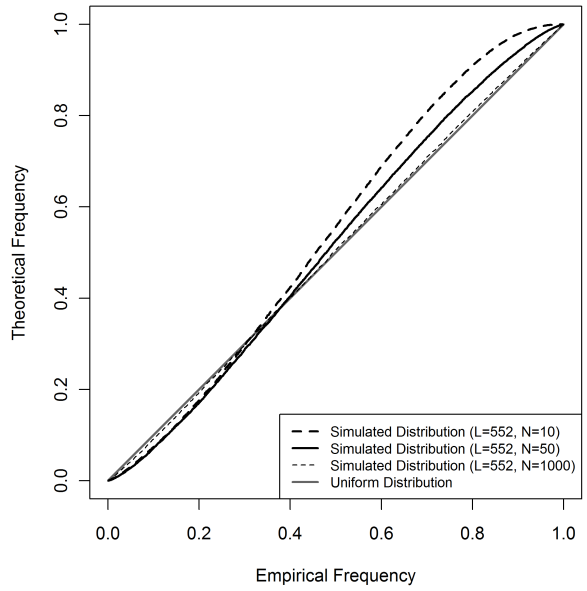


Fig. 3. FF distribution provided by simulation with random samples extracted from an exponential distribution. Different curves represent three kinds of simulations with samples of different sizes.

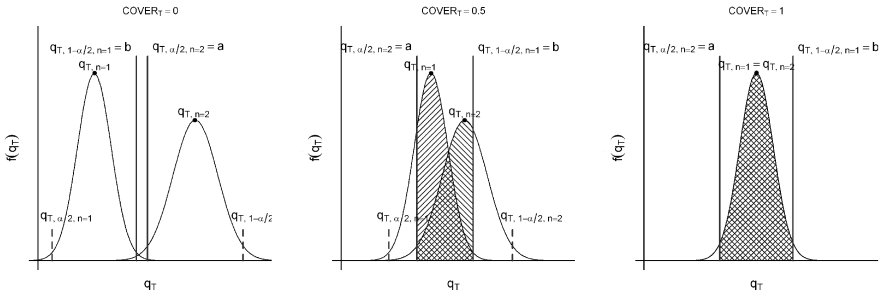


Fig. 4. Schematic confidence intervals overlap criteria: $COVER_T$. Three cases are shown: $COVER_T$ equal to 0 (null overlap), 0.5 (half overlap) and 1 (total overlap).

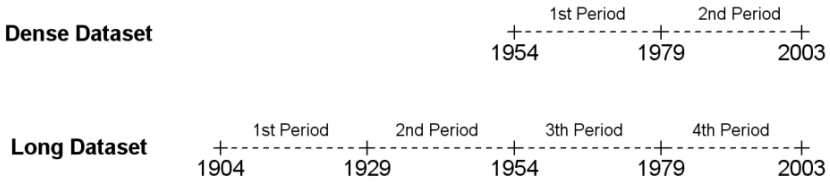


Fig. 5. Sub-period division of the two datasets.

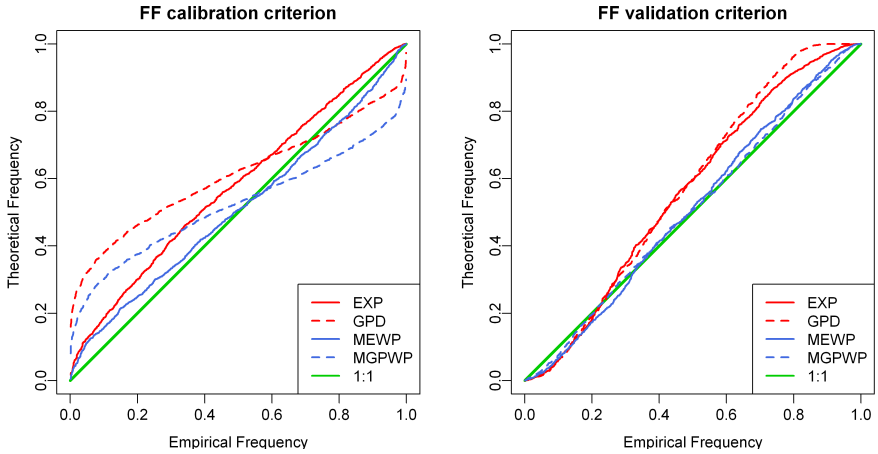


Fig. 6. pp-plot of FF scores in calibration and validation

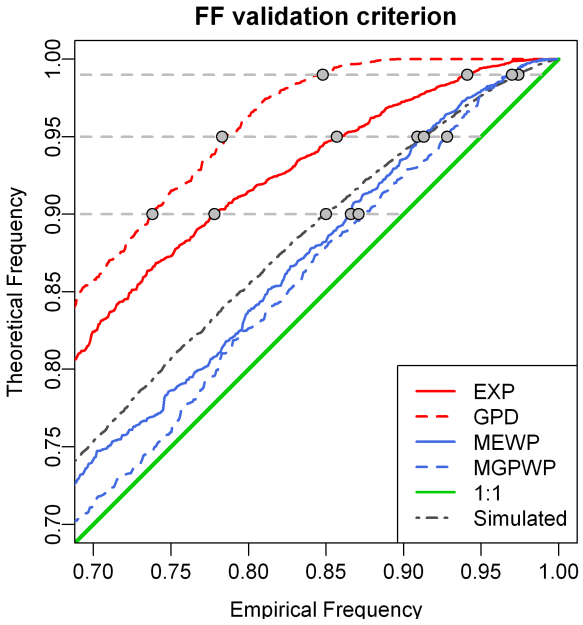


Fig. 7. Close-up of the upper tail of the FF validation procedure. The gray circles highlight the values shown in Table 3.

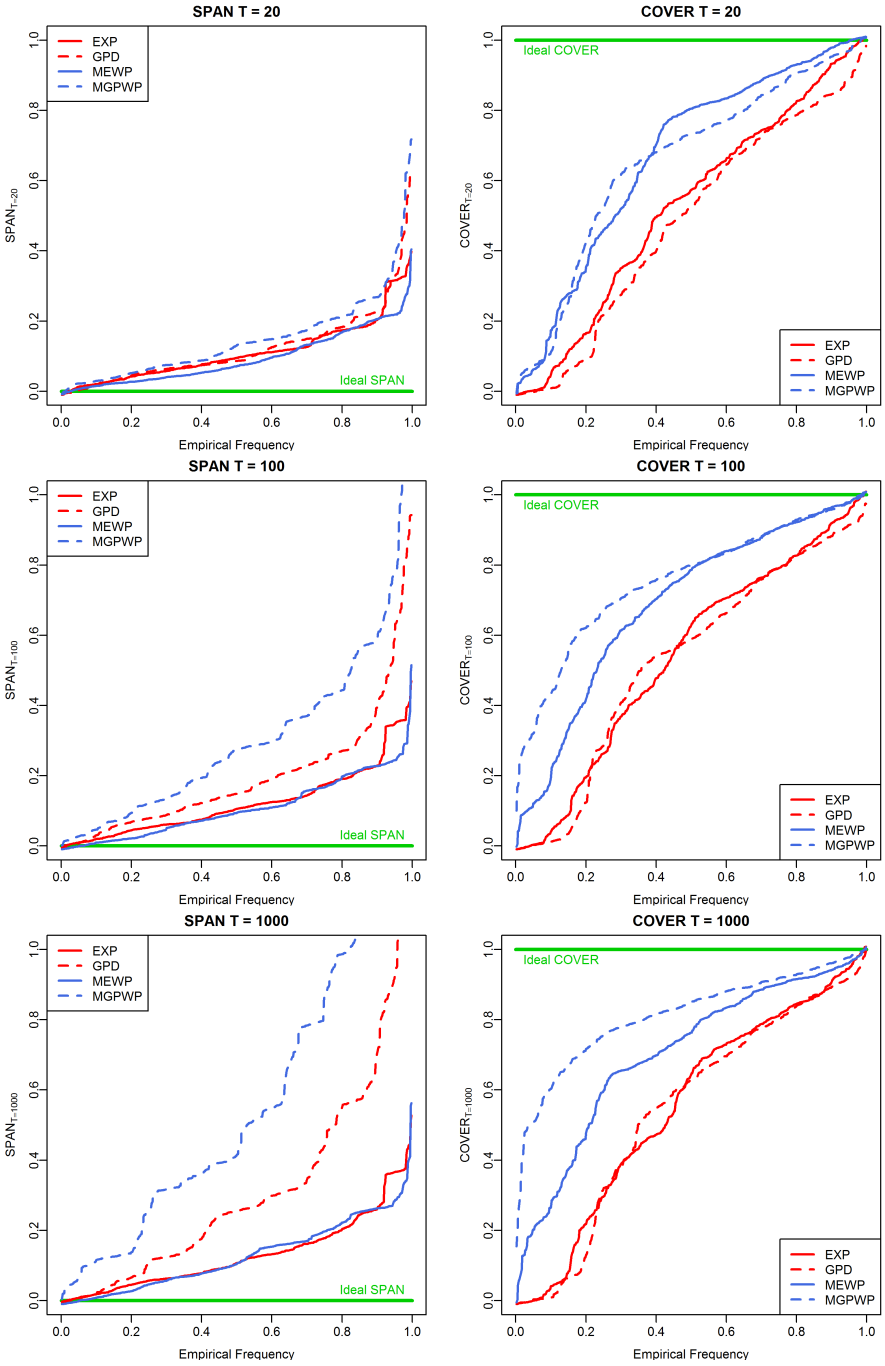


Fig. 8. Empirical distribution of $SPAN_T$ and $COVER_T$ criteria at 20-years, 100-years and 1000-years return levels.

Annexe C

La base de données de 32 bassins versants

Agout à Fraisse

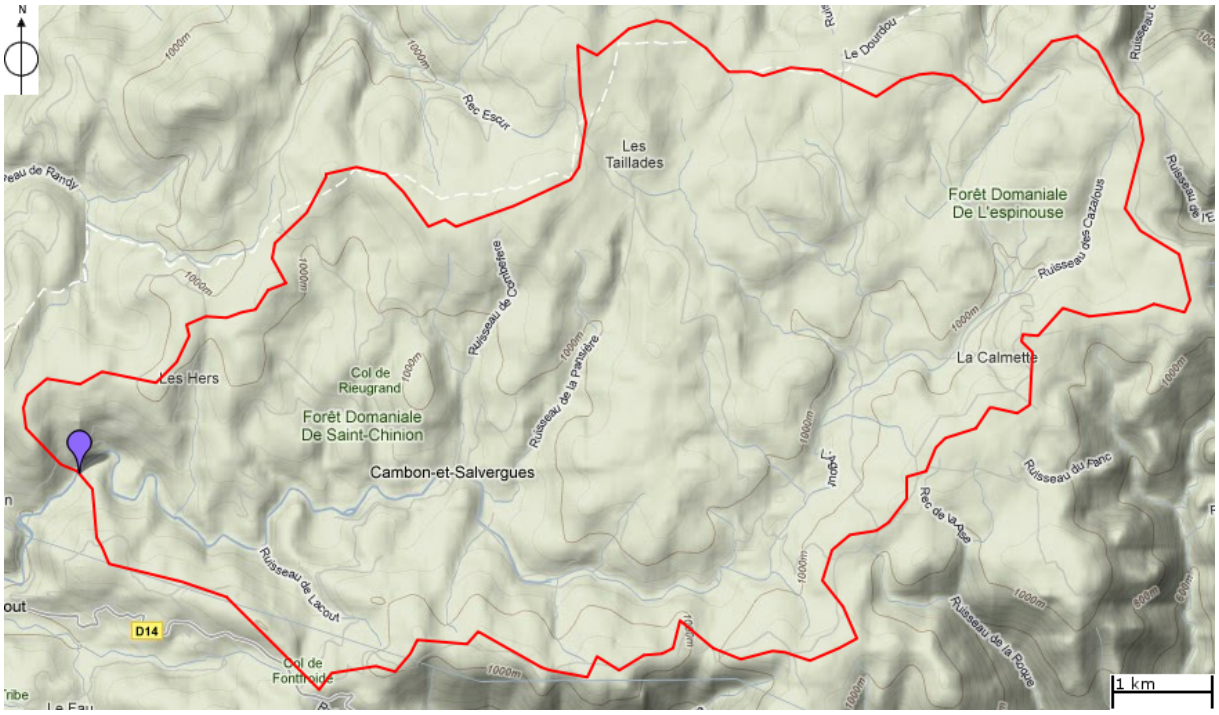


FIGURE C.1: *Limites géographiques du bassin versant de l'Agout à Fraisse.*

Rivière	Agout	**Station**	Fraisse
Surface	45 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1645 mm	**Écoulement annuel moyen**	1078 mm
Pluie décennale	206 mm/24h	**Écoulement décennal**	81 mm/24h

TABLE C.1: *Caractéristiques principales du bassin versant de l'Agout à Fraisse.*

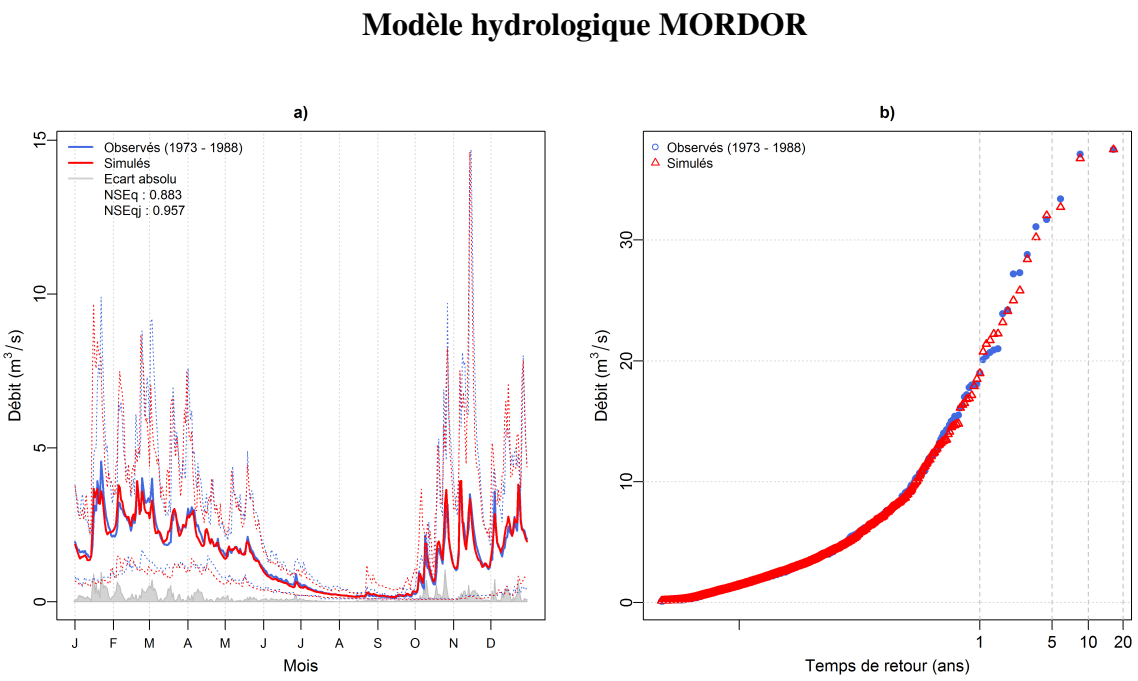


FIGURE C.2: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de l'Agout à Fraisse.*

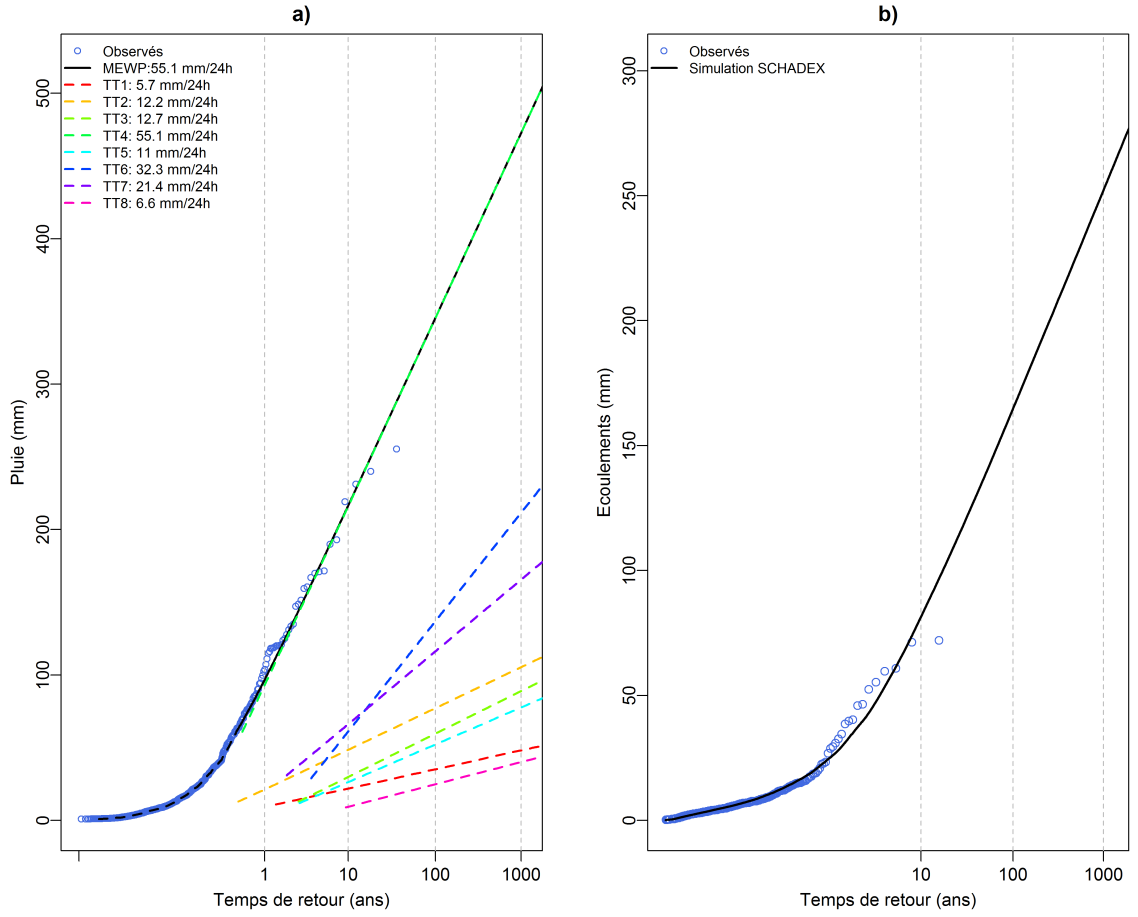


FIGURE C.3: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SOND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de l'Agout à Fraisse.*

Agout à La Raviège

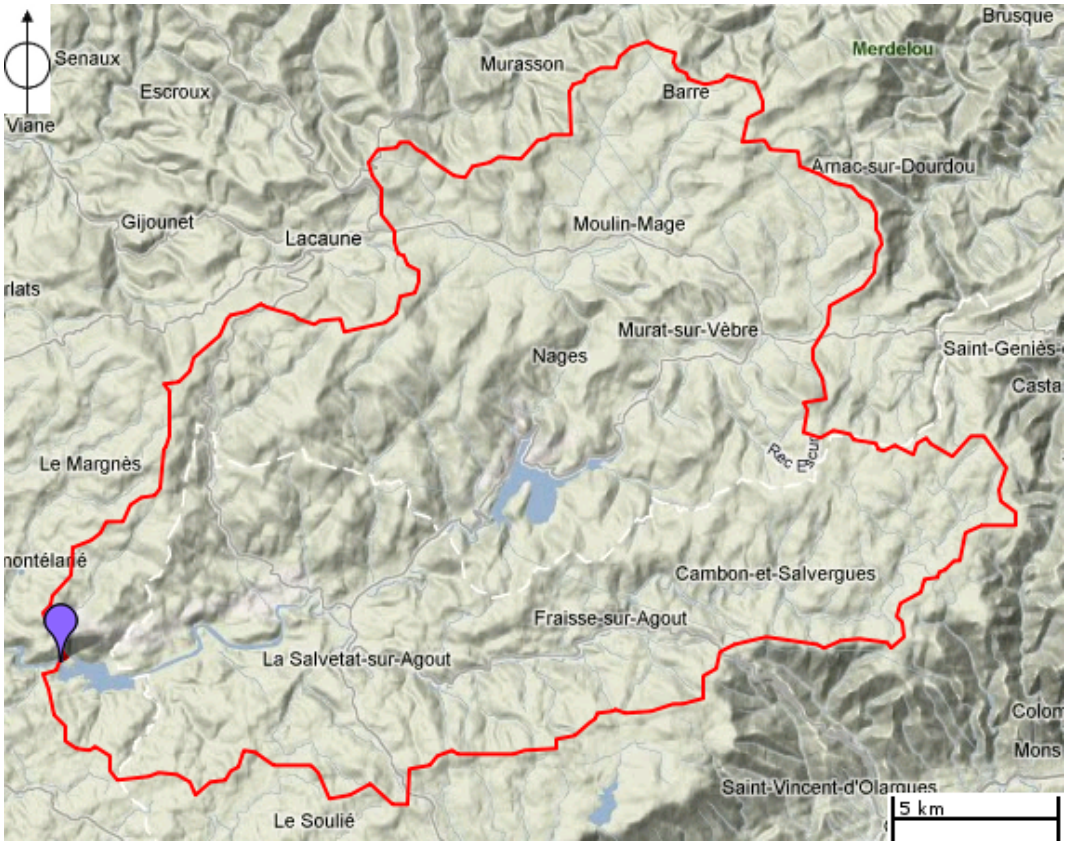


FIGURE C.4: *Limites géographiques du bassin versant de l'Agout à La Raviège.*

Rivière	Agout	**Station**	La Raviège
Surface	369 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1582 mm	**Écoulement annuel moyen**	952 mm
Pluie décennale	146 mm/24h	**Écoulement décennal**	56 mm/24h

TABLE C.2: *Caractéristiques principales du bassin versant de l'Agout à La Raviège.*

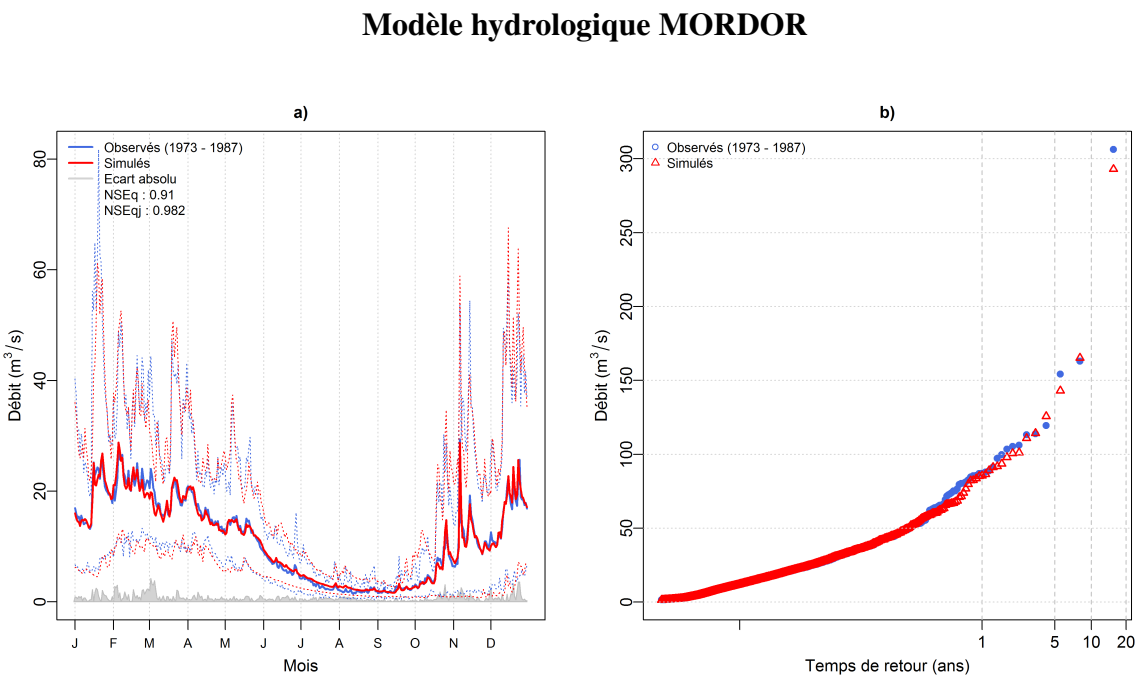


FIGURE C.5: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de l'Agout à La Raviège.*

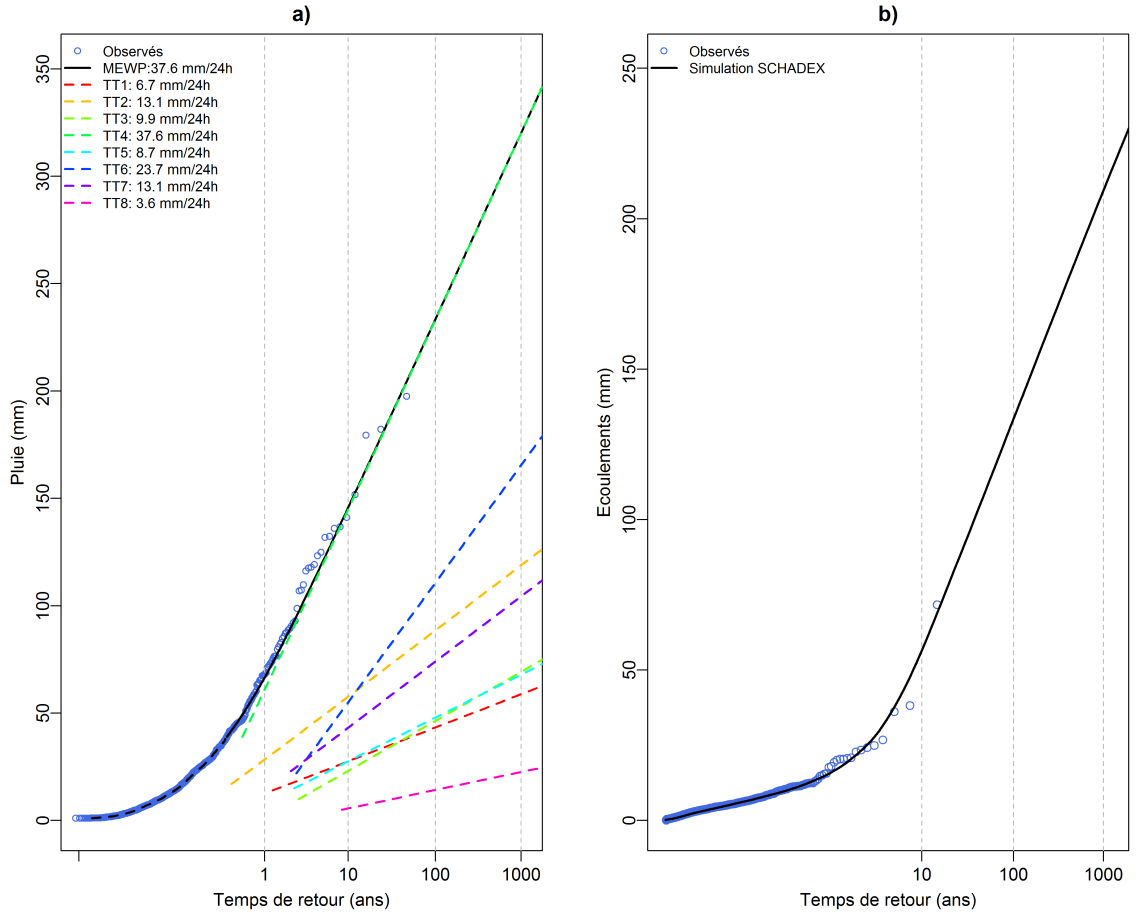


FIGURE C.6: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SOND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de l'Agout à La Raviège.*

Allier à Poutès

FIGURE C.7: *Limites géographiques du bassin versant de l'Allier à Poutès.*

Rivière	Allier	**Station**	Poutès
Surface	1014 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1088 mm	**Écoulement annuel moyen**	546 mm
Pluie décennale	121 mm/24h	**Écoulement décennal**	42 mm/24h

TABLE C.3: *Caractéristiques principales du bassin versant de l'Allier à Poutès.*

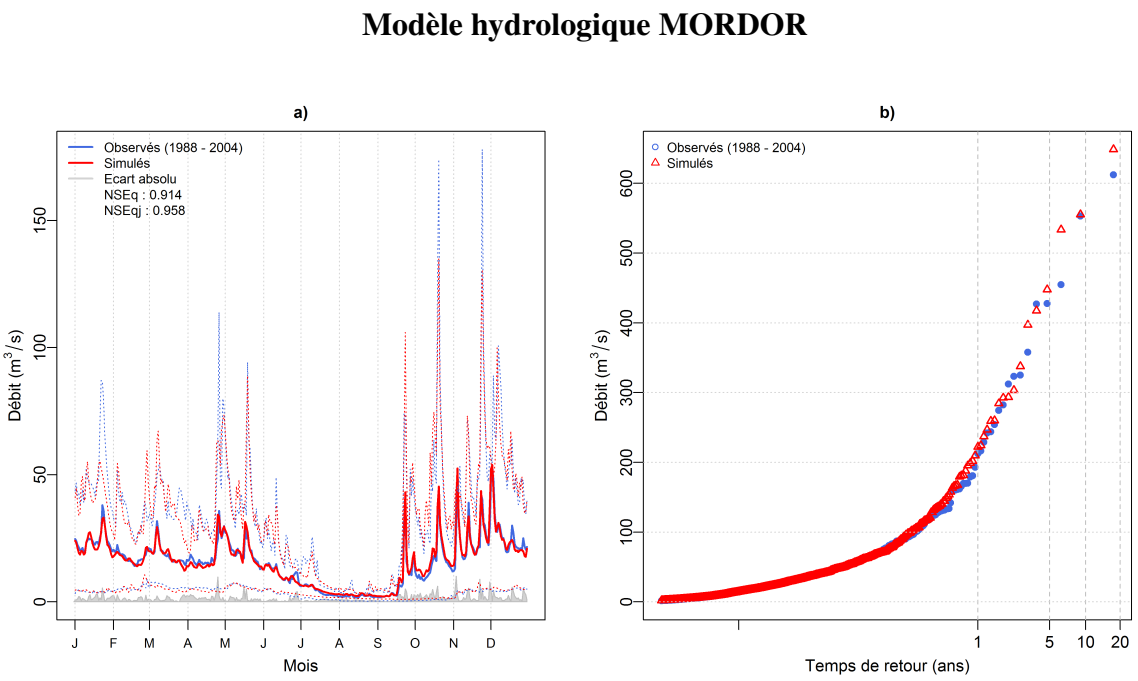


FIGURE C.8: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de l'Allier à Poutès.*

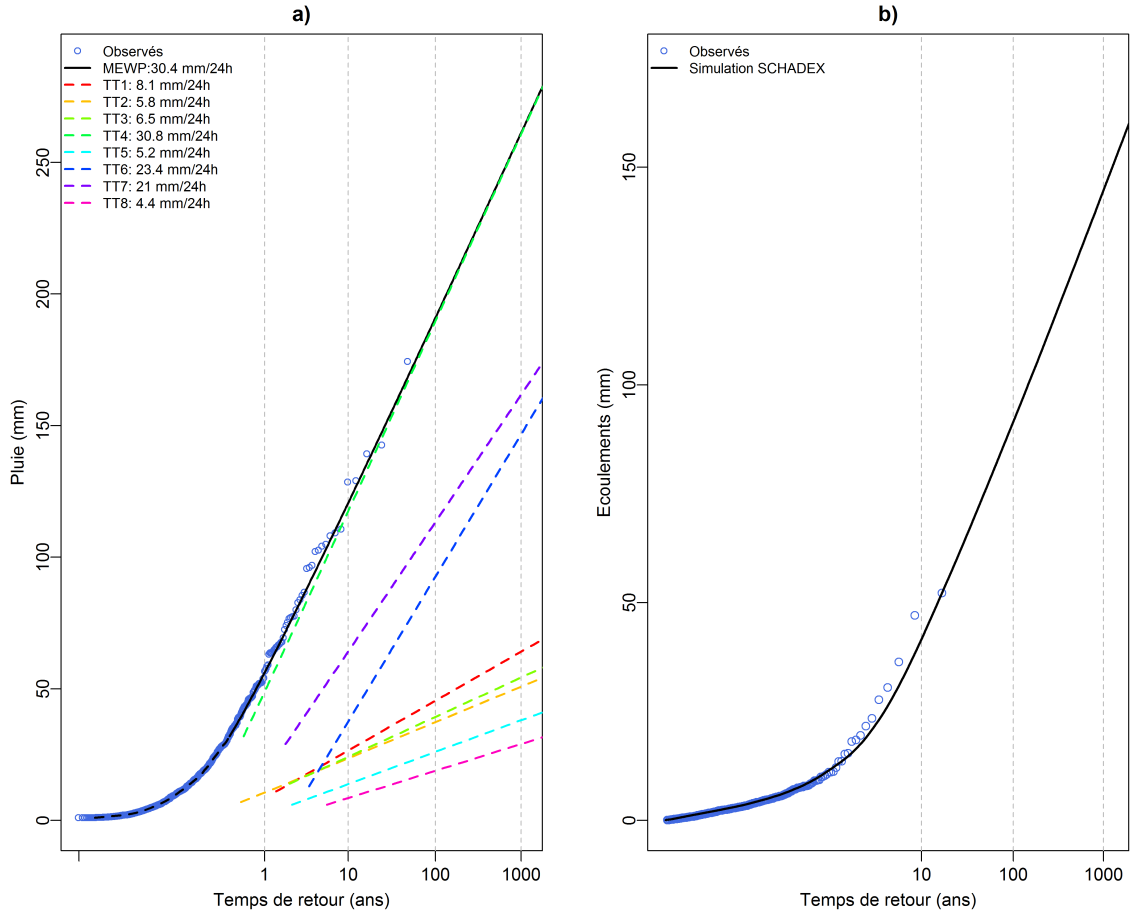


FIGURE C.9: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SOND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de l'Allier à Poutès.*

Ardèche à Sauze

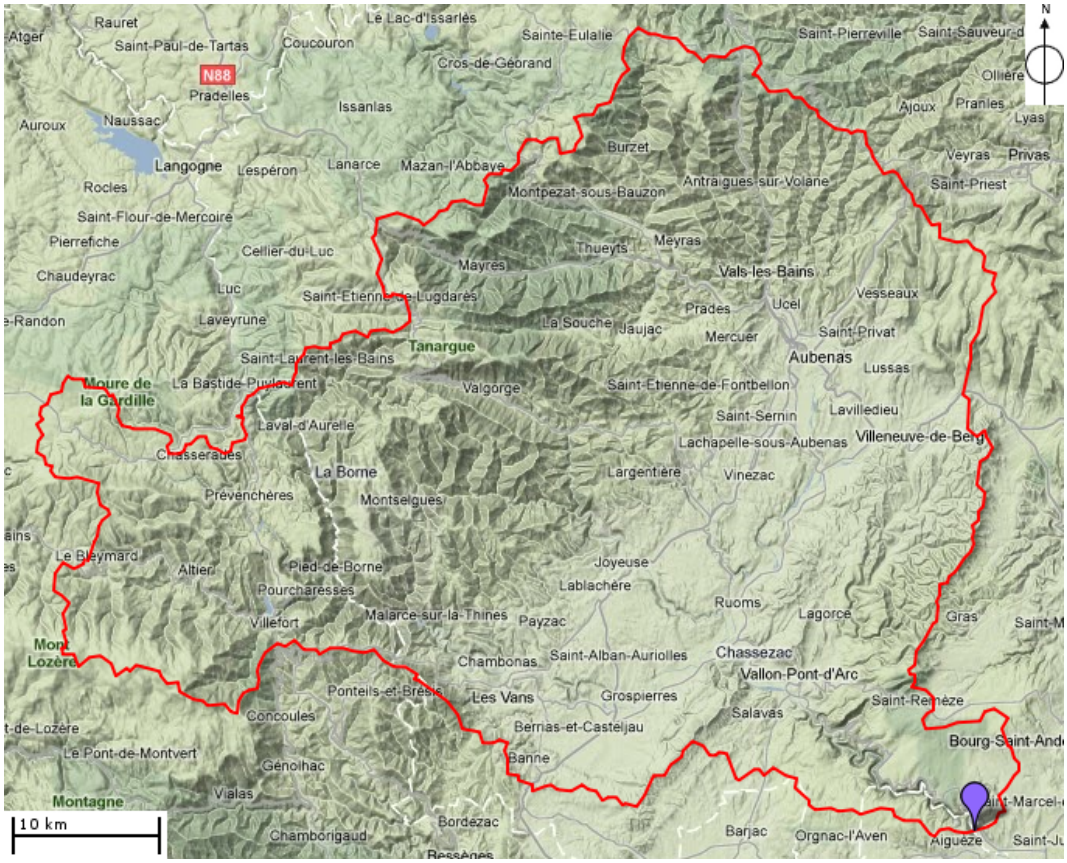


FIGURE C.10: *Limites géographiques du bassin versant de l'Ardèche à Sauze.*

Rivière	Ardèche	**Station**	Sauze
Surface	2260 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1599 mm	**Écoulement annuel moyen**	648 mm
Pluie décennale	210 mm/24h	**Écoulement décennal**	81 mm/24h

TABLE C.4: *Caractéristiques principales du bassin versant de l'Ardèche à Sauze.*

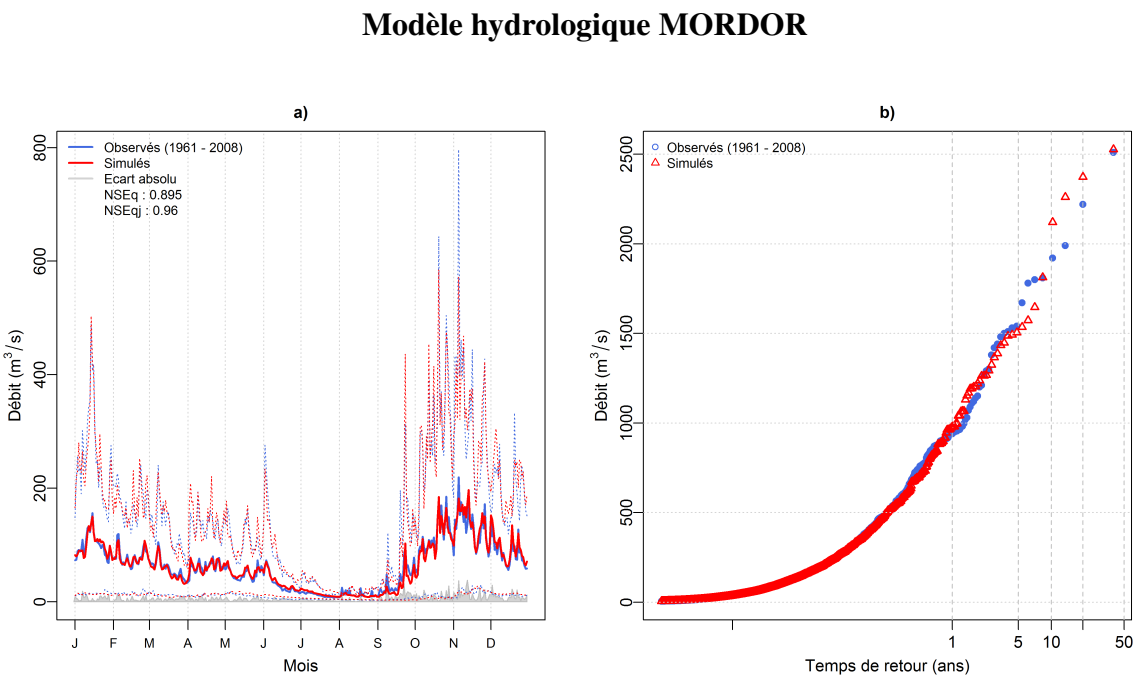


FIGURE C.11: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze.*

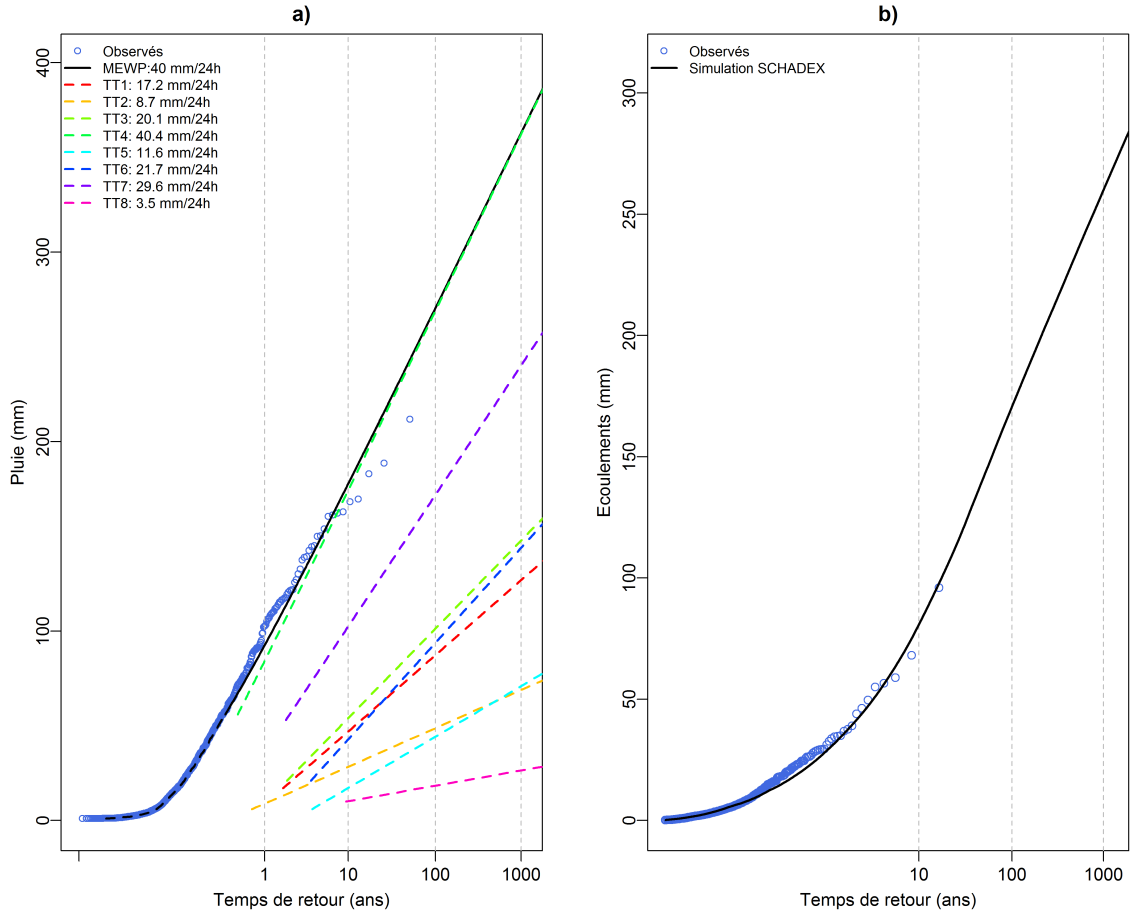


FIGURE C.12: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SOND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de l'Ardèche à Sauze.*

Arn
aux Taillades

FIGURE C.13: *Limites géographiques du bassin versant de l'Arn aux Taillades.*

Rivière	Arn	**Station**	Taillades
Surface	83 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1619 mm	**Écoulement annuel moyen**	1021 mm
Pluie décennale	139 mm/24h	**Écoulement décennal**	56 mm/24h

TABLE C.5: *Caractéristiques principales du bassin versant de l'Arn aux Taillades.*

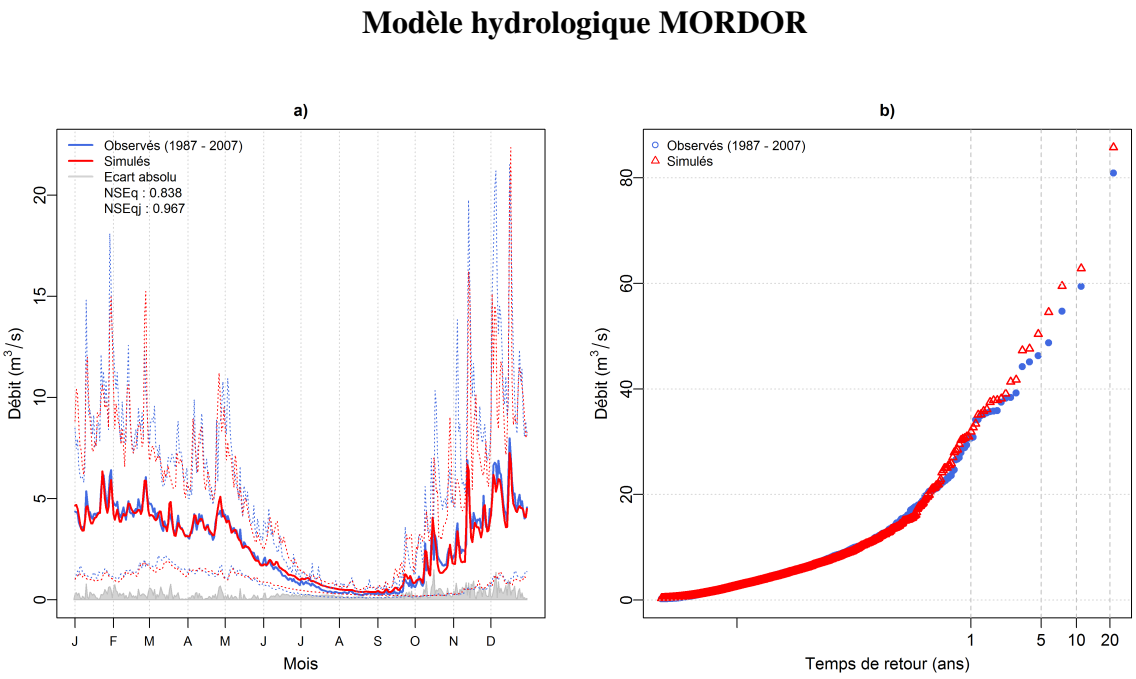


FIGURE C.14: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de l'Arn aux Taillades.*

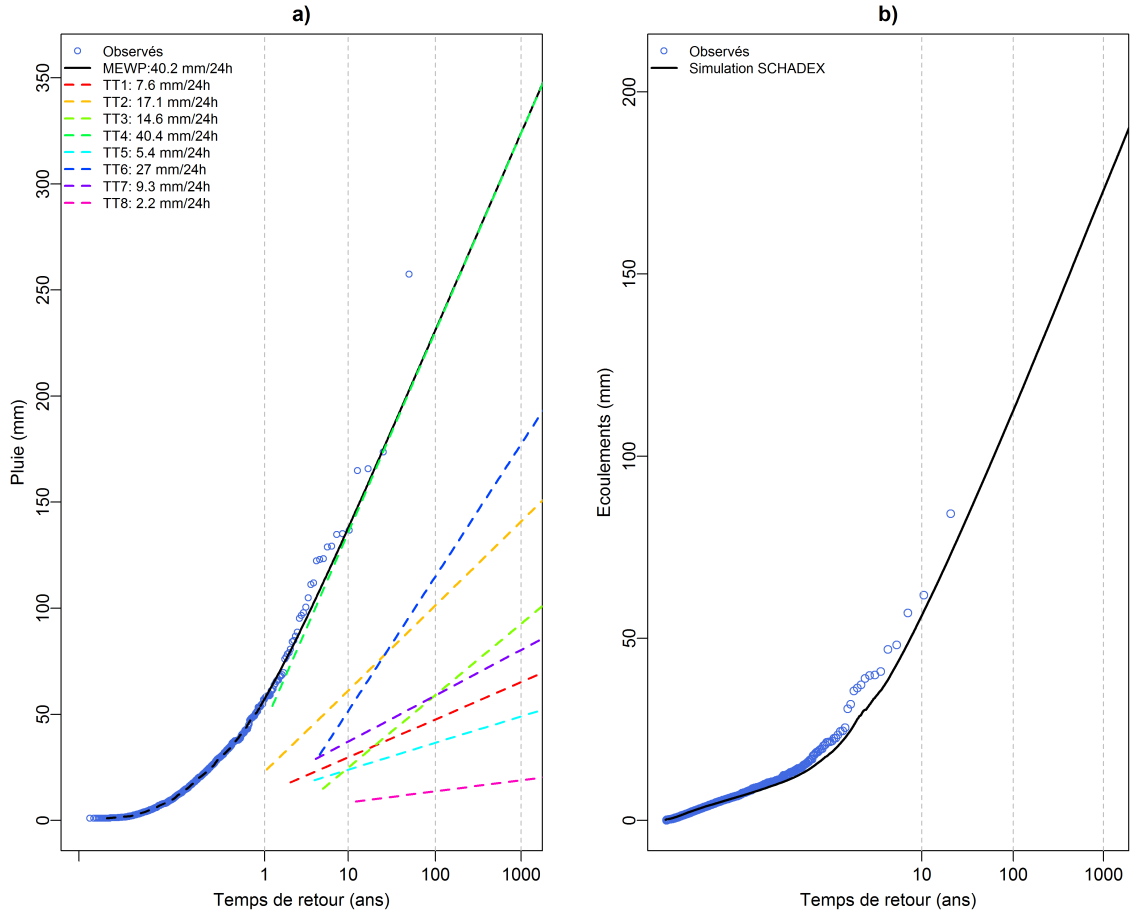


FIGURE C.15: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de l'Arn aux Taillades.*

Béhine à Lapoutroie

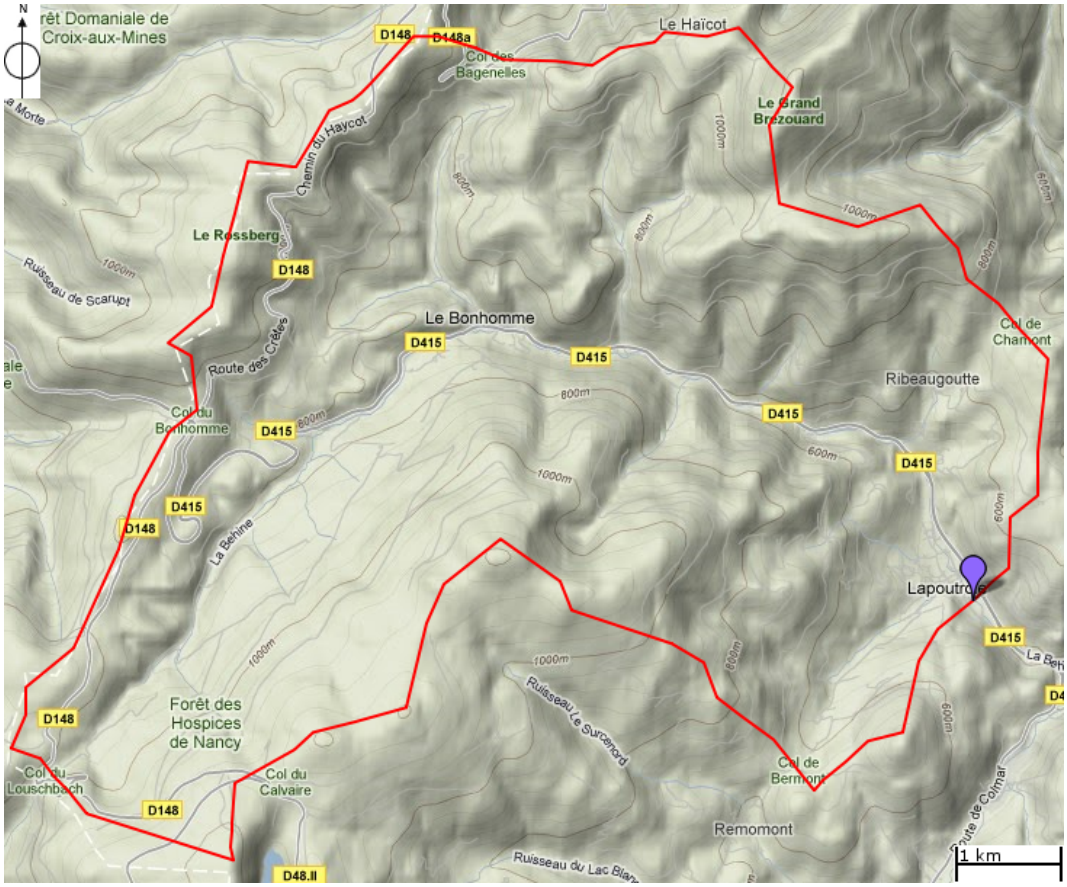


FIGURE C.16: *Limites géographiques du bassin versant de la Béhine à Lapoutroie.*

Rivière	Béhine	**Station**	Lapoutroie
Surface	38 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1321 mm	**Écoulement annuel moyen**	822 mm
Pluie décennale	74 mm/24h	**Écoulement décennal**	27 mm/24h

TABLE C.6: *Caractéristiques principales du bassin versant de la Béhine à Lapoutroie.*

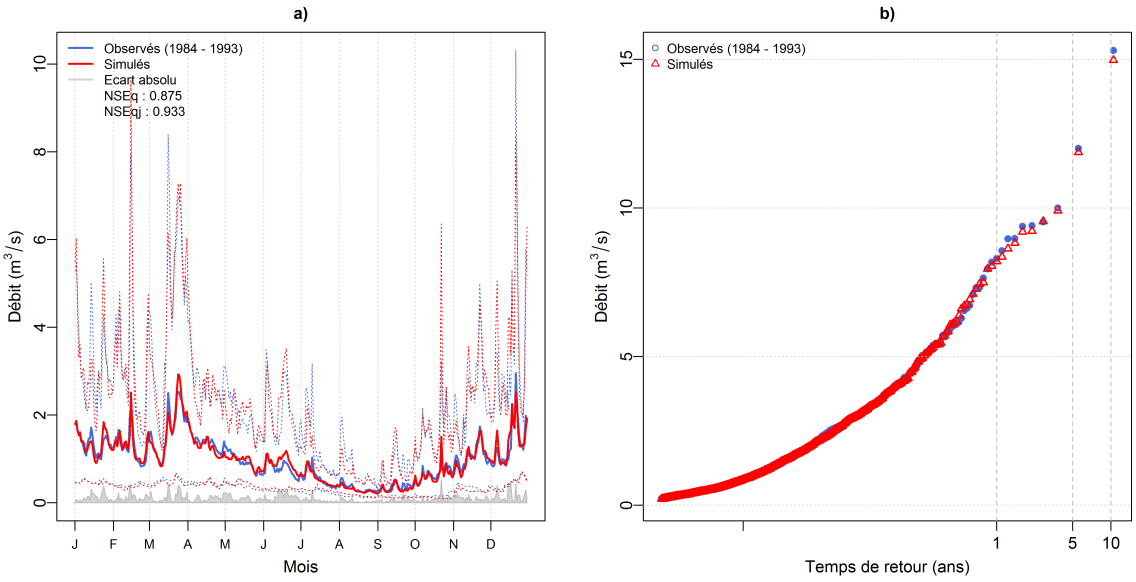


FIGURE C.17: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Béhine à Lapoutroie.*

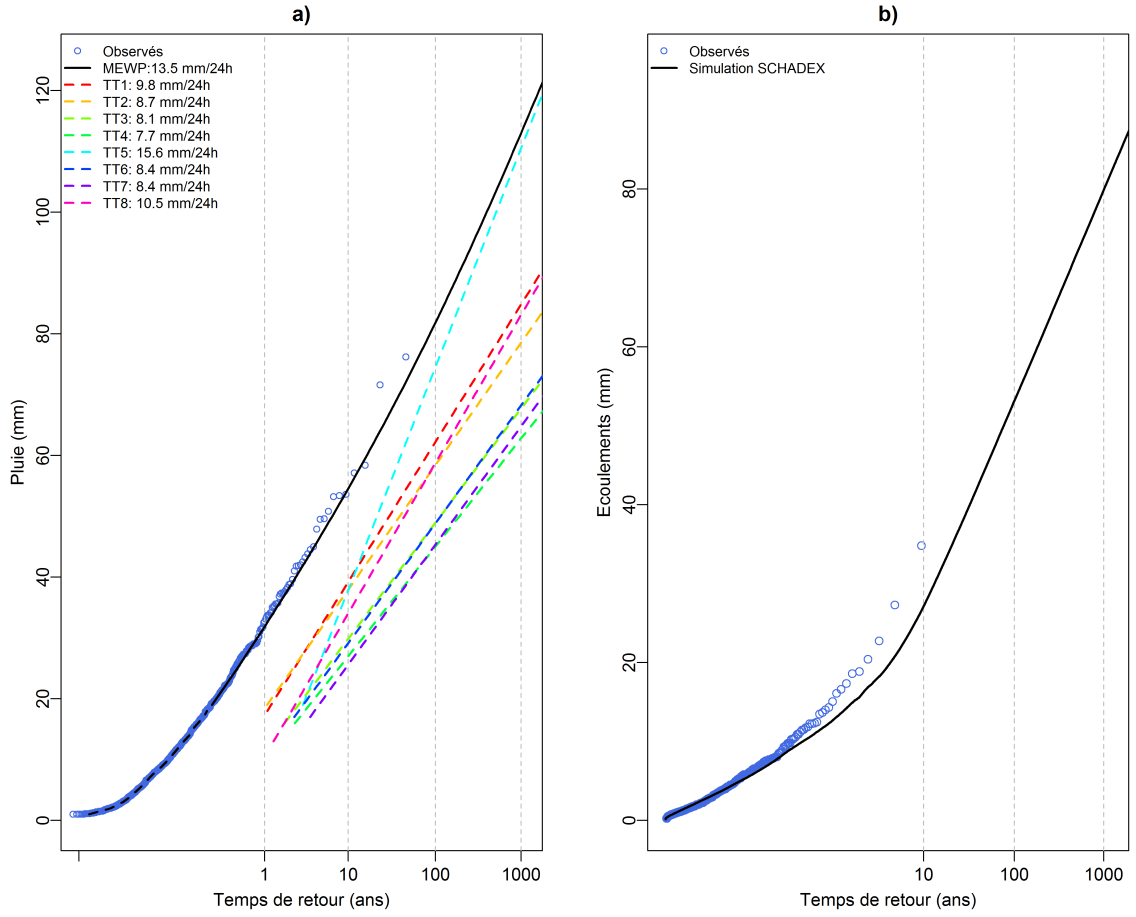


FIGURE C.18: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (MJJA). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Béhine à Lapoutroie.*

Bromme à Brommat

FIGURE C.19: *Limites géographiques du bassin versant de la Bromme à Brommat.*

Rivière	Bromme	**Station**	Brommat
Surface	113 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1394 mm	**Écoulement annuel moyen**	893 mm
Pluie décennale	68 mm/24h	**Écoulement décennal**	49 mm/24h

TABLE C.7: *Caractéristiques principales du bassin versant de la Bromme à Brommat*

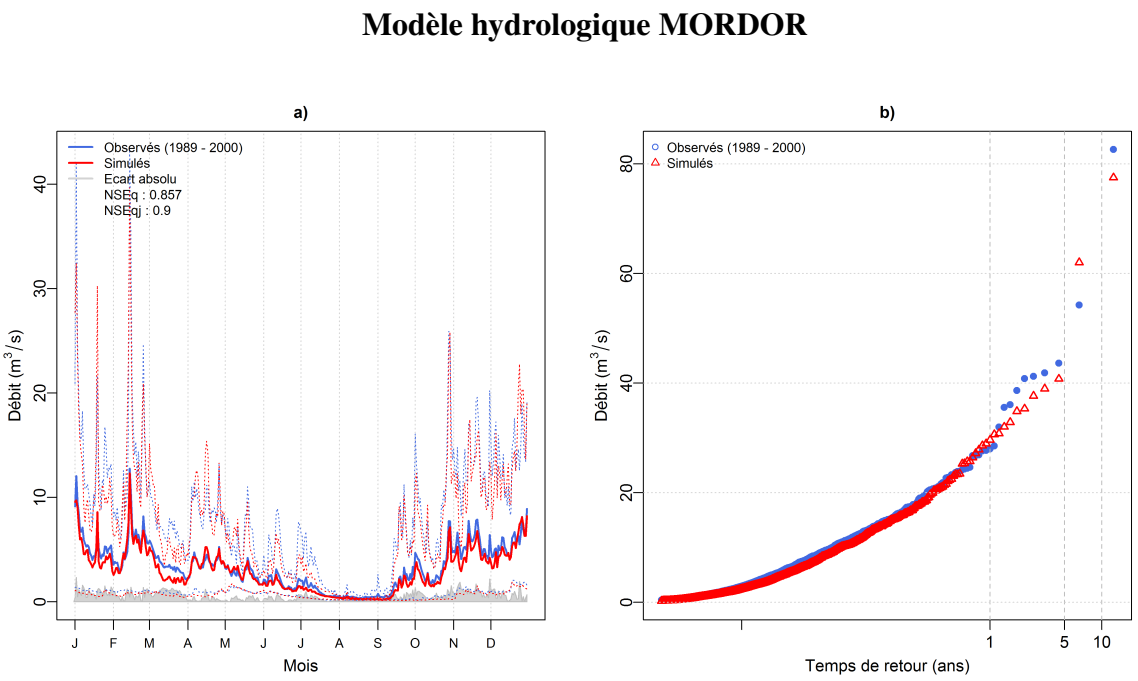


FIGURE C.20: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Bromme à Brommat.*

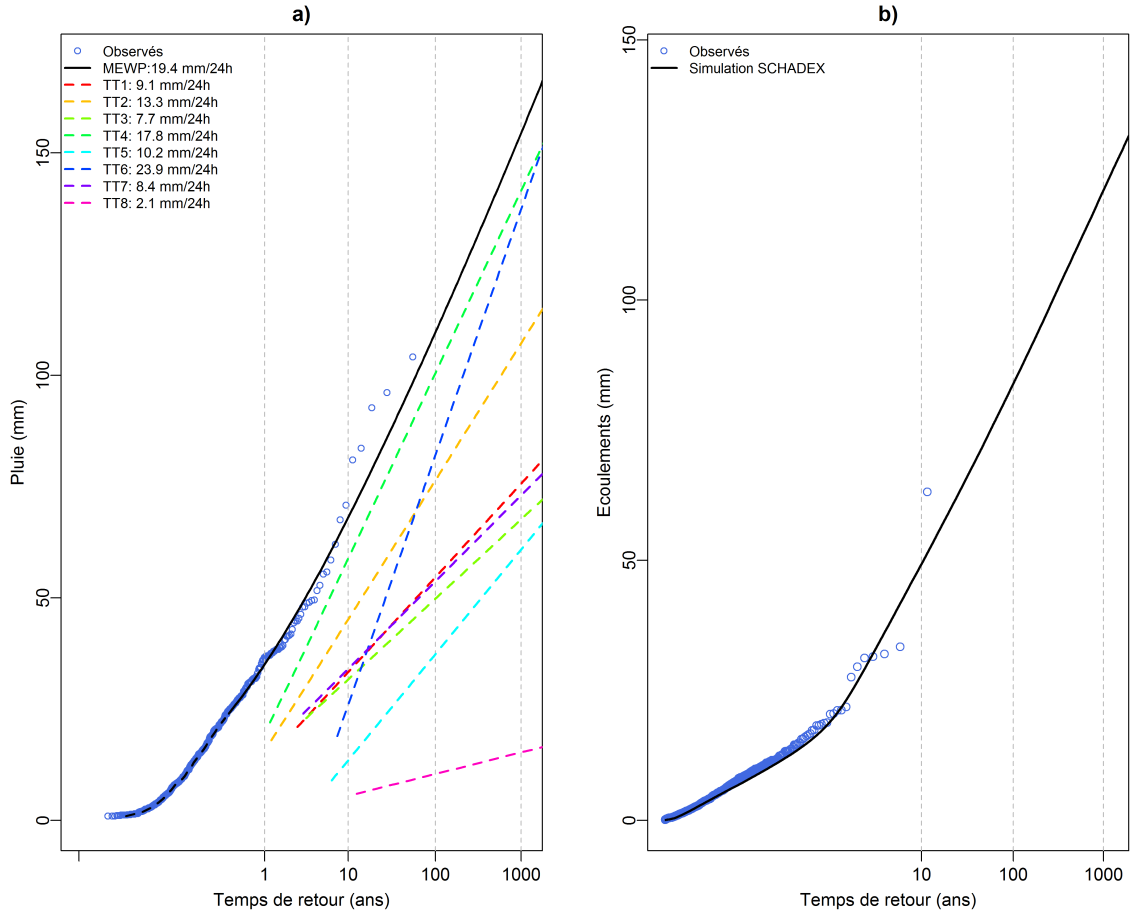


FIGURE C.21: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SO). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Bromme à Brommat.*

Chassezac à Sainte Marguerite

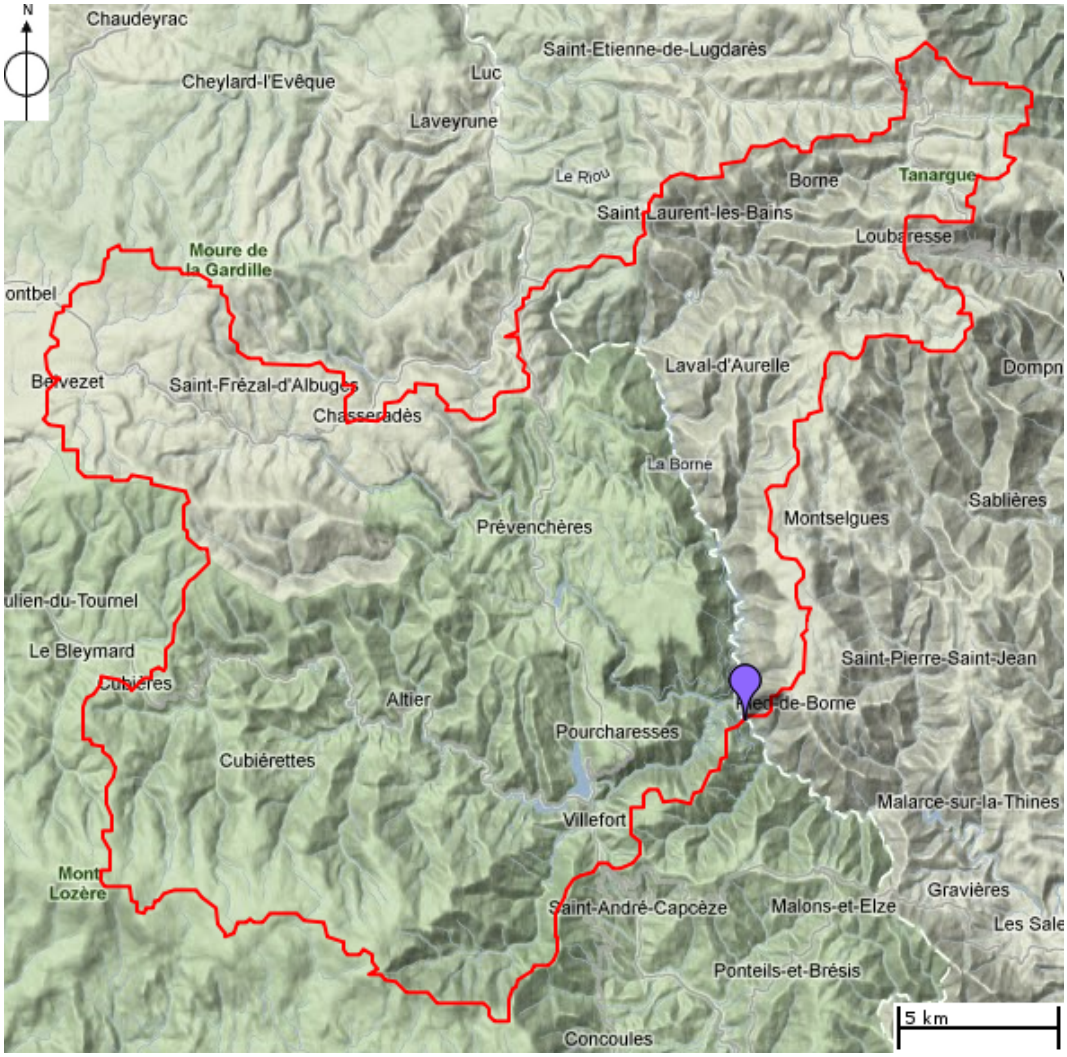


FIGURE C.22: *Limites géographiques du bassin versant du Chassezac à Sainte Marguerite.*

Rivière	Chassezac	**Station**	Sainte Marguerite
Surface	416 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1644 mm	**Écoulement annuel moyen**	1100 mm
Pluie décennale	184 mm/24h	**Écoulement décennal**	126 mm/24h

TABLE C.8: *Caractéristiques principales du bassin versant du Chassezac à Sainte Marguerite*

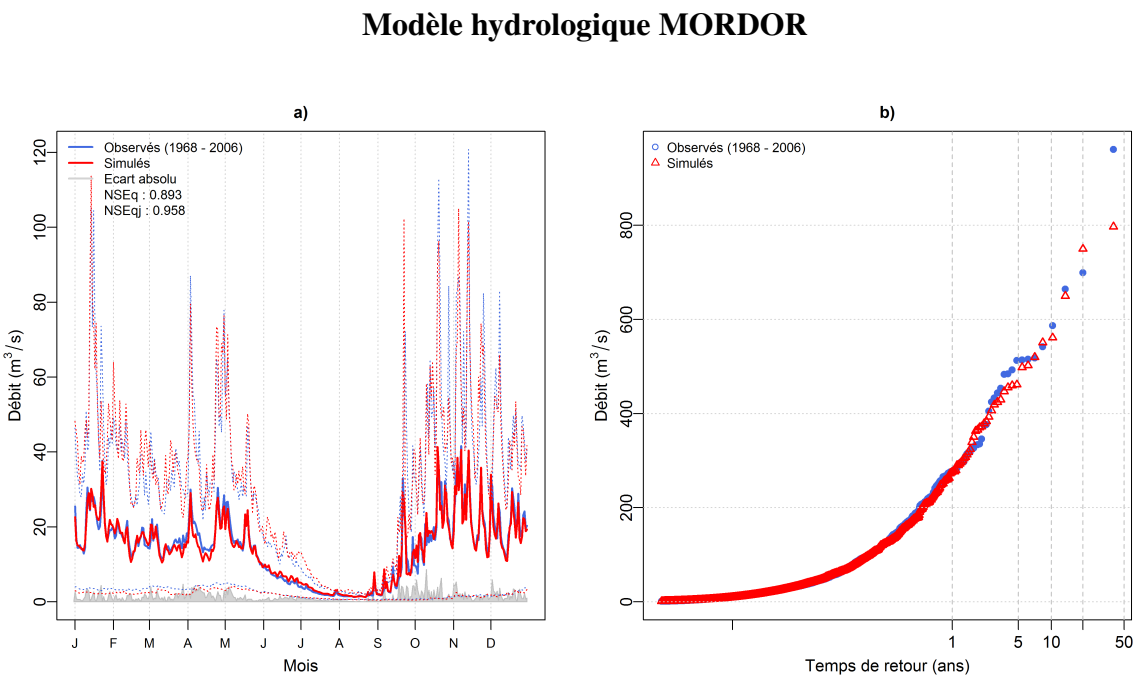


FIGURE C.23: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Chassezac à Sainte Marguerite.*

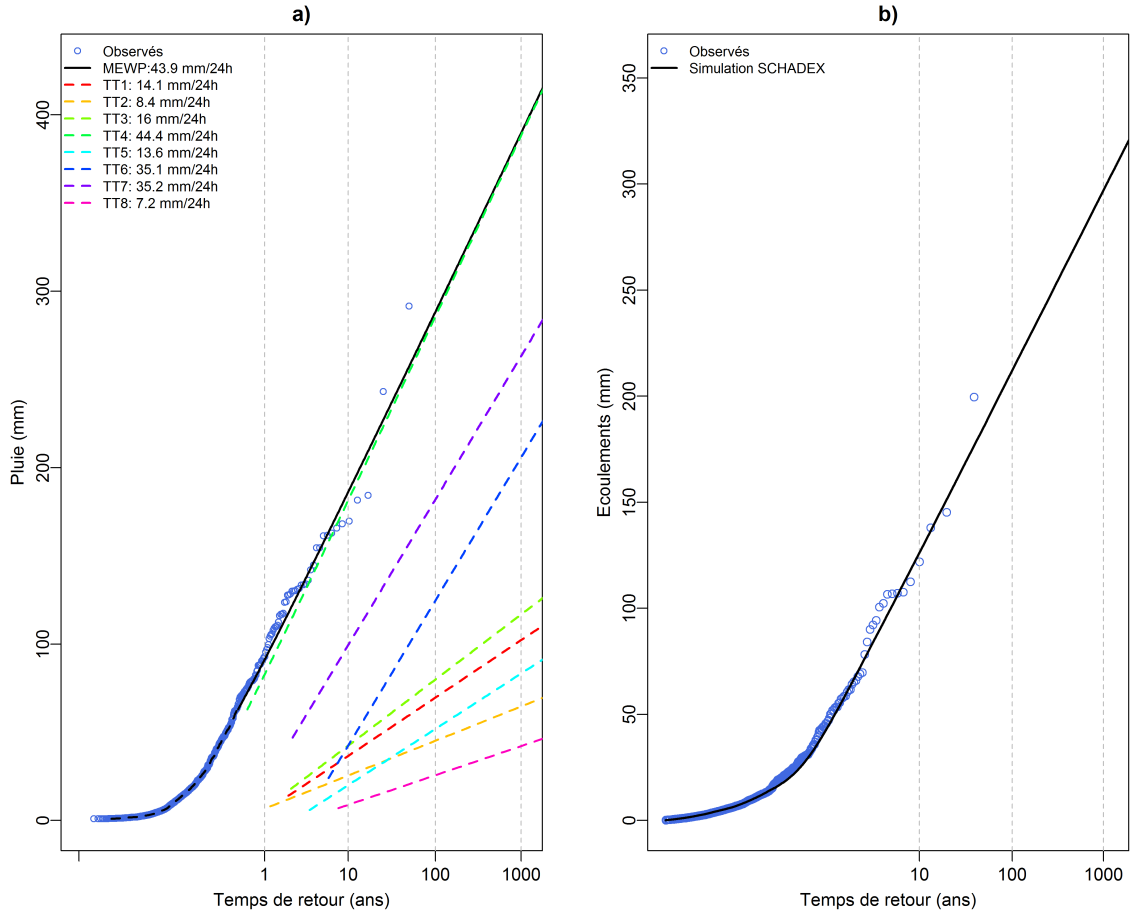


FIGURE C.24: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Chassezac à Sainte Marguerite.*

Creuse à Age

FIGURE C.25: *Limites géographiques du bassin versant de la Creuse à Age.*

Rivière	Creuse	**Station**	Age
Surface	1238 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1080 mm	**Écoulement annuel moyen**	411 mm
Pluie décennale	54 mm/24h	**Écoulement décennal**	13 mm/24h

TABLE C.9: *Caractéristiques principales du bassin versant de la Creuse à Age.*

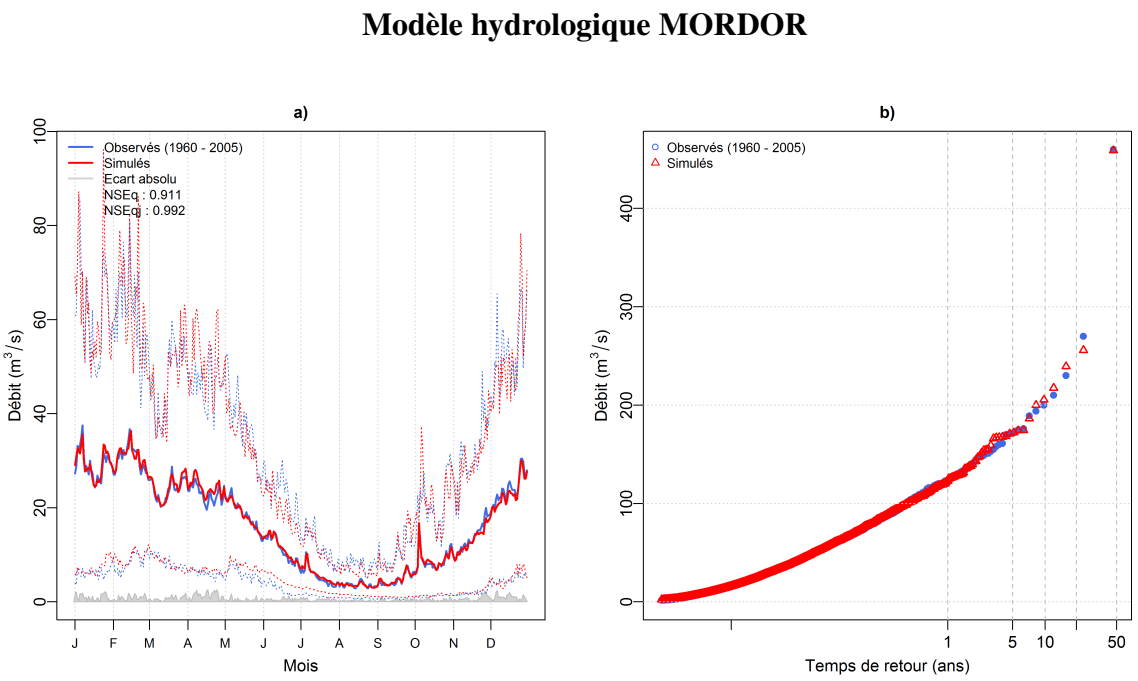


FIGURE C.26: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Creuse à Age.*

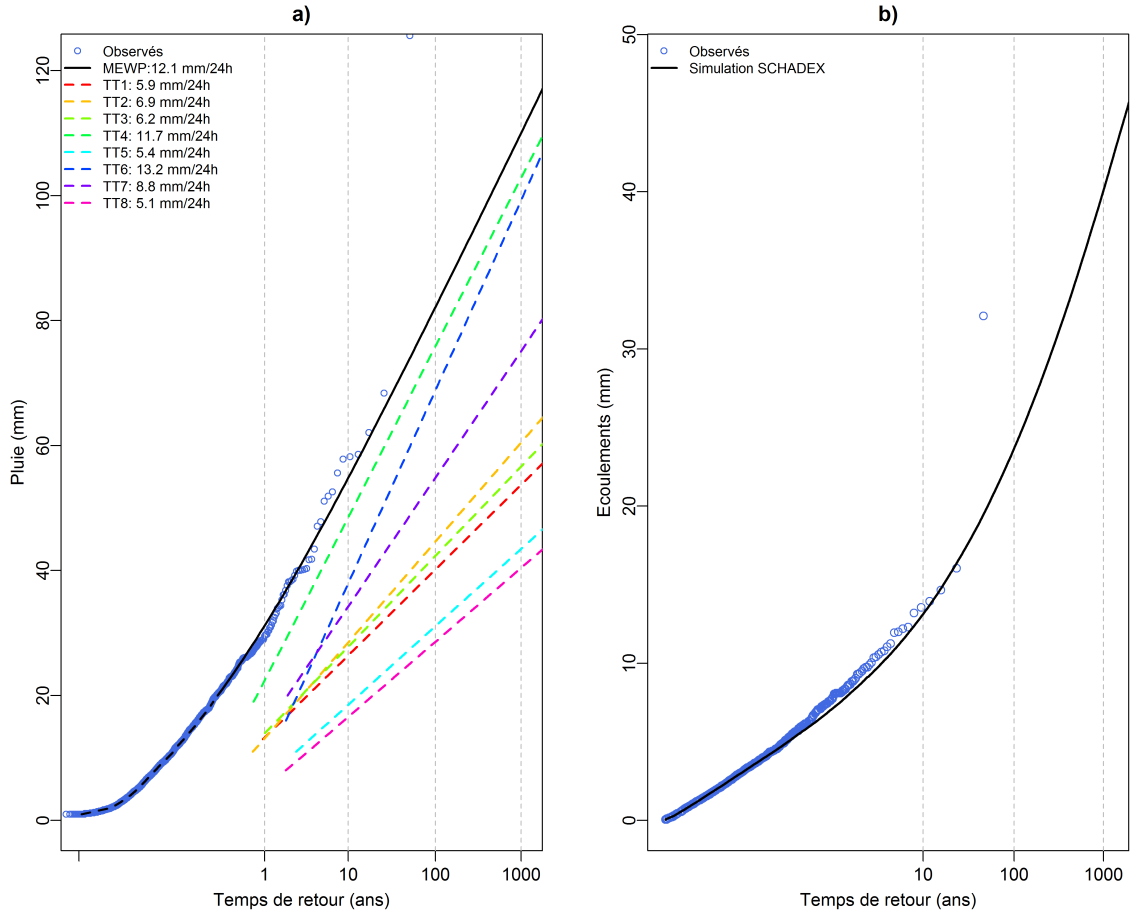


FIGURE C.27: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (JJASO). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Creuse à Age.*

Drac au Sautet

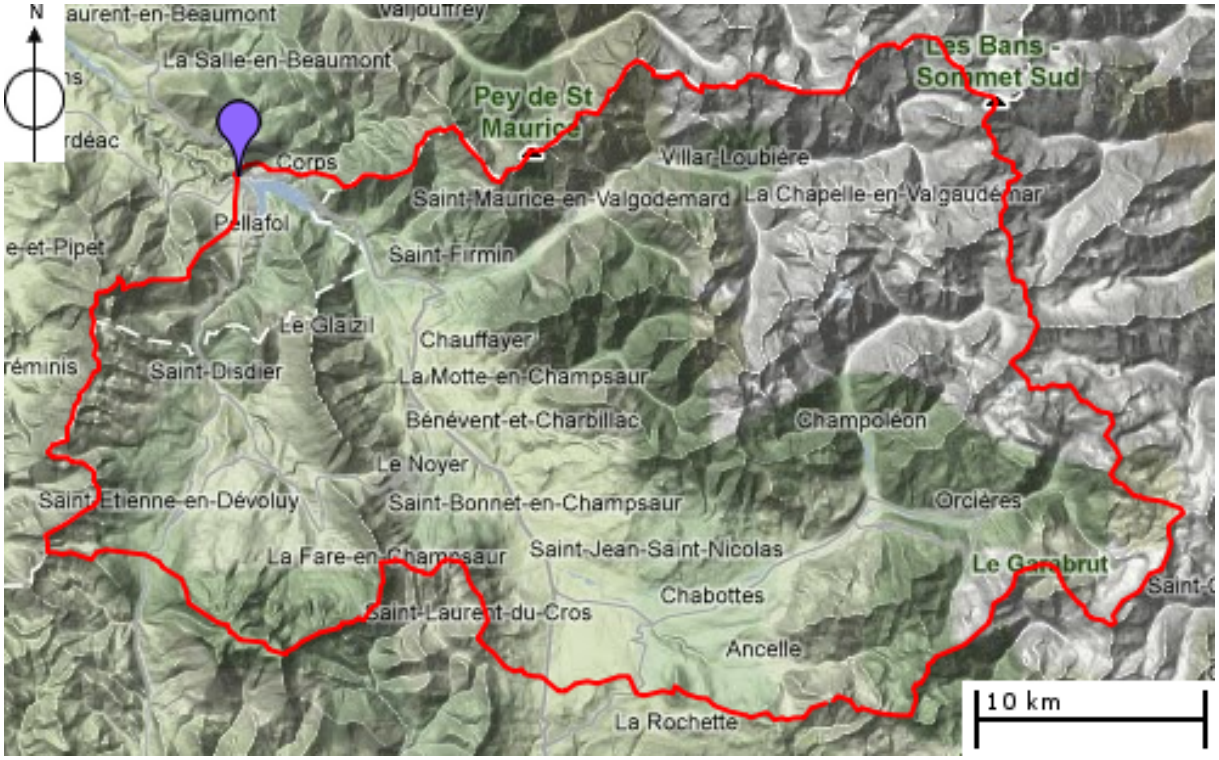


FIGURE C.28: *Limites géographiques du bassin versant du Drac au Sautet.*

Rivière	Drac	**Station**	Sautet
Surface	990 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1405 mm	**Écoulement annuel moyen**	1039 mm
Pluie décennale	112 mm/24h	**Écoulement décennal**	24 mm/24h

TABLE C.10: *Caractéristiques principales du bassin versant du Drac au Sautet.*

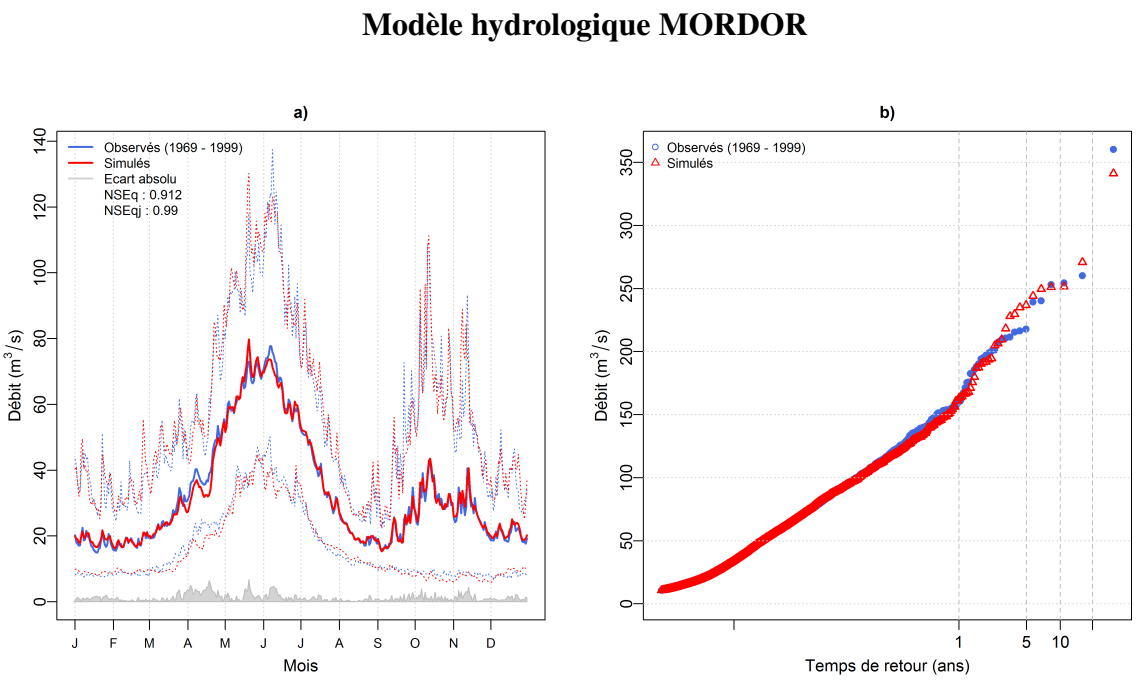


FIGURE C.29: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Drac au Sautet.*

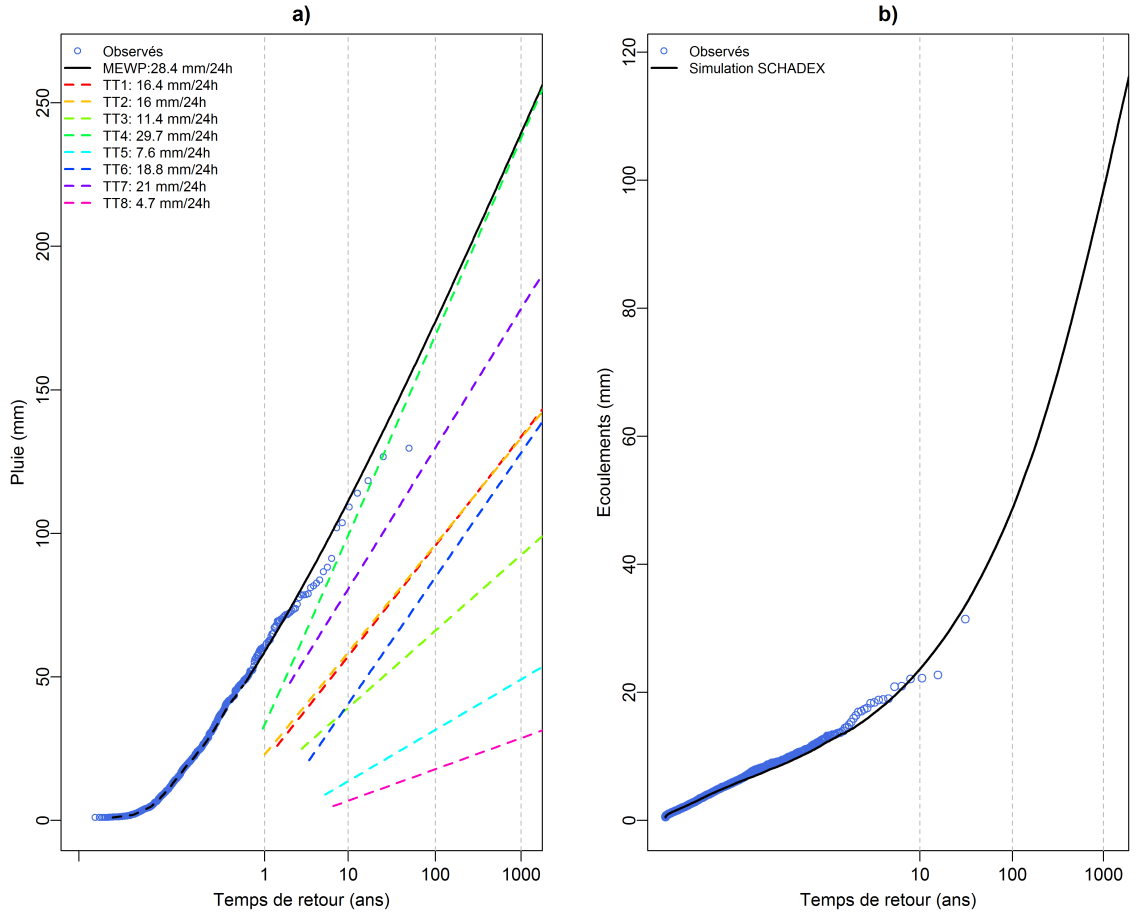


FIGURE C.30: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Drac au Sautet.*

Gage à Gage II

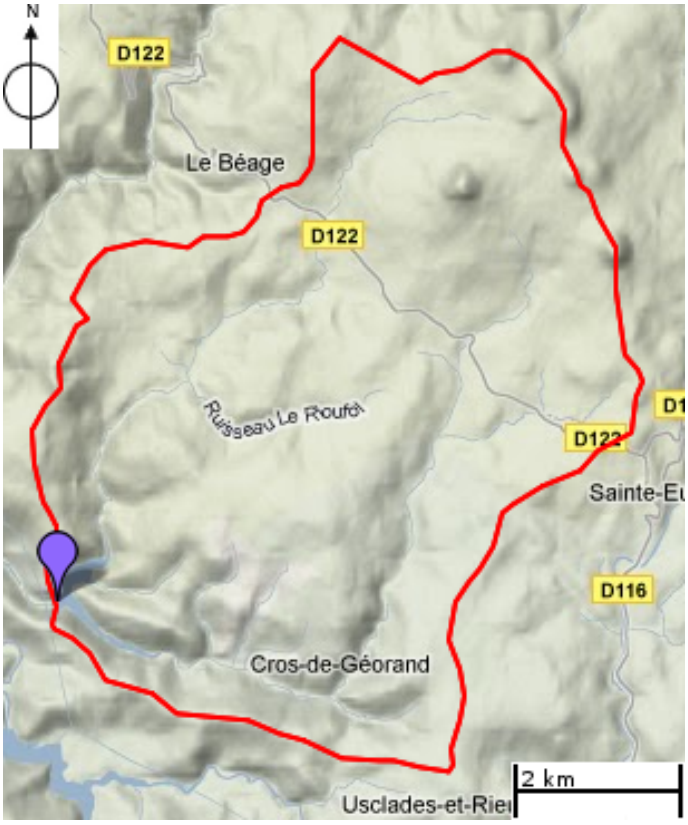


FIGURE C.31: *Limites géographiques du bassin versant du Gage à GageII.*

Rivière	Gage	**Station**	GageII
Surface	42 km^2	**PdT caractéristique**	6 h
Pluie annuelle moyenne	1470 mm	**Écoulement annuel moyen**	975 mm
Pluie décennale	92 mm/6h	**Écoulement décennal**	56 mm/6h

TABLE C.11: *Caractéristiques principales du bassin versant du Gage à GageII*

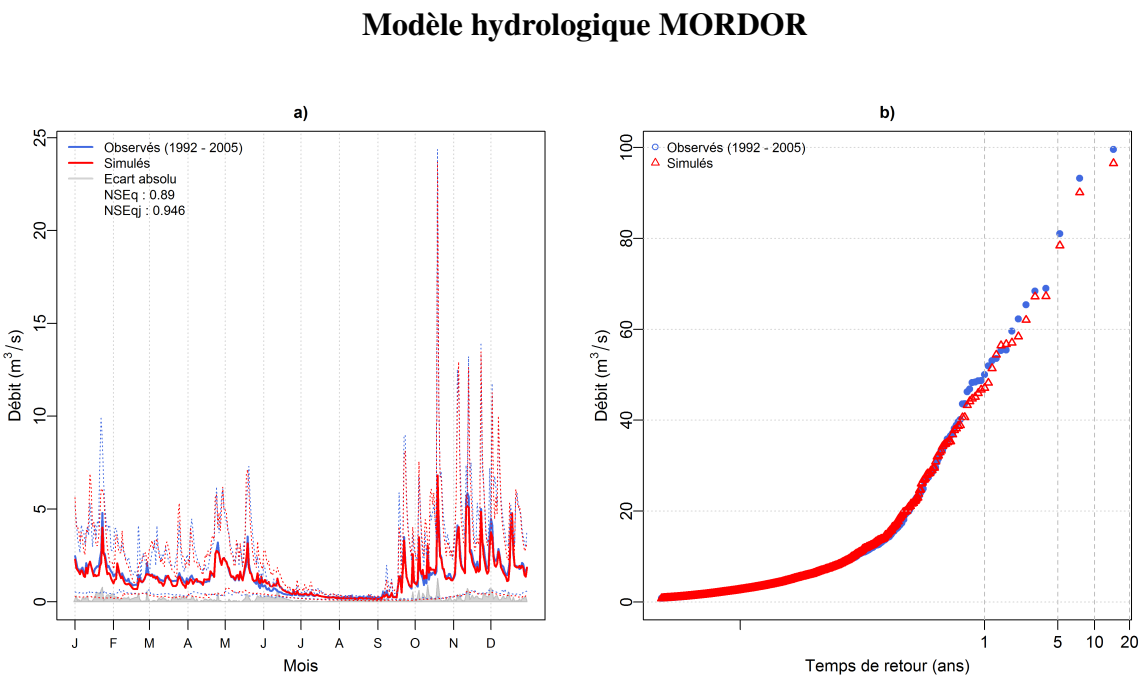


FIGURE C.32: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Gage à GageII.*

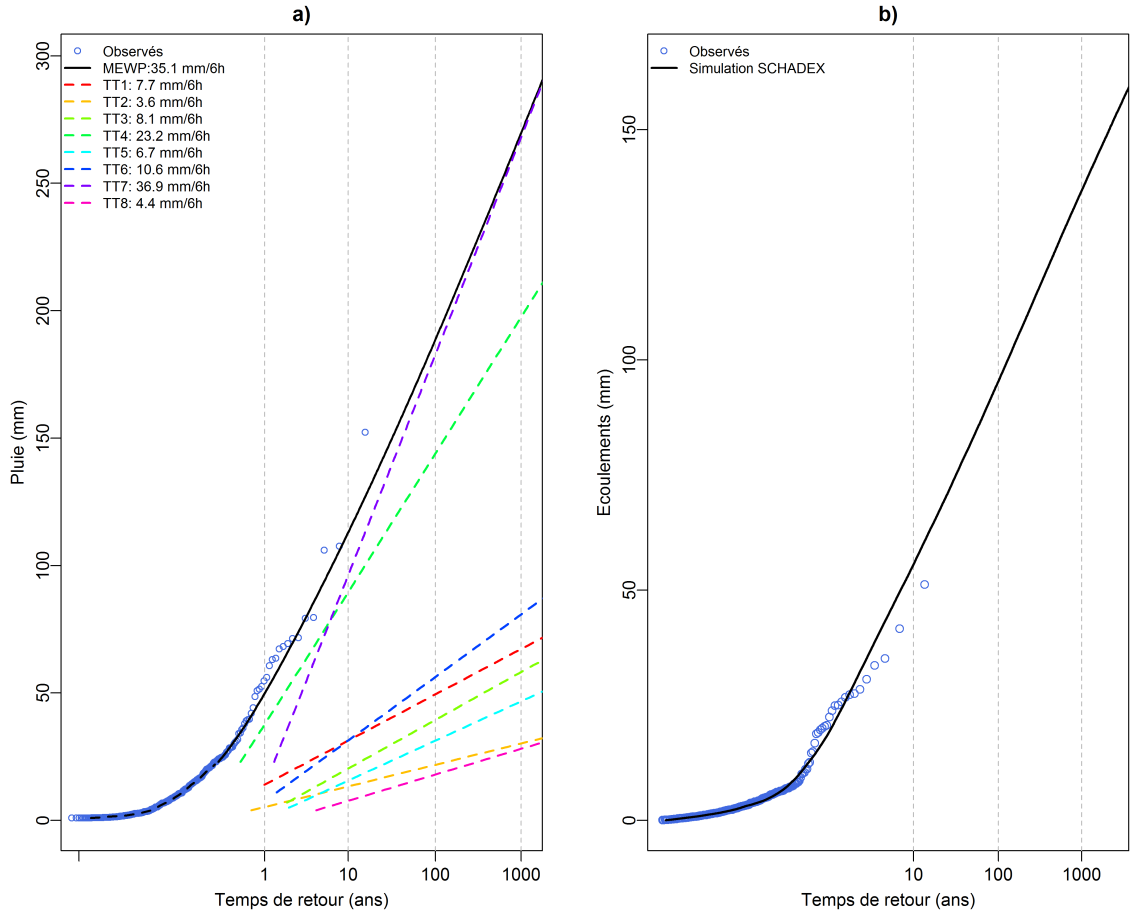


FIGURE C.33: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Gage à GageII.*

Gardon à Corbès

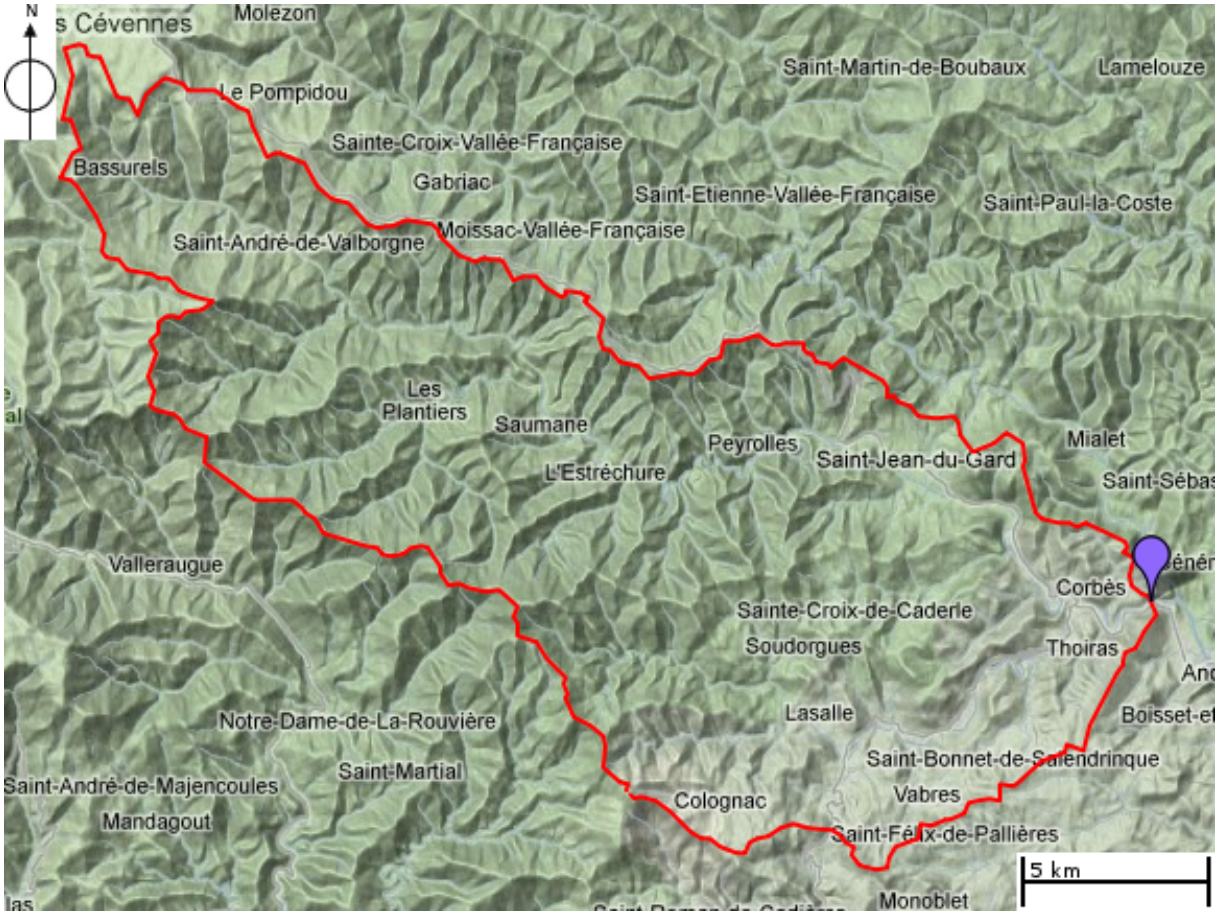


FIGURE C.34: *Limites géographiques du bassin versant du Gardon à Corbès.*

Rivière	Gardon	**Station**	Corbès
Surface	262 km^2	**PdT caractéristique**	6 h
Pluie annuelle moyenne	1261 mm	**Écoulement annuel moyen**	751 mm
Pluie décennale	145 mm/6h	**Écoulement décennal**	72 mm/6h

TABLE C.12: *Caractéristiques principales du bassin versant du Gardon à Corbès.*

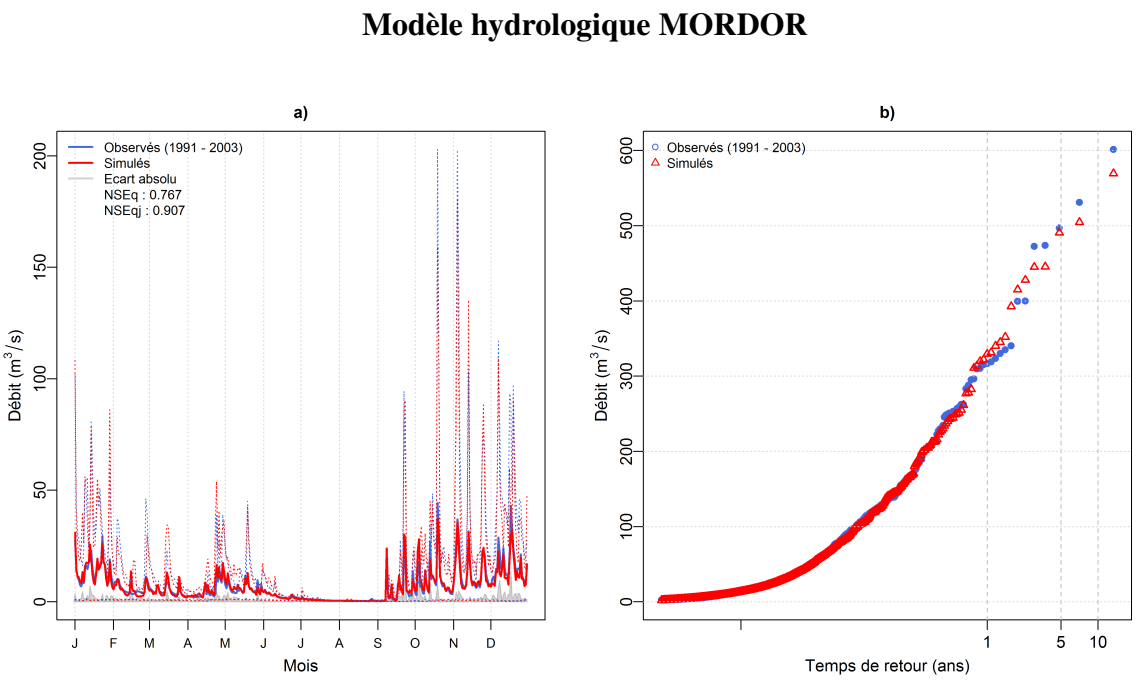


FIGURE C.35: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Gardon à Corbès.*

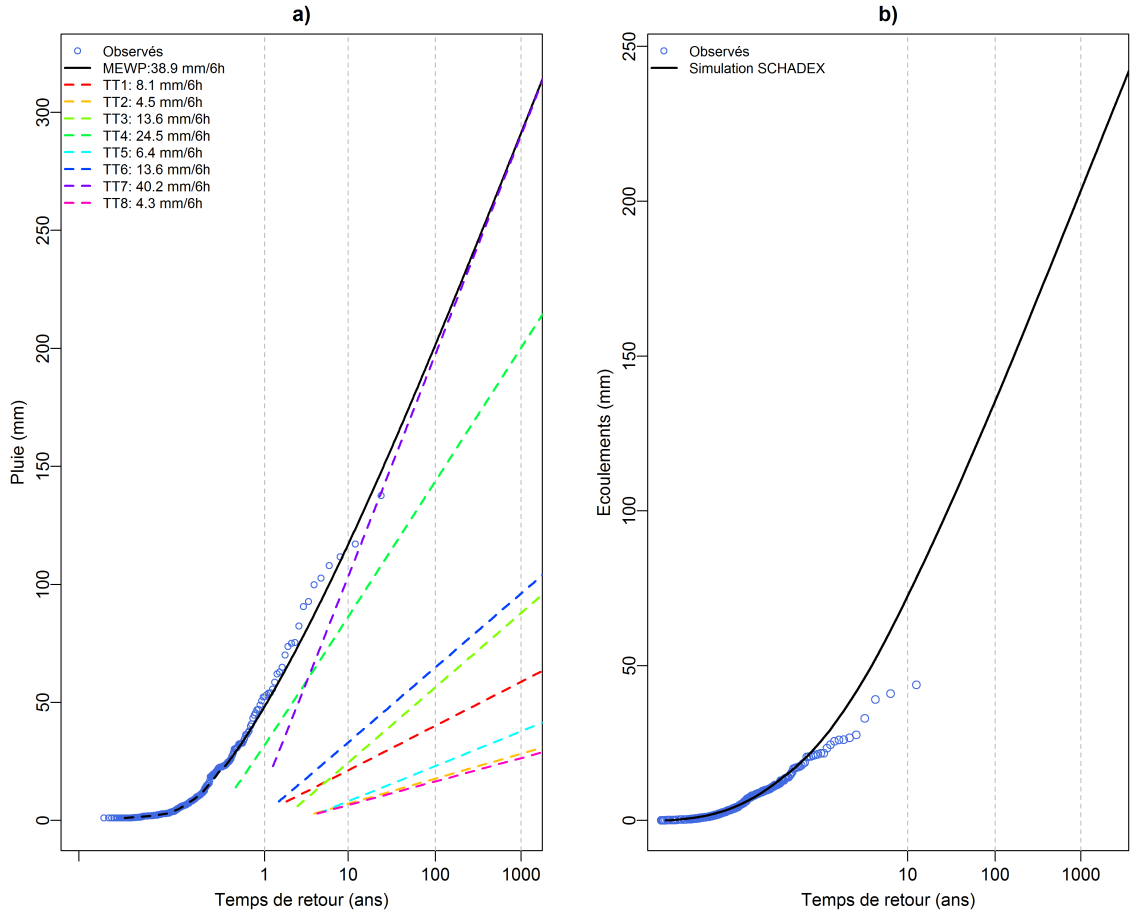


FIGURE C.36: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SO). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Gardon à Corbès.*

Gardon à Générargues

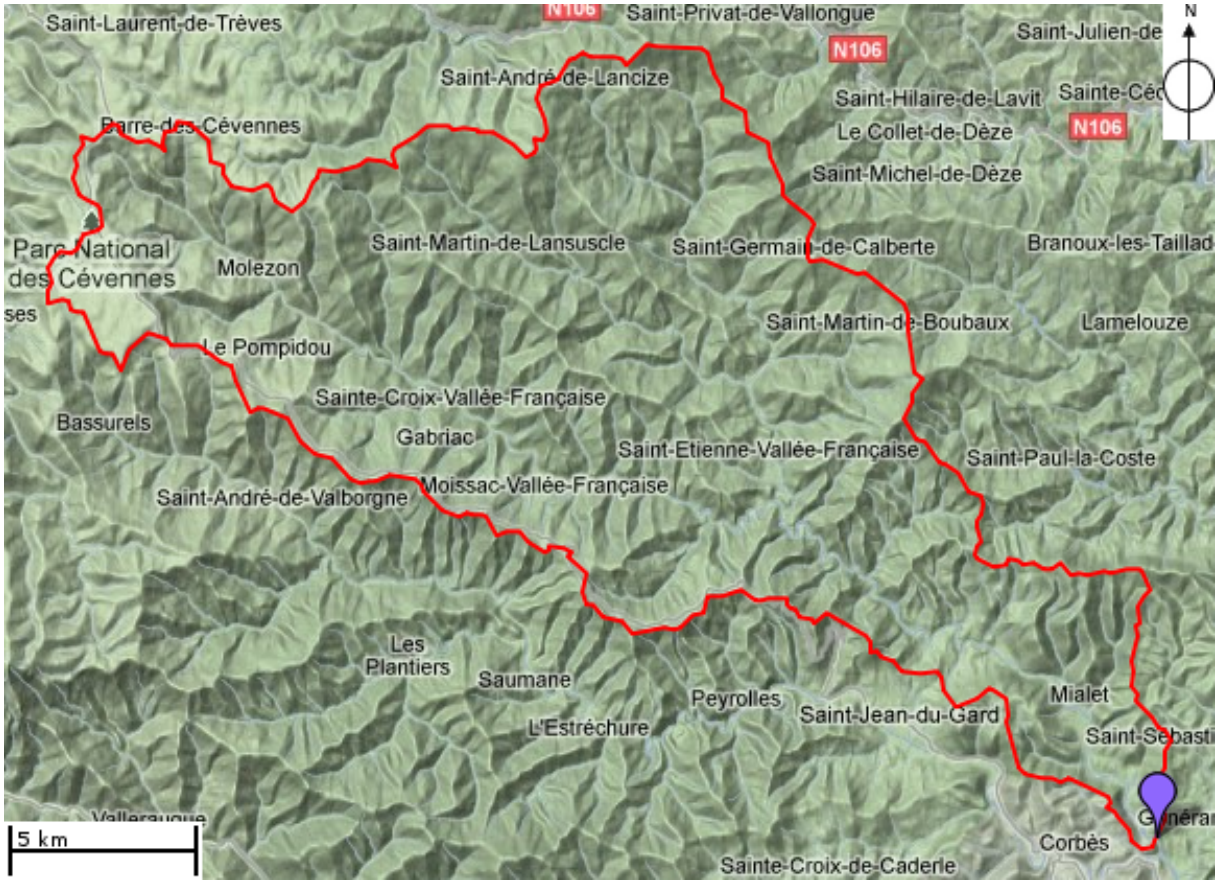


FIGURE C.37: *Limites géographiques du bassin versant du Gardon à Générargues.*

Rivière	Gardon	**Station**	Générargues
Surface	245 km^2	**PdT caractéristique**	6 h
Pluie annuelle moyenne	1173 mm	**Écoulement annuel moyen**	697 mm
Pluie décennale	100 mm/6h	**Écoulement décennal**	48 mm/6h

TABLE C.13: *Caractéristiques principales du bassin versant du Gardon à Générargues.*

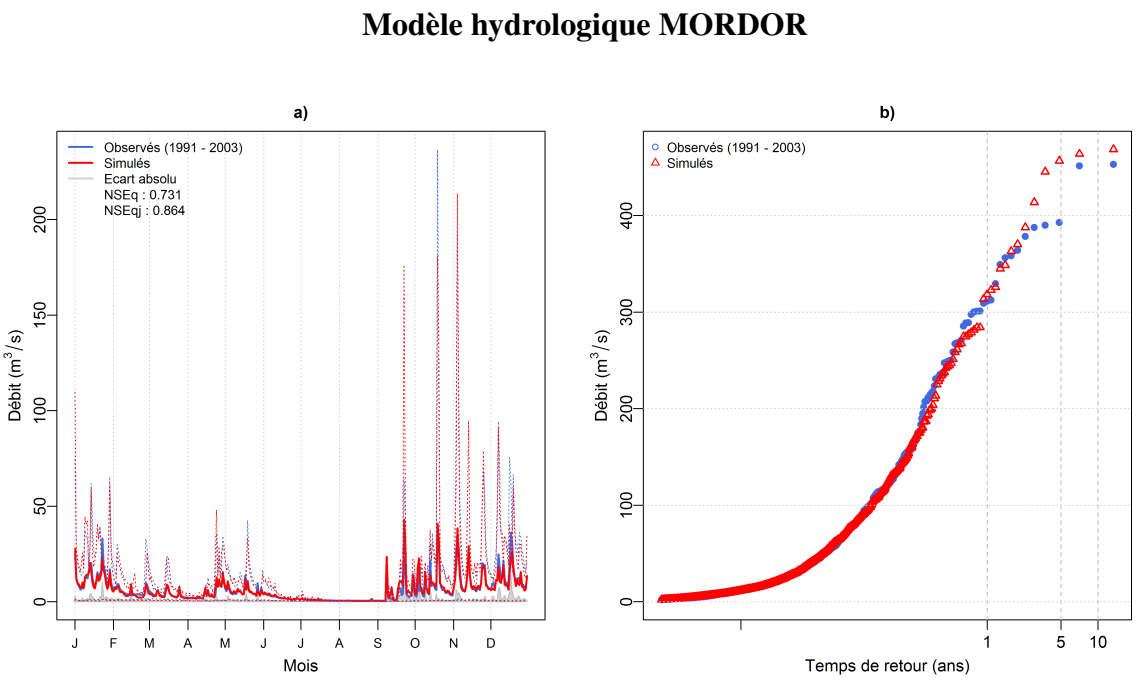


FIGURE C.38: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Gardon à Générargues.*

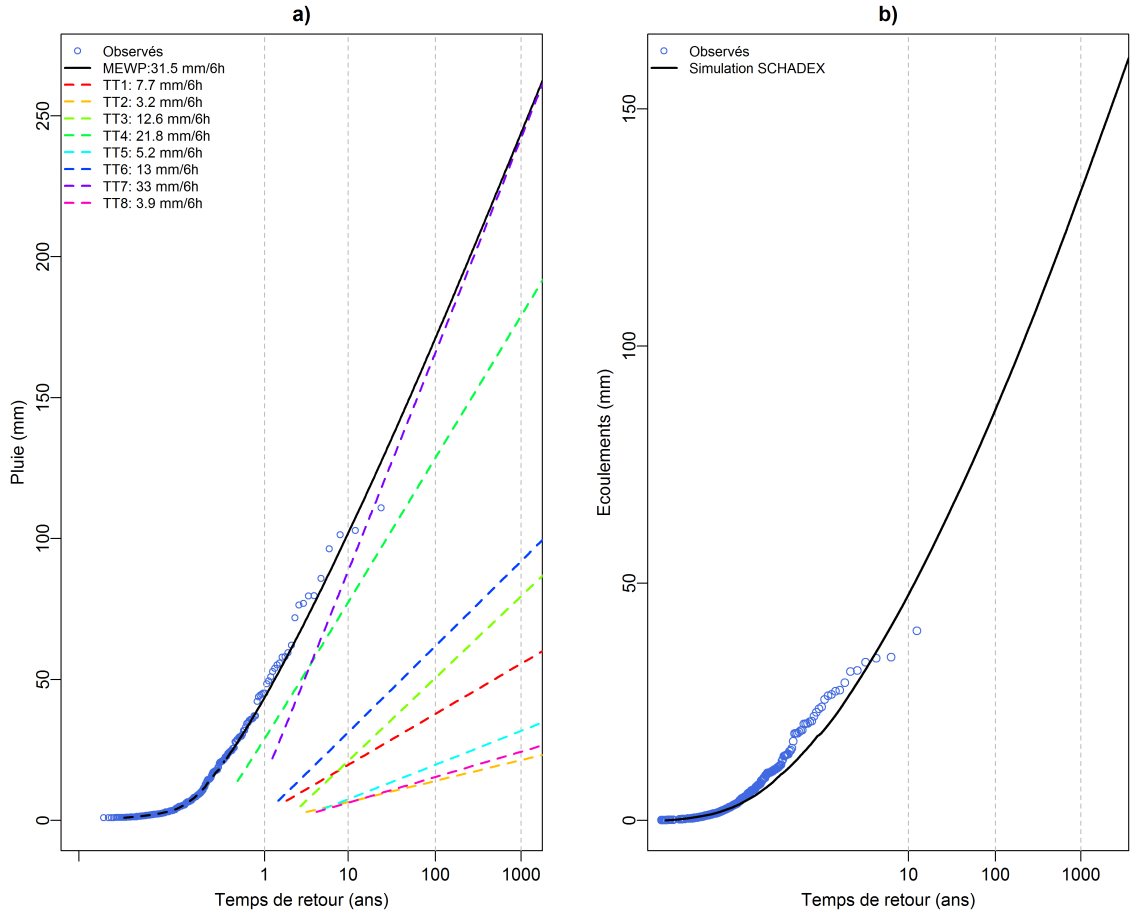


FIGURE C.39: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SO). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Gardon à Générargues.*

Gave d'Estaubé à Gloriettes

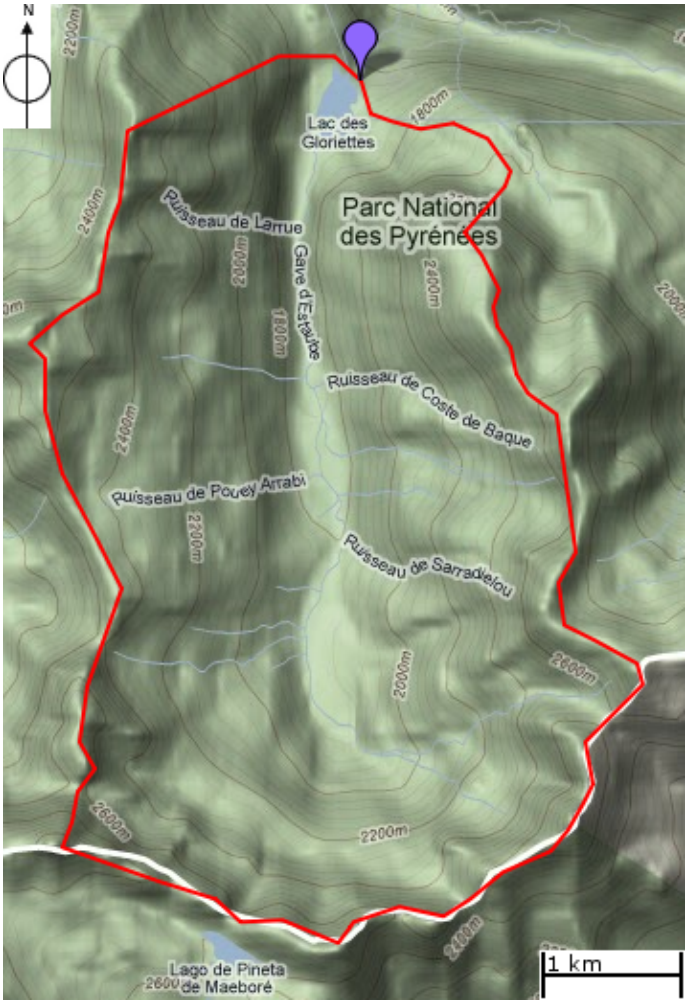


FIGURE C.40: *Limites géographiques du bassin versant du Gave d'Estaubé à Gloriettes.*

Rivière	Gave d'Estaubé	**Station**	Gloriettes
Surface	21 km^2	**PdT caractéristique**	12 h
Pluie annuelle moyenne	2045 mm	**Écoulement annuel moyen**	148 mm
Pluie décennale	144 mm/12h	**Écoulement décennal**	62 mm/12h

TABLE C.14: *Caractéristiques principales du bassin versant du Gave d'Estaubé à Gloriettes.*

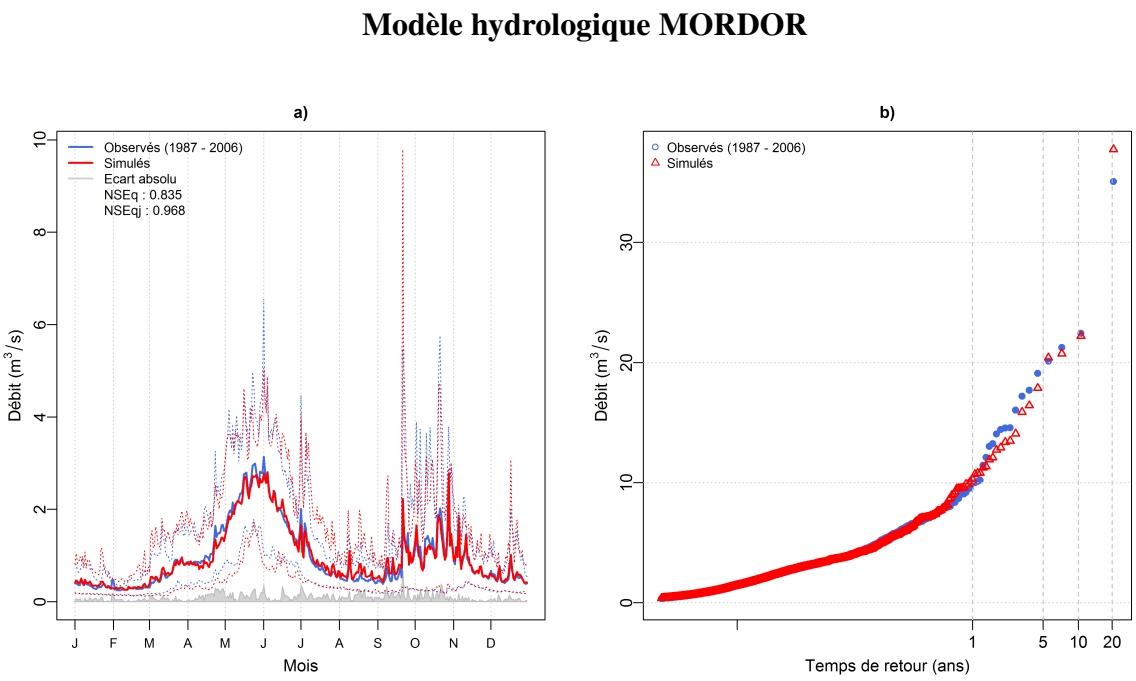


FIGURE C.41: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Gave d'Estaubé à Gloriettes.*

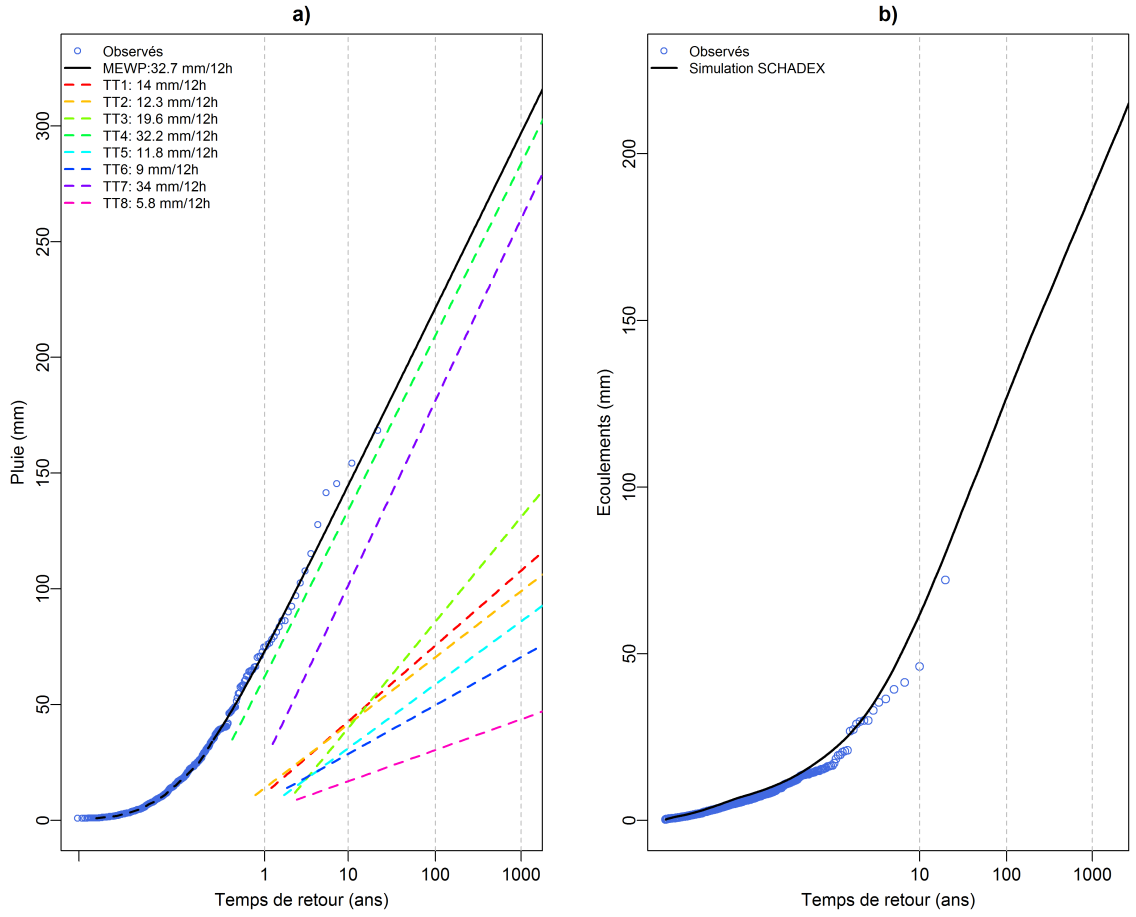


FIGURE C.42: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Gave d'Estaubé à Gloriettes.*

Gouessant au Pont Rolland

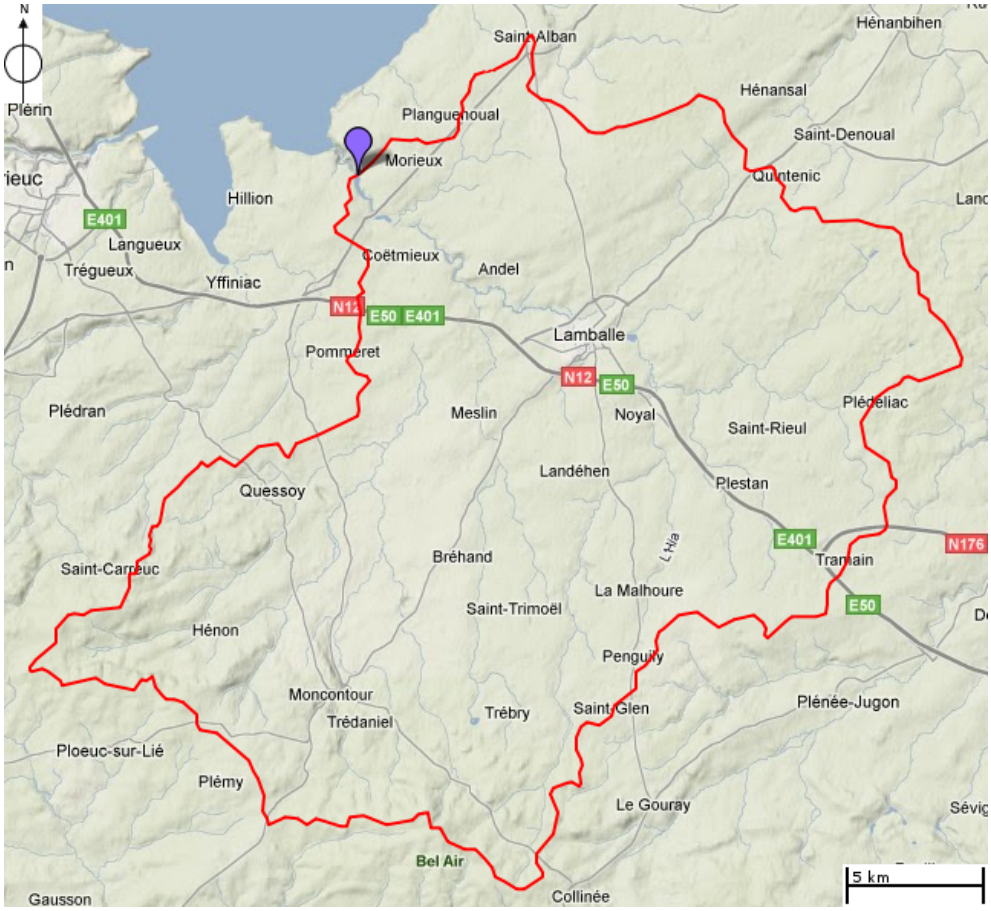


FIGURE C.43: *Limites géographiques du bassin versant du Gouessant au Pont Rolland.*

Rivière	Gouessant	**Station**	Pont Rolland
Surface	385 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	775 mm	**Écoulement annuel moyen**	204 mm
Pluie décennale	43 mm/24h	**Écoulement décennal**	13 mm/24h

TABLE C.15: *Caractéristiques principales du bassin versant du Gouessant au Pont Rolland.*

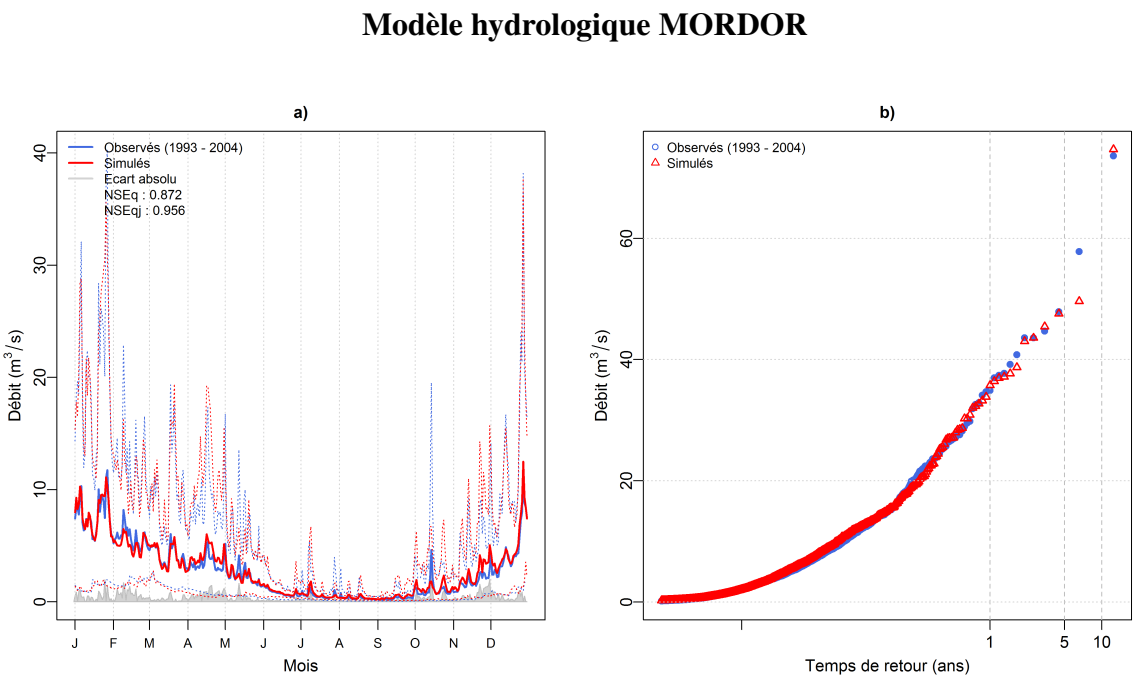


FIGURE C.44: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Gouessant au Pont Rolland.*

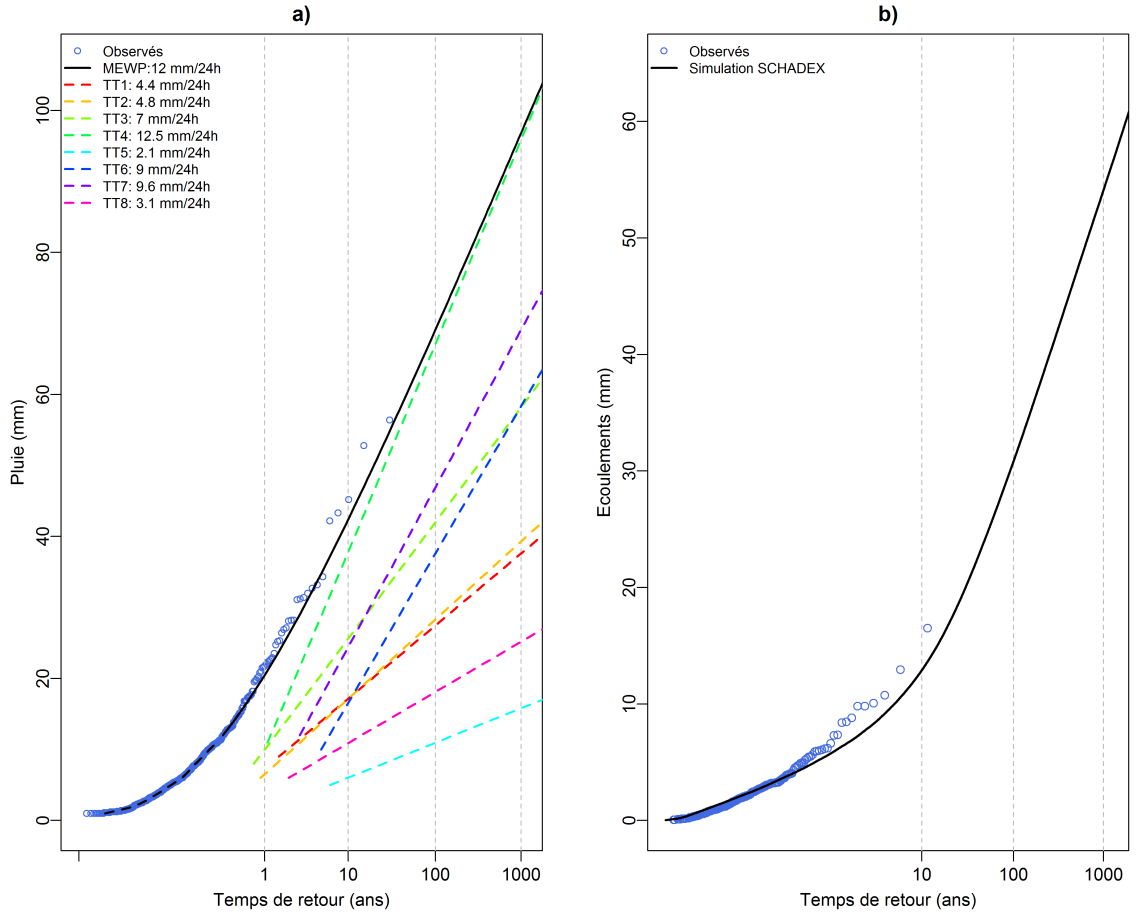


FIGURE C.45: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (JJAS). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Gouessant au Pont Rolland.*

Loire à La Palisse

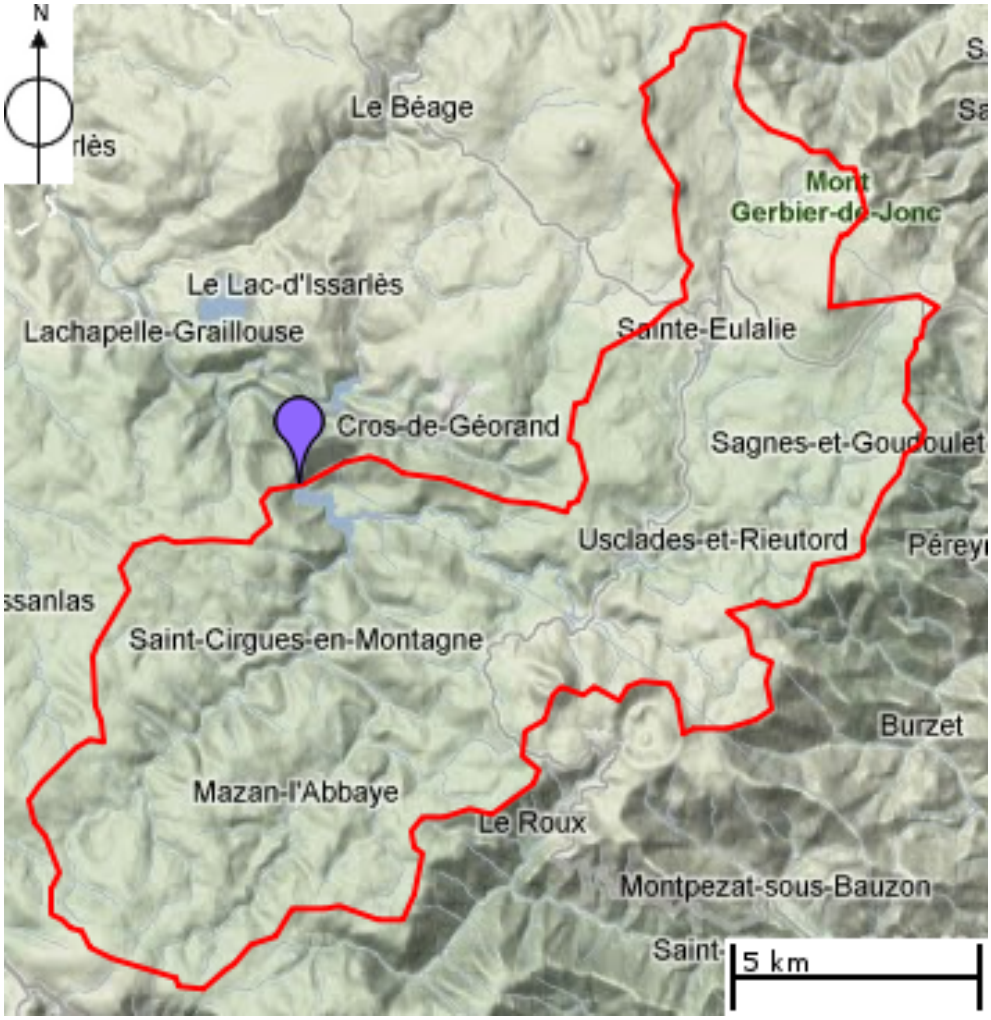


FIGURE C.46: *Limites géographiques du bassin versant de la Loire à La Palisse.*

Rivière	Loire	**Station**	La Palisse
Surface	129 km^2	**PdT caractéristique**	6 h
Pluie annuelle moyenne	1614 mm	**Écoulement annuel moyen**	1041 mm
Pluie décennale	119 mm/6h	**Écoulement décennal**	77 mm/6h

TABLE C.16: *Caractéristiques principales du bassin versant de la Loire à La Palisse.*

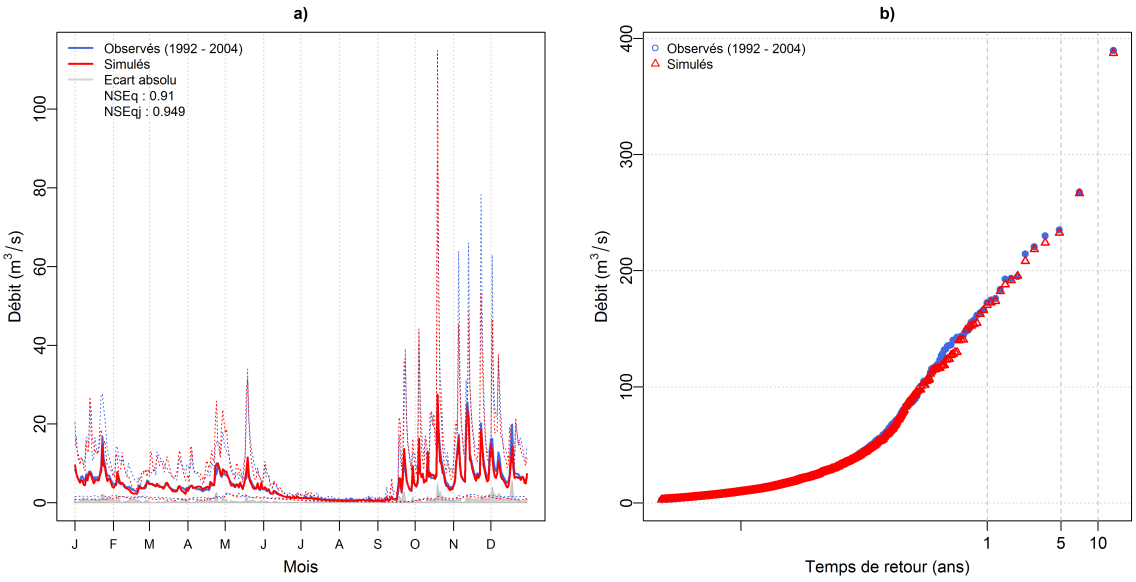


FIGURE C.47: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Loire à La Palisse.*

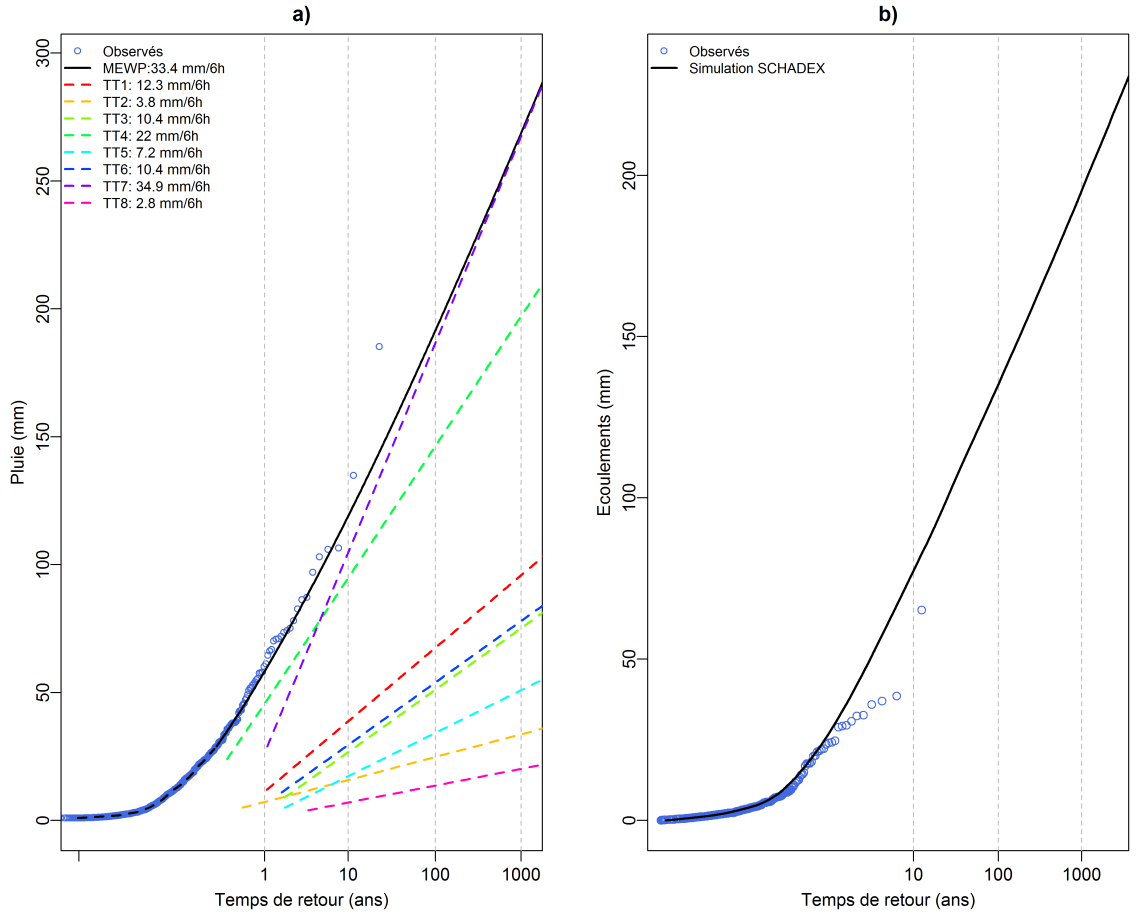


FIGURE C.48: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SOND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Loire à La Palisse.*

Lot
à Castelnau

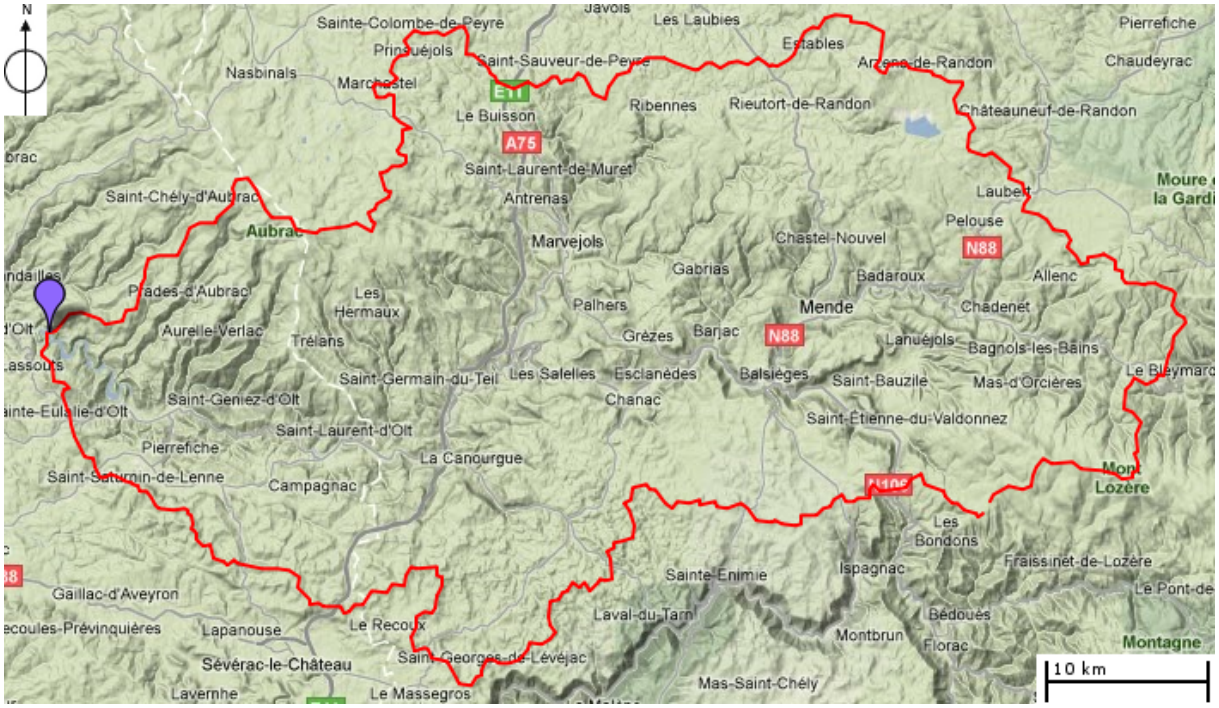


FIGURE C.49: *Limites géographiques du bassin versant du Lot à Castelnau.*

Rivière	Lot	**Station**	Castelnau
Surface	1657 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1051 mm	**Écoulement annuel moyen**	498 mm
Pluie décennale	72 mm/24h	**Écoulement décennal**	19 mm/24h

TABLE C.17: *Caractéristiques principales du bassin versant du Lot à Castelnau.*

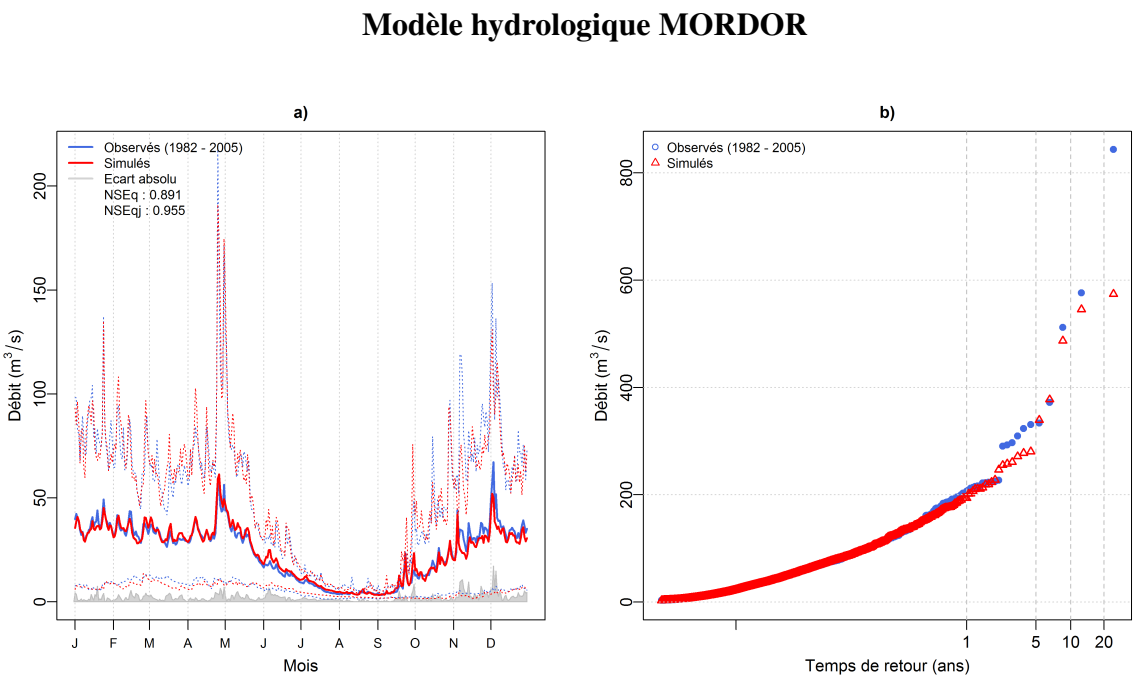


FIGURE C.50: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Lot à Castelnau.*

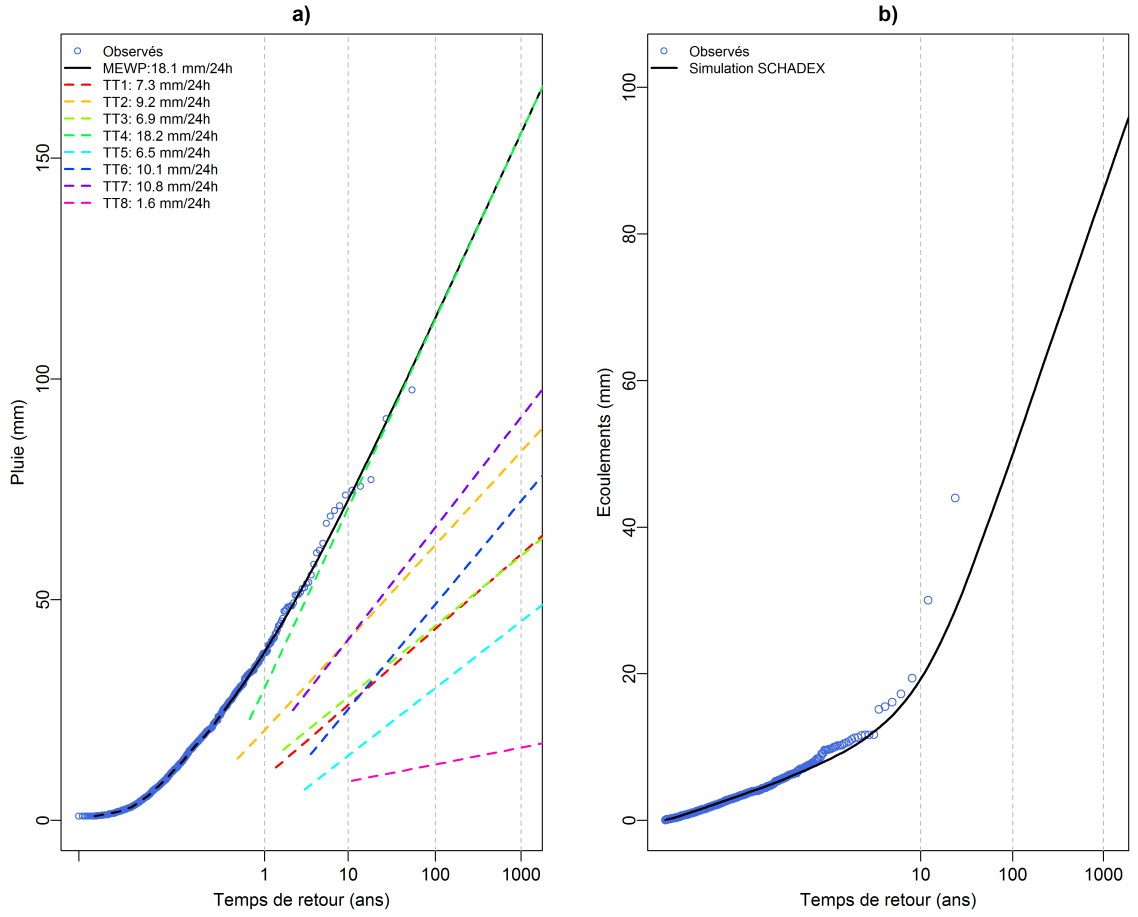


FIGURE C.51: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Lot à Castelnau.*

Montane à Eyrein

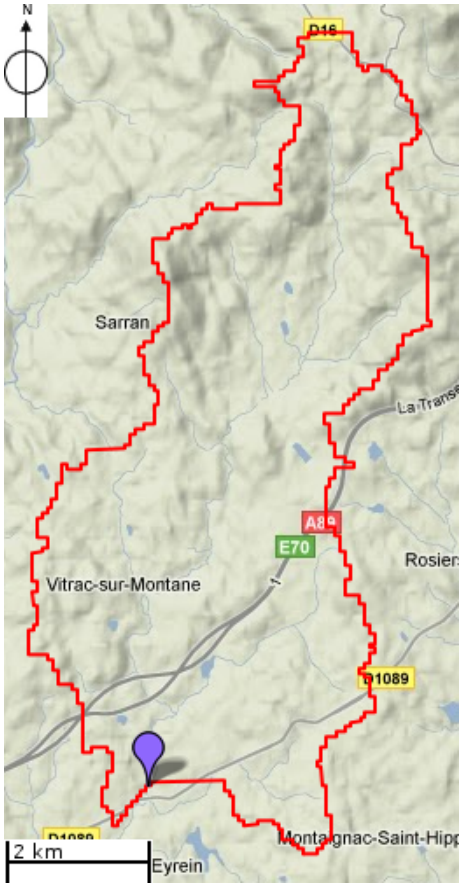


FIGURE C.52: *Limites géographiques du bassin versant de la Montane à Eyrein.*

Rivière	Montane	**Station**	Eyrein
Surface	43 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1480 mm	**Écoulement annuel moyen**	914 mm
Pluie décennale	66 mm/24h	**Écoulement décennal**	19 mm/24h

TABLE C.18: *Caractéristiques principales du bassin versant de la Montane à Eyrein.*

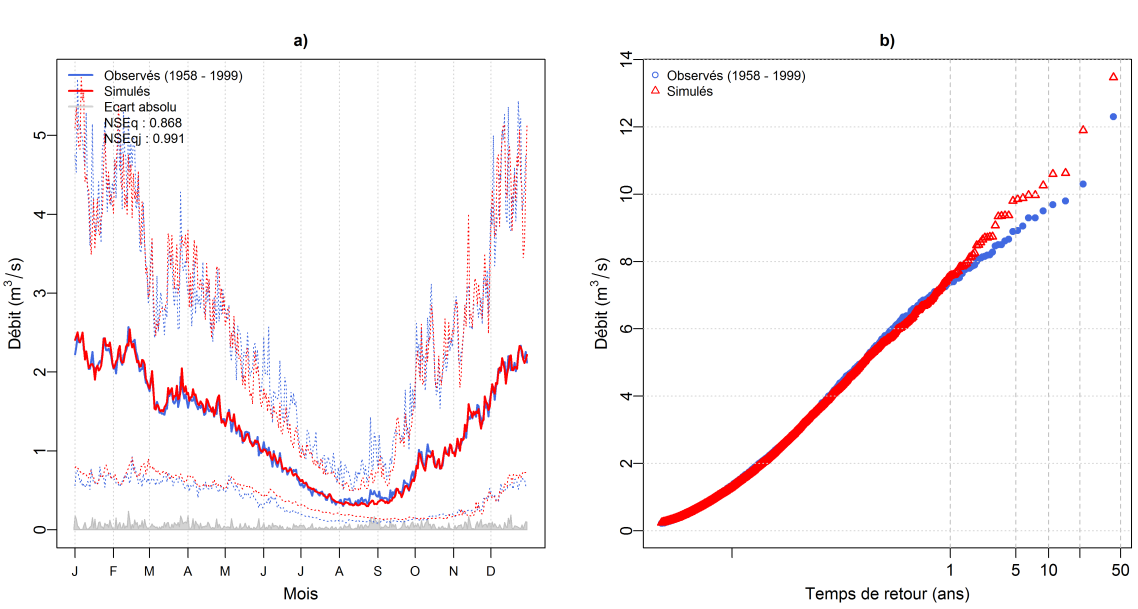


FIGURE C.53: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Montane à Eyrein.*

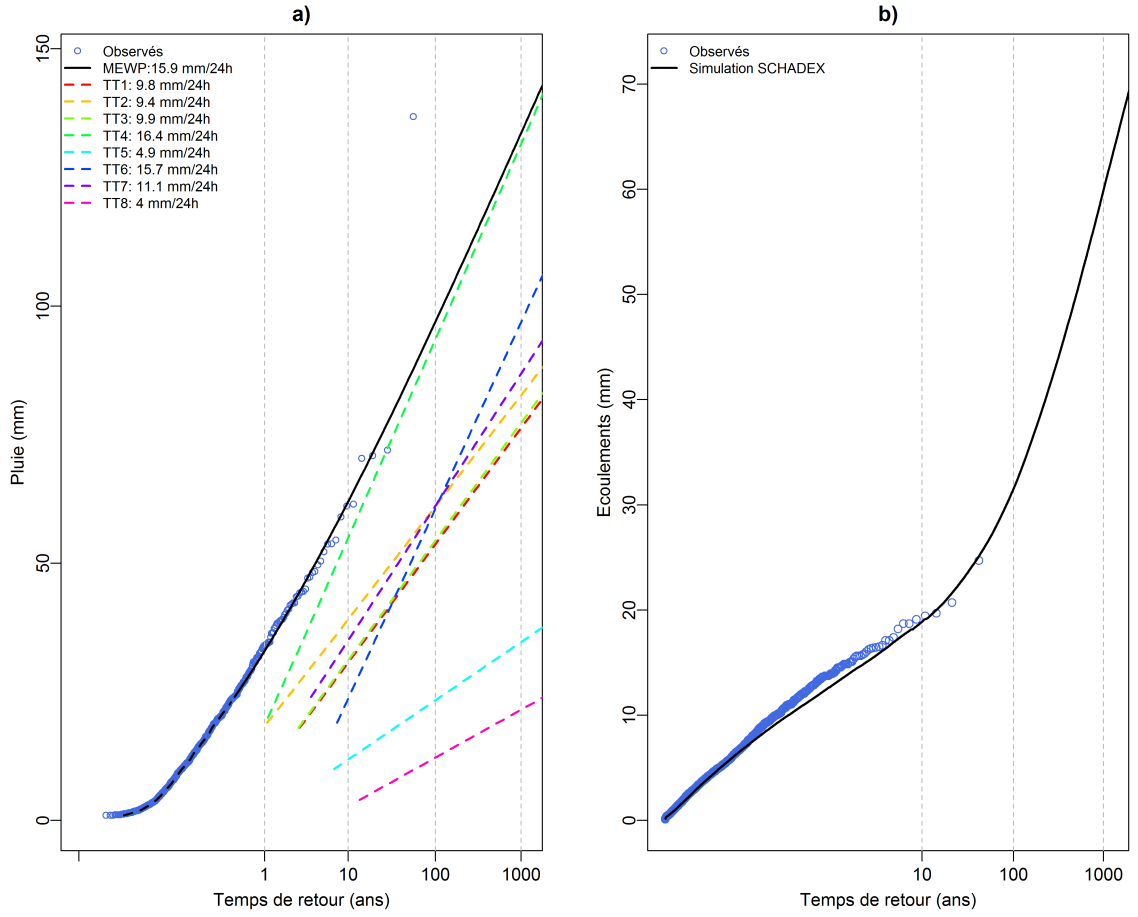


FIGURE C.54: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (AS). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Montane à Eyrein.*

Oriège à Campauleil

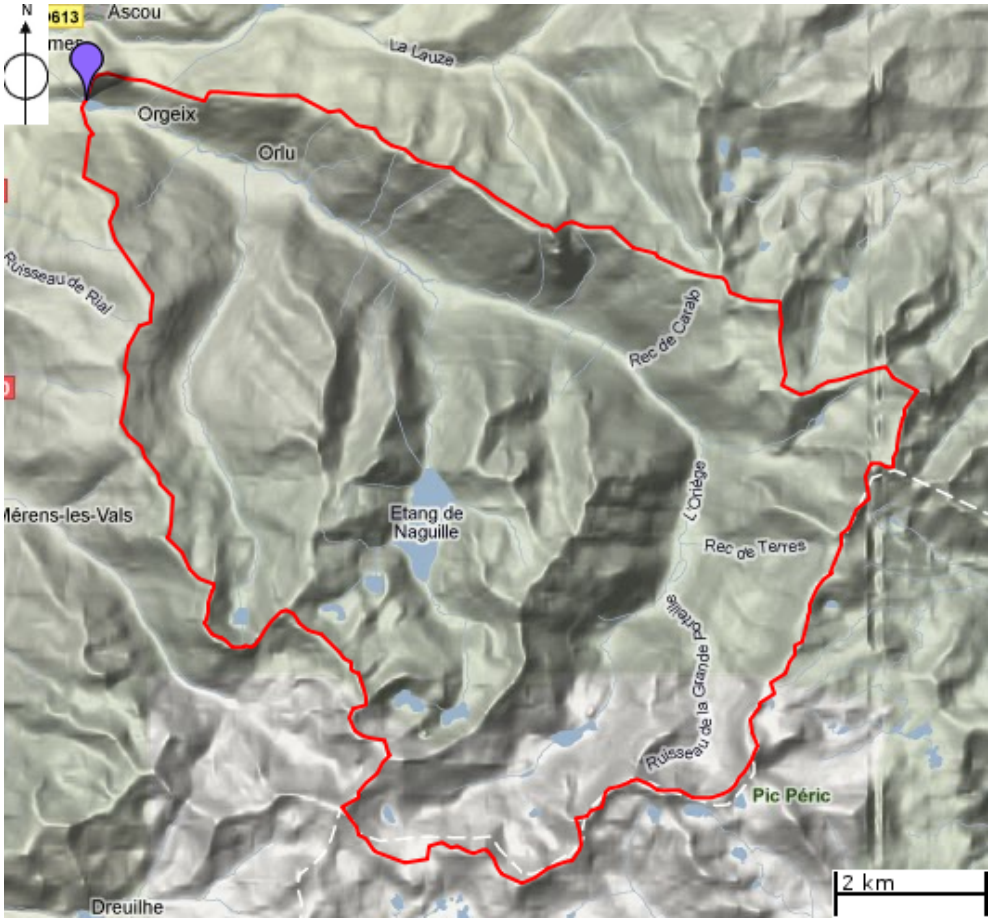


FIGURE C.55: *Limites géographiques du bassin versant de l'Oriège à Campauleil.*

Rivière	Oriège	**Station**	Campauleil
Surface	90 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1827 mm	**Écoulement annuel moyen**	1437 mm
Pluie décennale	108 mm/24h	**Écoulement décennal**	32 mm/24h

TABLE C.19: *Caractéristiques principales du bassin versant e l'Oriège à Campauleil.*

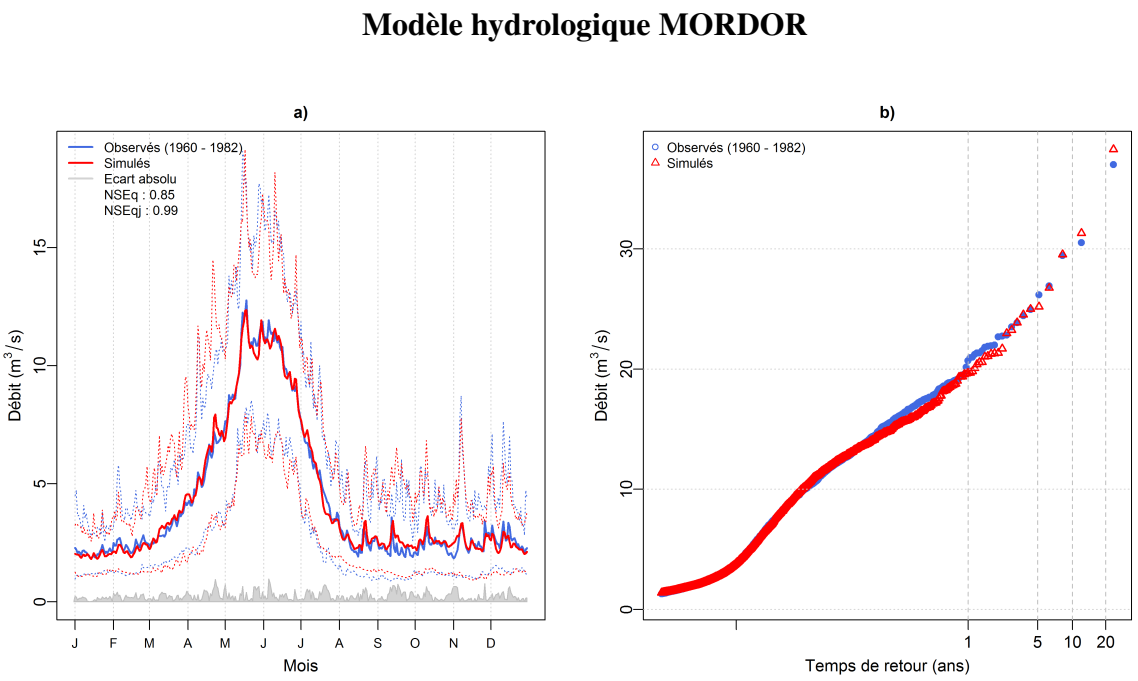


FIGURE C.56: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de l'Oriège à Campauleil.*

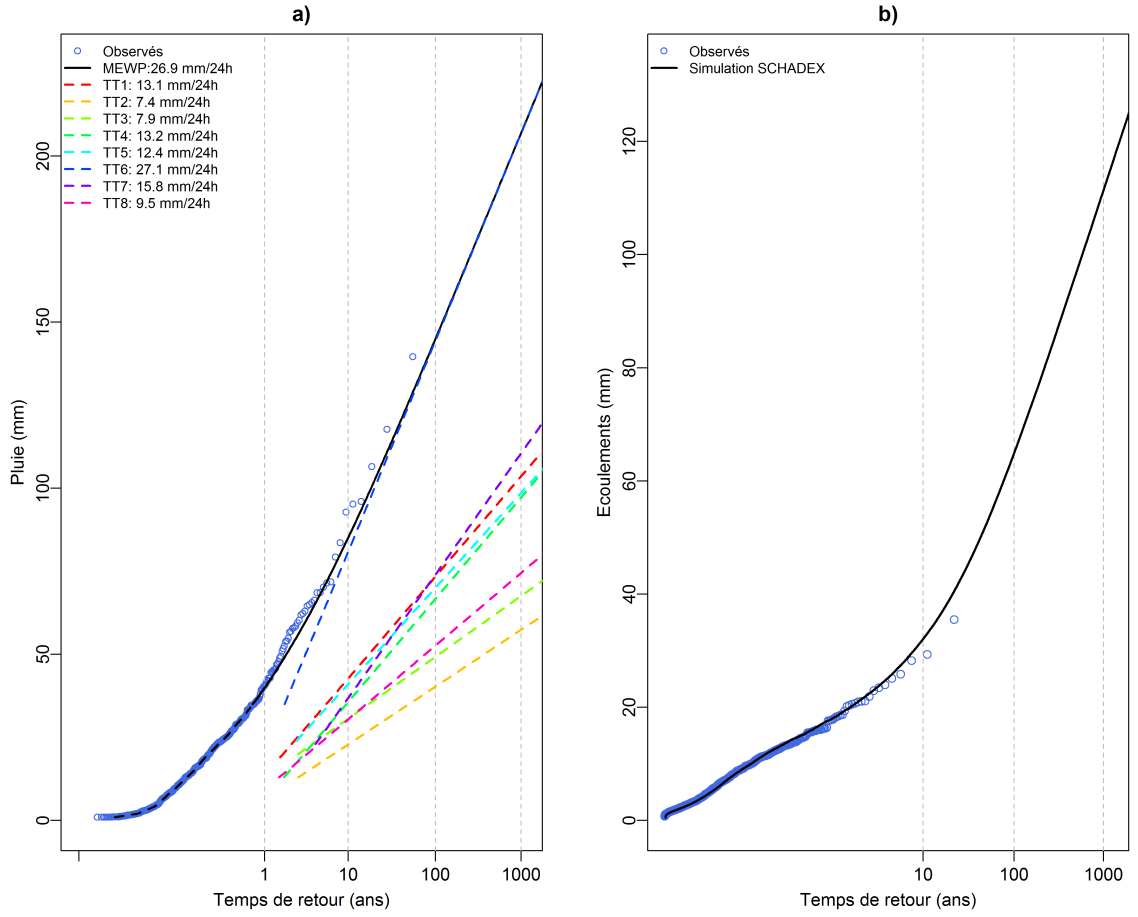
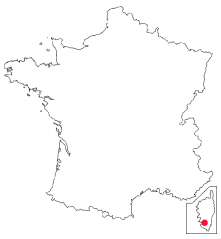


FIGURE C.57: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (MJ). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de l'Oriège à Campauleil.*



Rizzanese au barrage

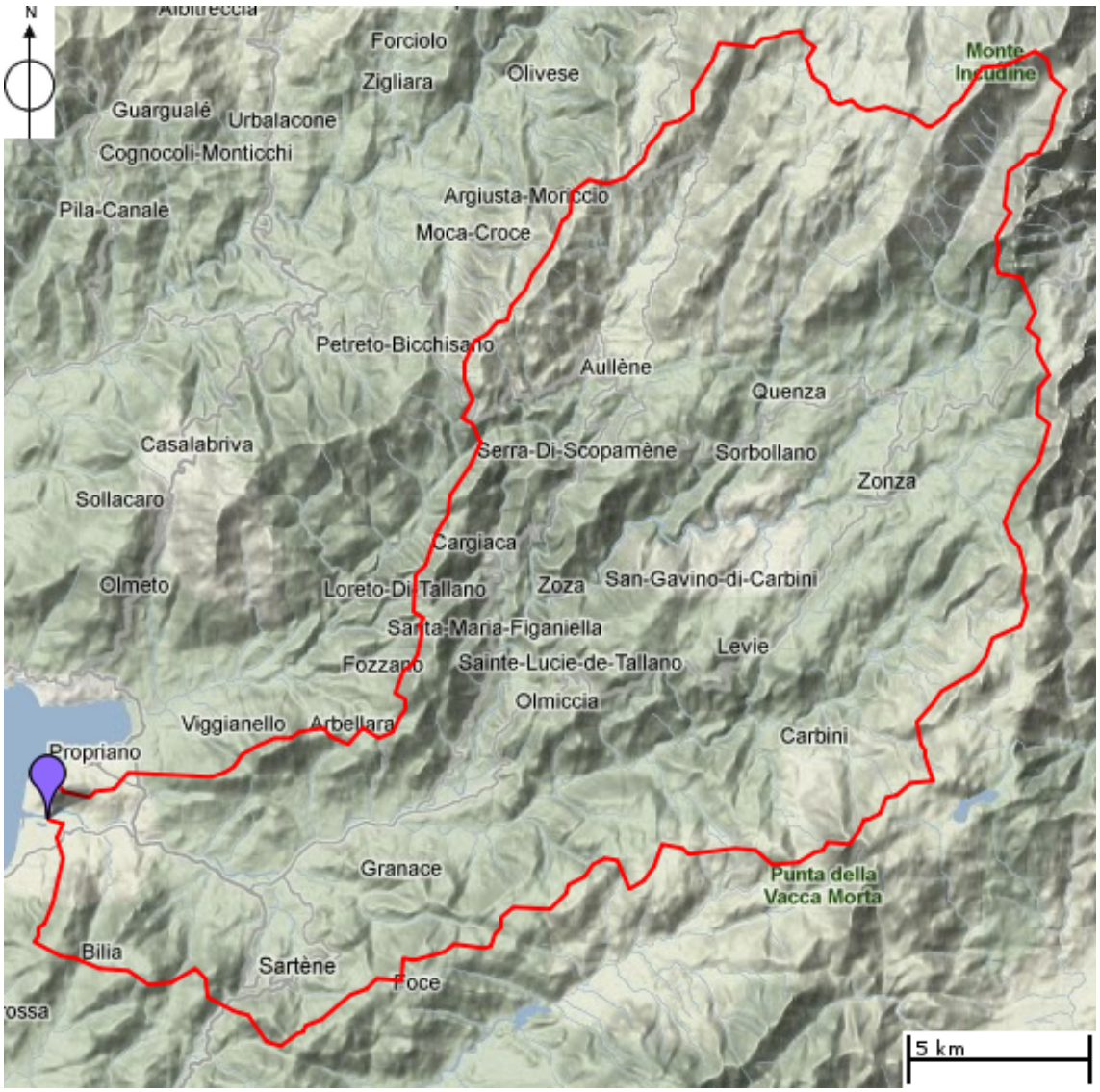


FIGURE C.58: *Limites géographiques du bassin versant du Rizzanese au barrage.*

Rivière	Rizzanese	**Station**	Barrage
Surface	116 km^2	**PdT caractéristique**	6 h
Pluie annuelle moyenne	1353 mm	**Écoulement annuel moyen**	793 mm
Pluie décennale	74 mm/6h	**Écoulement décennal**	43 mm/6h

TABLE C.20: *Caractéristiques principales du bassin versant du Rizzanese au barrage.*

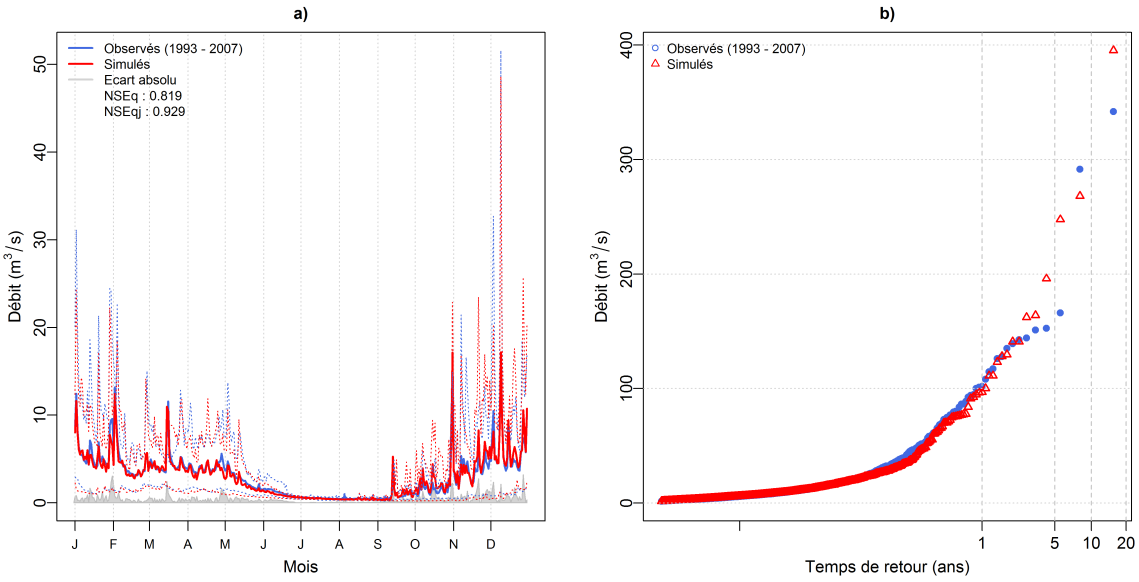


FIGURE C.59: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Rizzanese au barrage.*

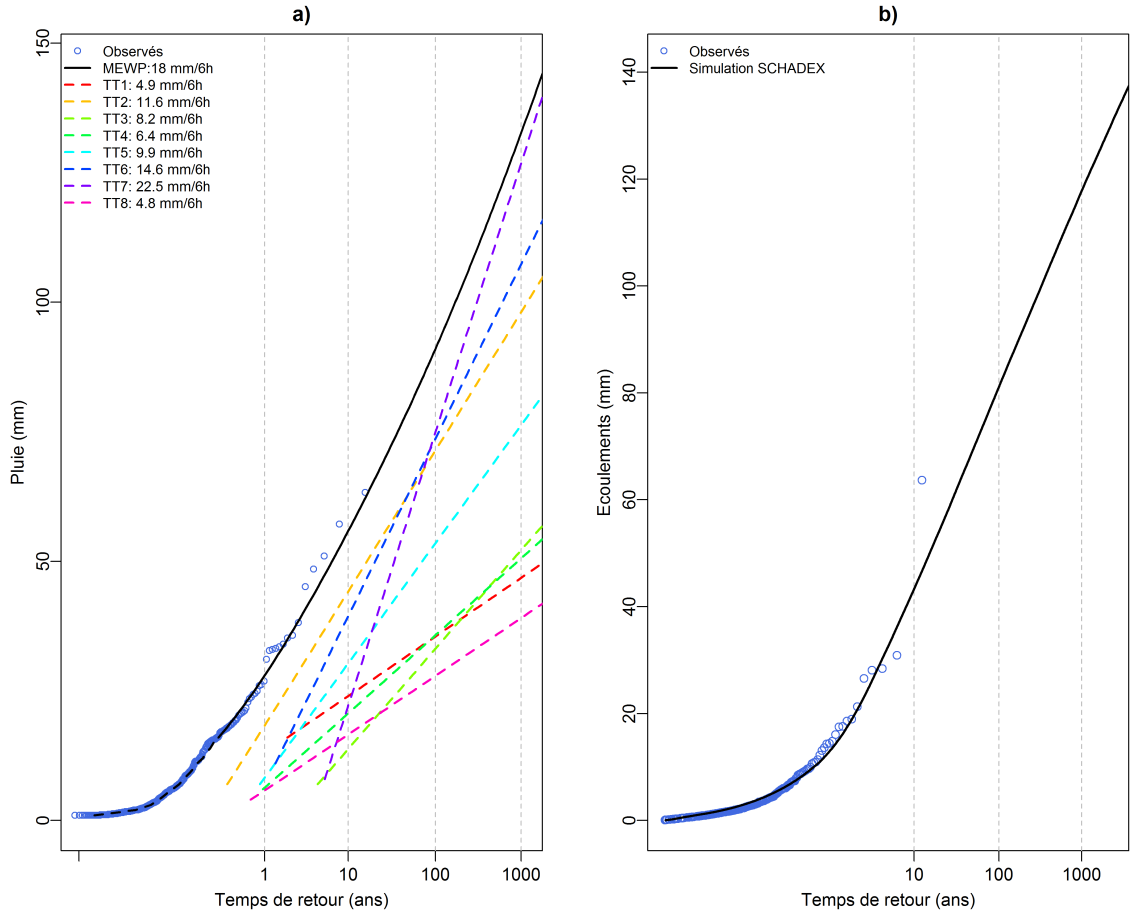


FIGURE C.60: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (JFM). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Rizzanese au barrage.*

Romanche au Chambon

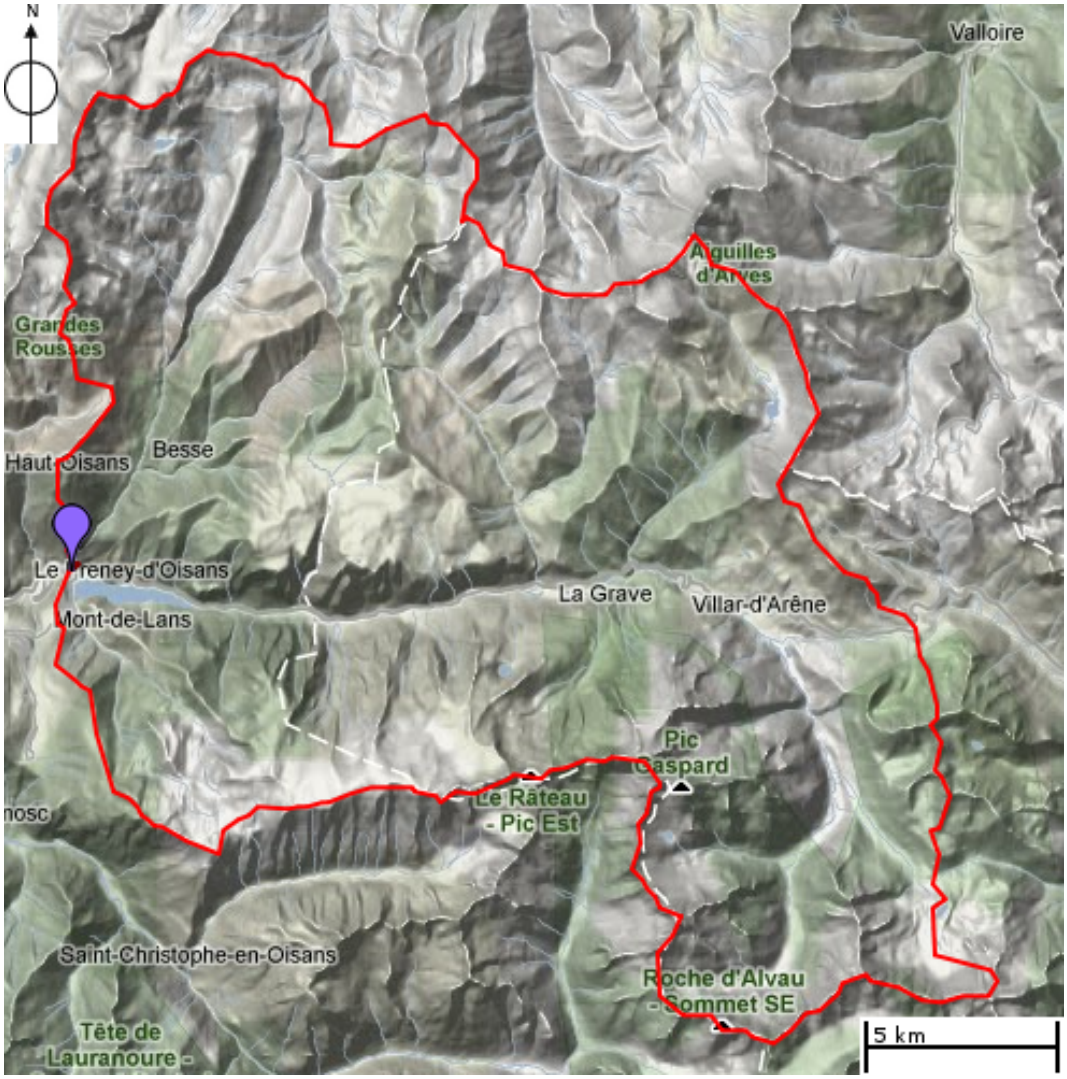


FIGURE C.61: *Limites géographiques du bassin versant de la Romanche au Chambon.*

Rivière	Romanche	**Station**	Chambon
Surface	229 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1486 mm	**Écoulement annuel moyen**	1009 mm
Pluie décennale	95 mm/24h	**Écoulement décennal**	21 mm/24h

TABLE C.21: *Caractéristiques principales du bassin versant de la Romanche au Chambon.*

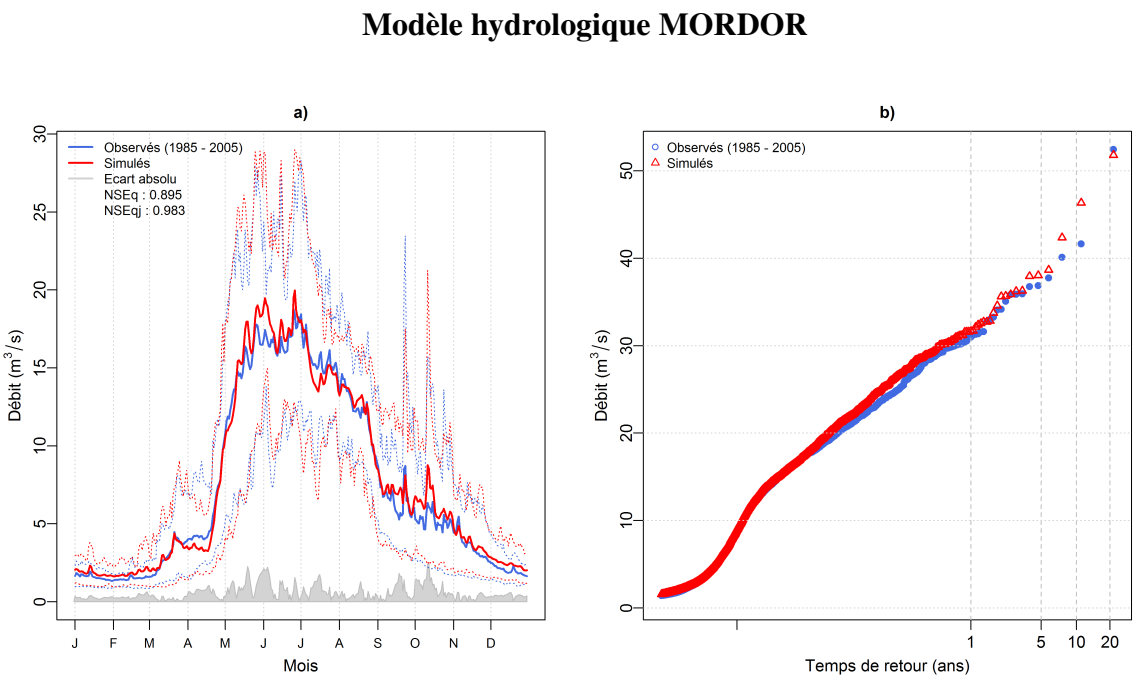


FIGURE C.62: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Romanche au Chambon.*

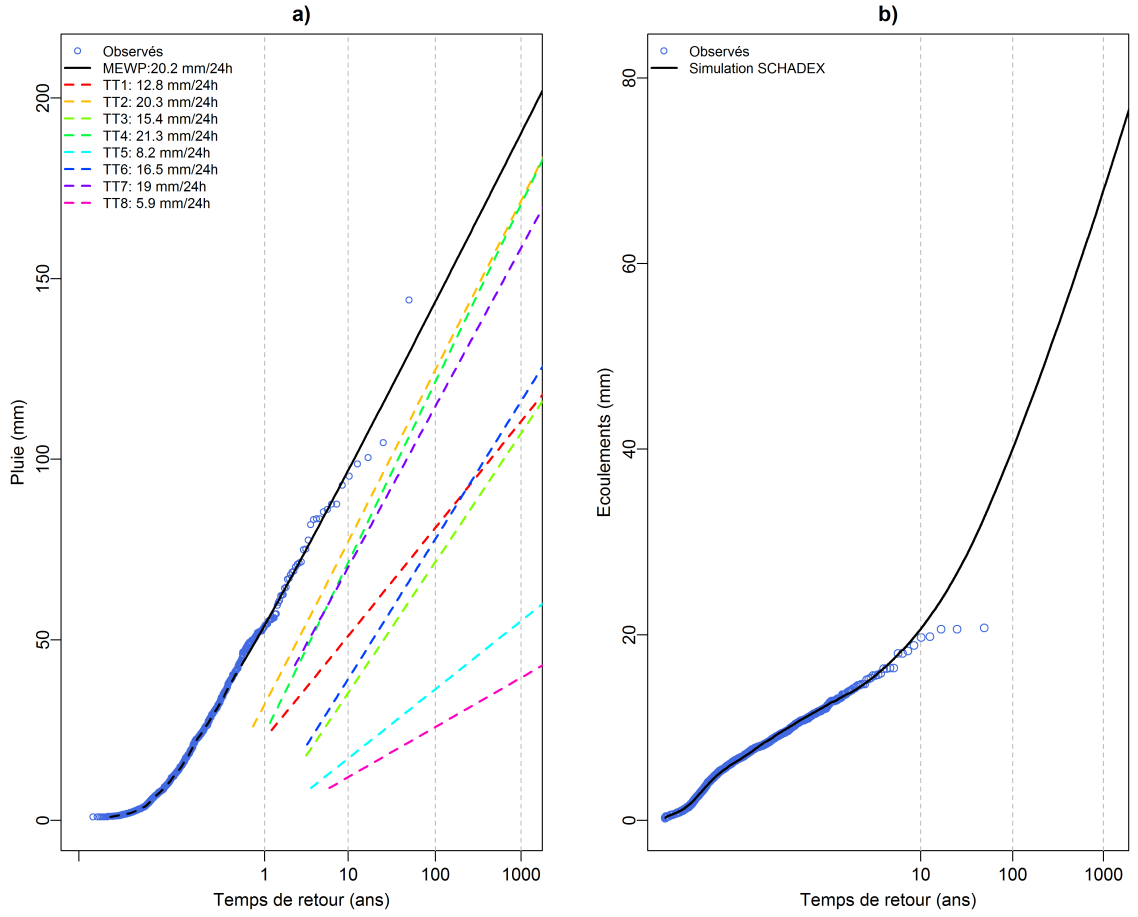


FIGURE C.63: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Romanche au Chambon.*

Roya à Breil

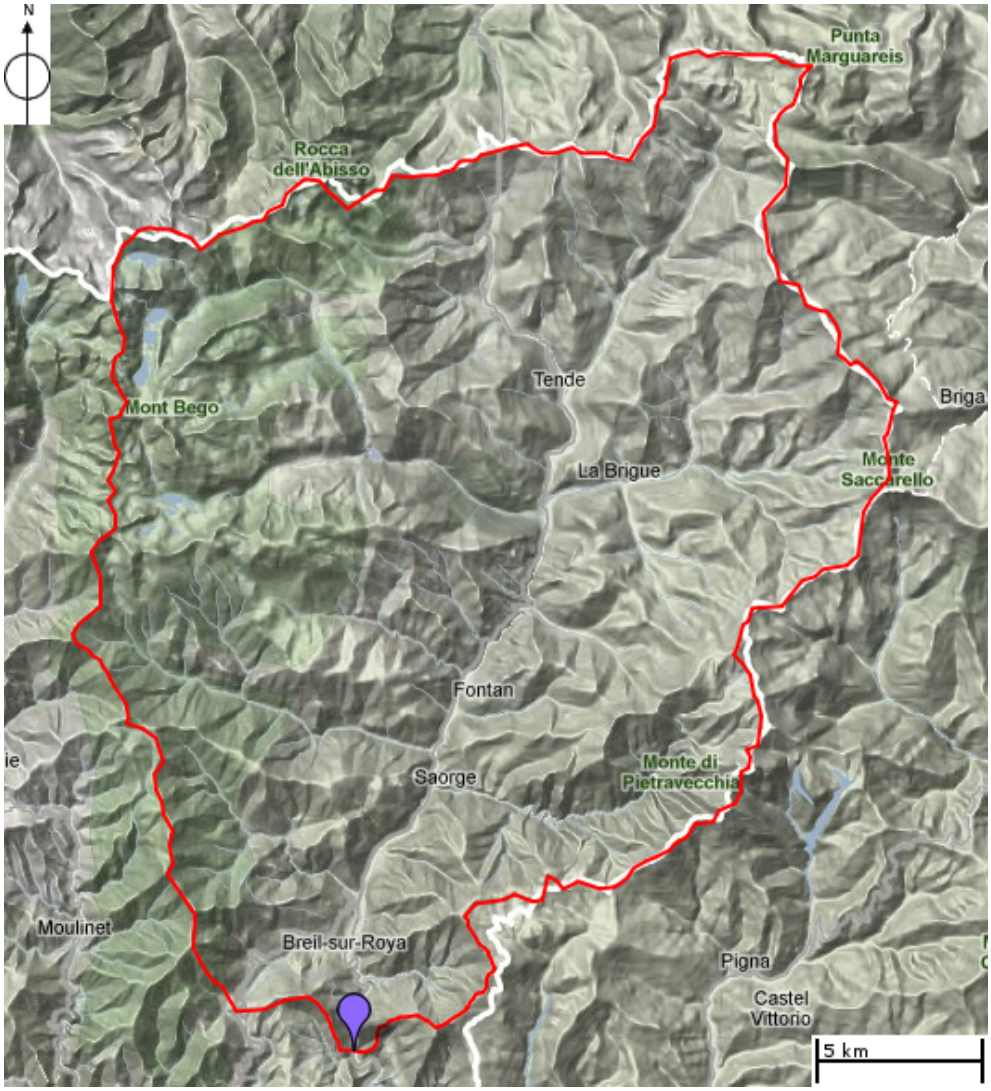


FIGURE C.64: *Limites géographiques du bassin versant de la Roya à Breil.*

Rivière	Roya	**Station**	Breil
Surface	459 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1322 mm	**Écoulement annuel moyen**	818 mm
Pluie décennale	154 mm/24h	**Écoulement décennal**	41 mm/24h

TABLE C.22: *Caractéristiques principales du bassin versant de la Roya à Breil.*

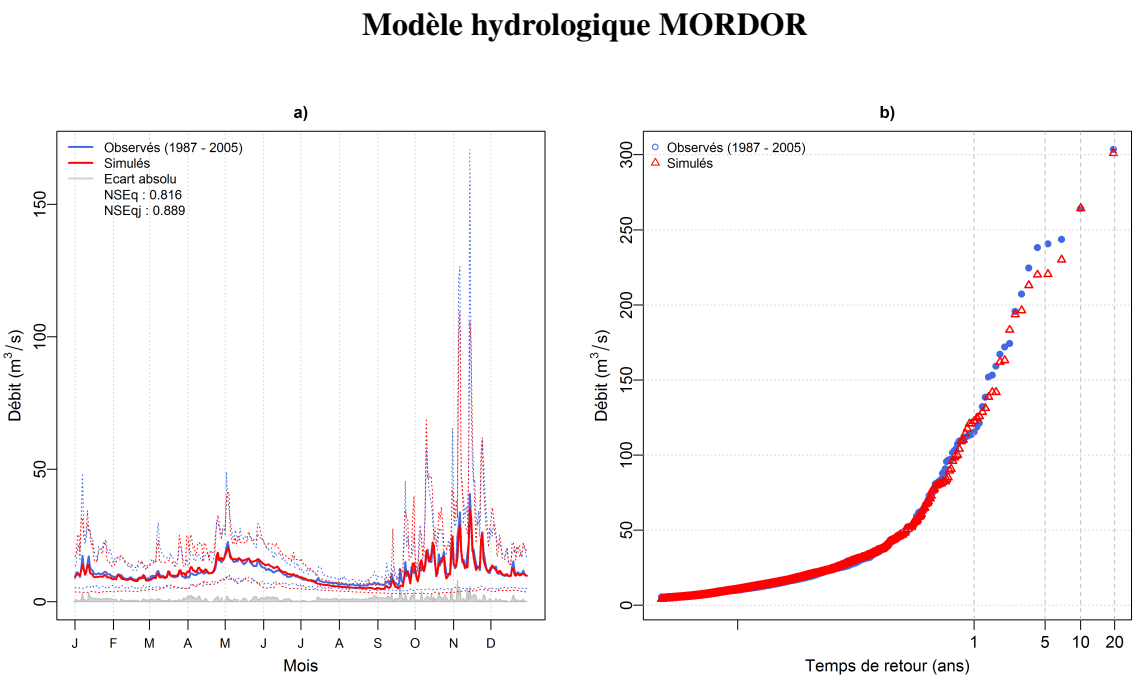


FIGURE C.65: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Roya à Breil.*

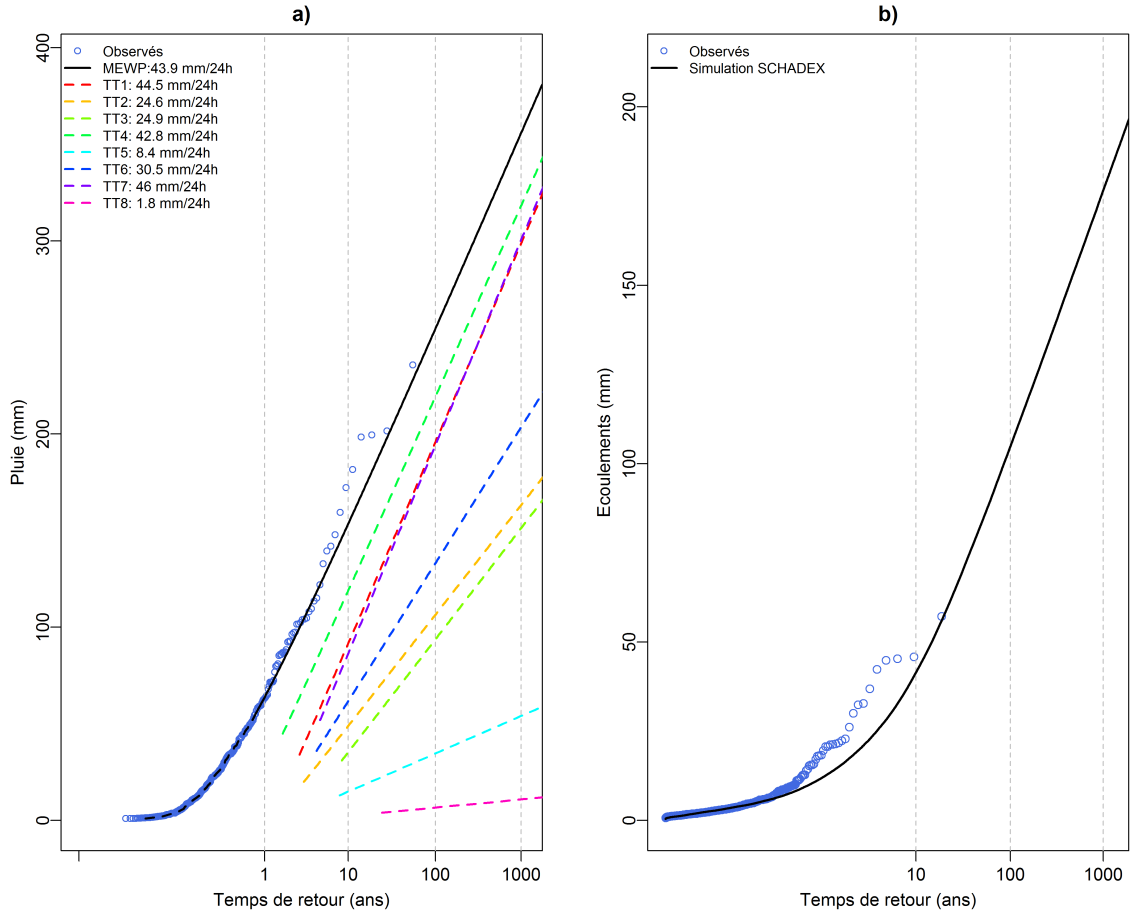


FIGURE C.66: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (ND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Roya à Breil.*

Stura à Lanzo

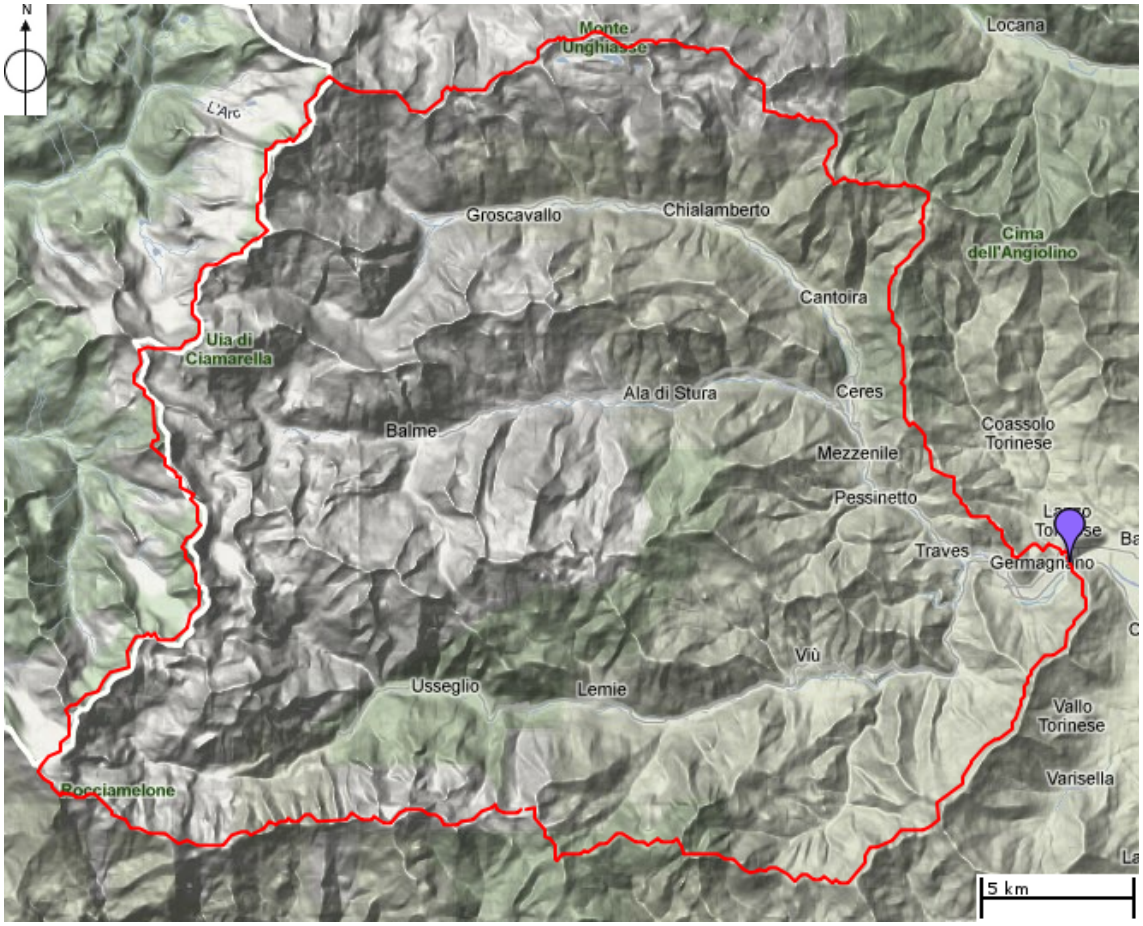


FIGURE C.67: *Limites géographiques du bassin versant de la Stura à Lanzo.*

Rivière	Stura	**Station**	Lanzo
Surface	578 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1482 mm	**Écoulement annuel moyen**	983 mm
Pluie décennale	140 mm/24h	**Écoulement décennal**	74 mm/24h

TABLE C.23: *Caractéristiques principales du bassin versant de la Stura à Lanzo.*

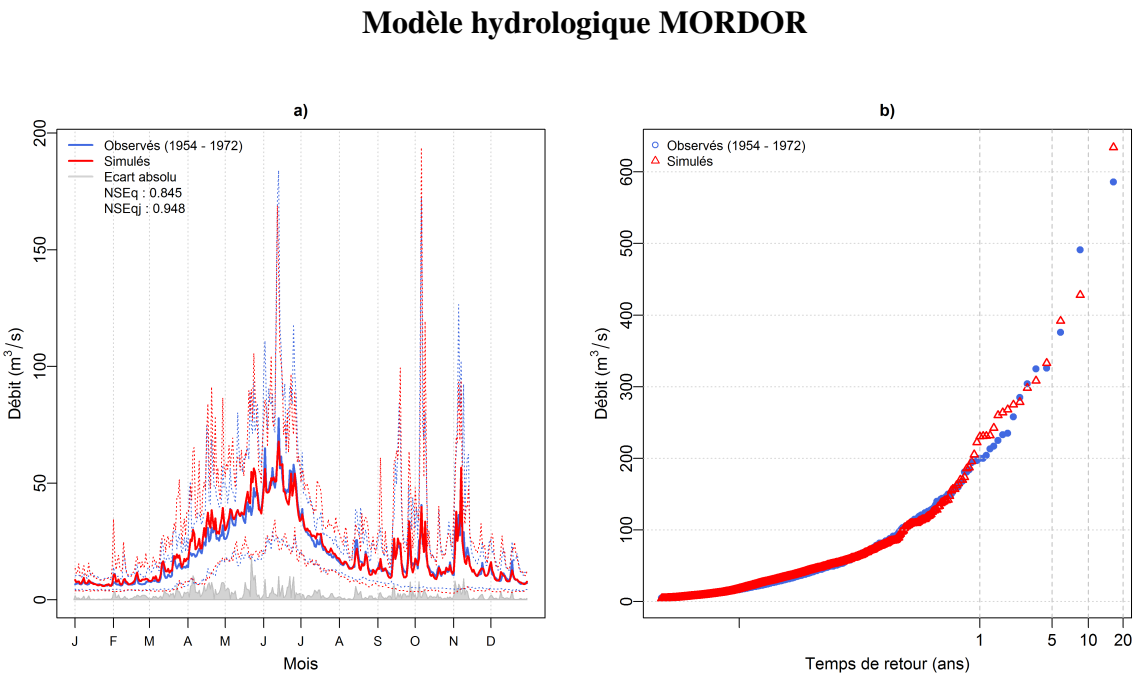


FIGURE C.68: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Stura à Lanzo.*

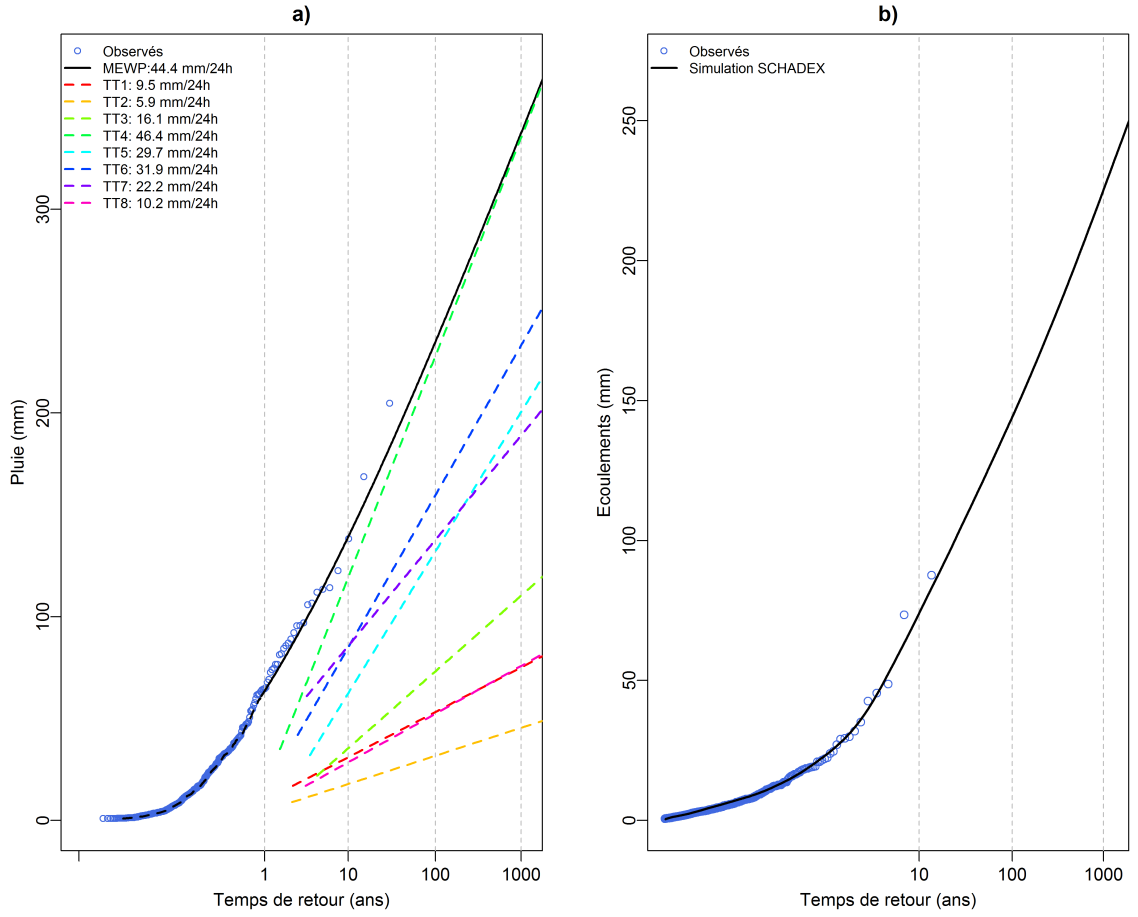


FIGURE C.69: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Stura à Lanzo.*

Tarn
à Pinet

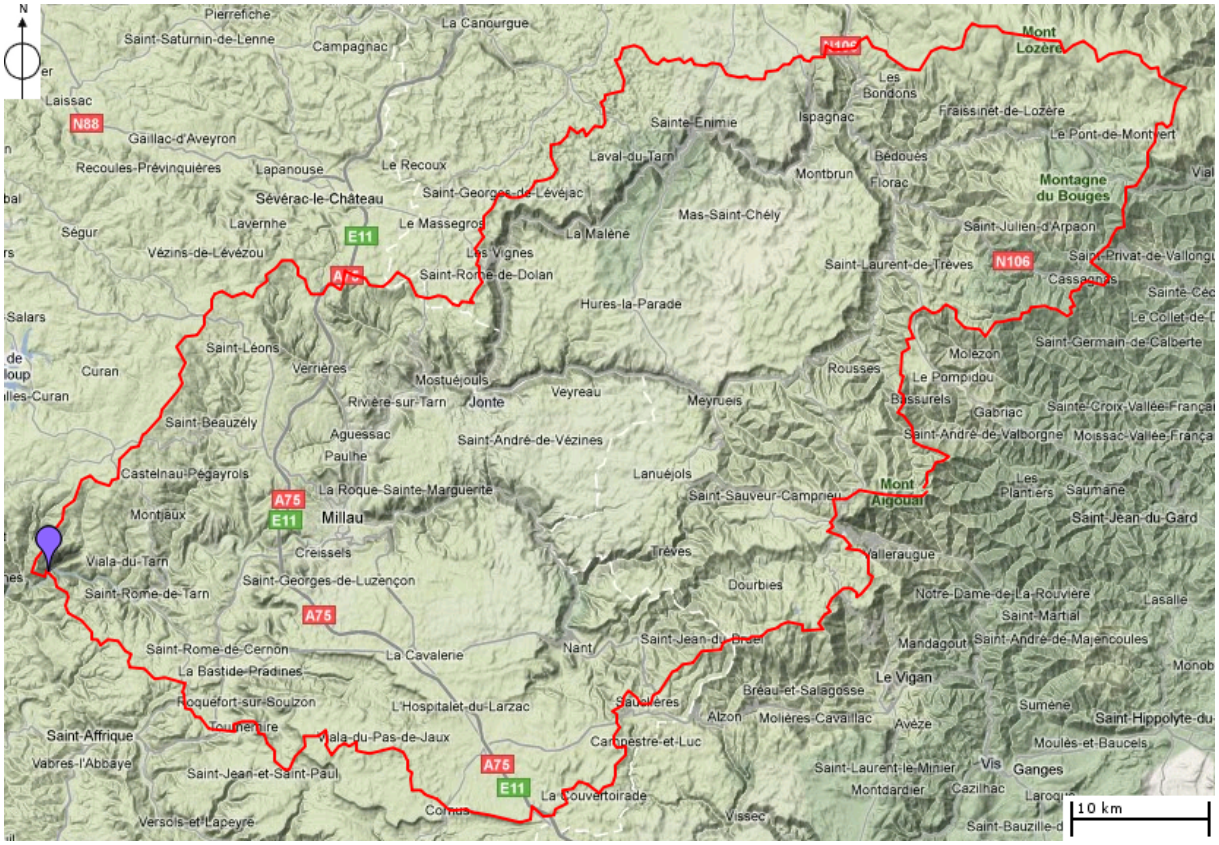


FIGURE C.70: *Limites géographiques du bassin versant du Tarn à Pinet.*

Rivière	Tarn	**Station**	Pinet
Surface	2595 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1300 mm	**Écoulement annuel moyen**	684 mm
Pluie décennale	125 mm/24h	**Écoulement décennal**	49 mm/24h

TABLE C.24: *Caractéristiques principales du bassin versant du Tarn à Pinet.*

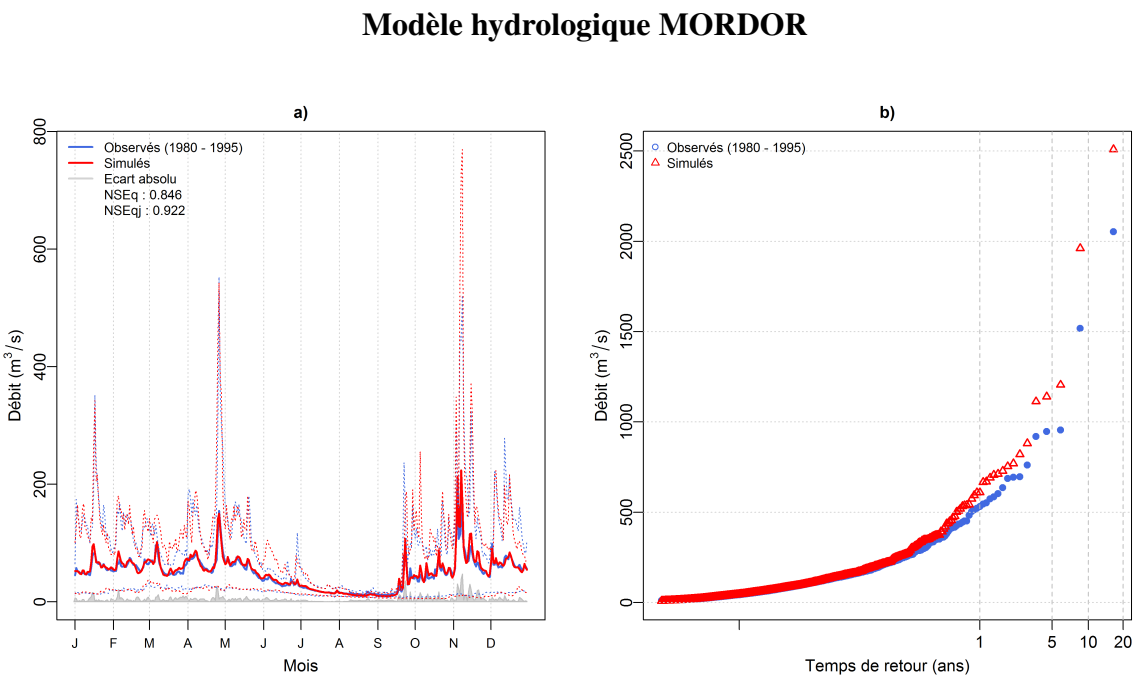


FIGURE C.71: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Tarn à Pinet.*

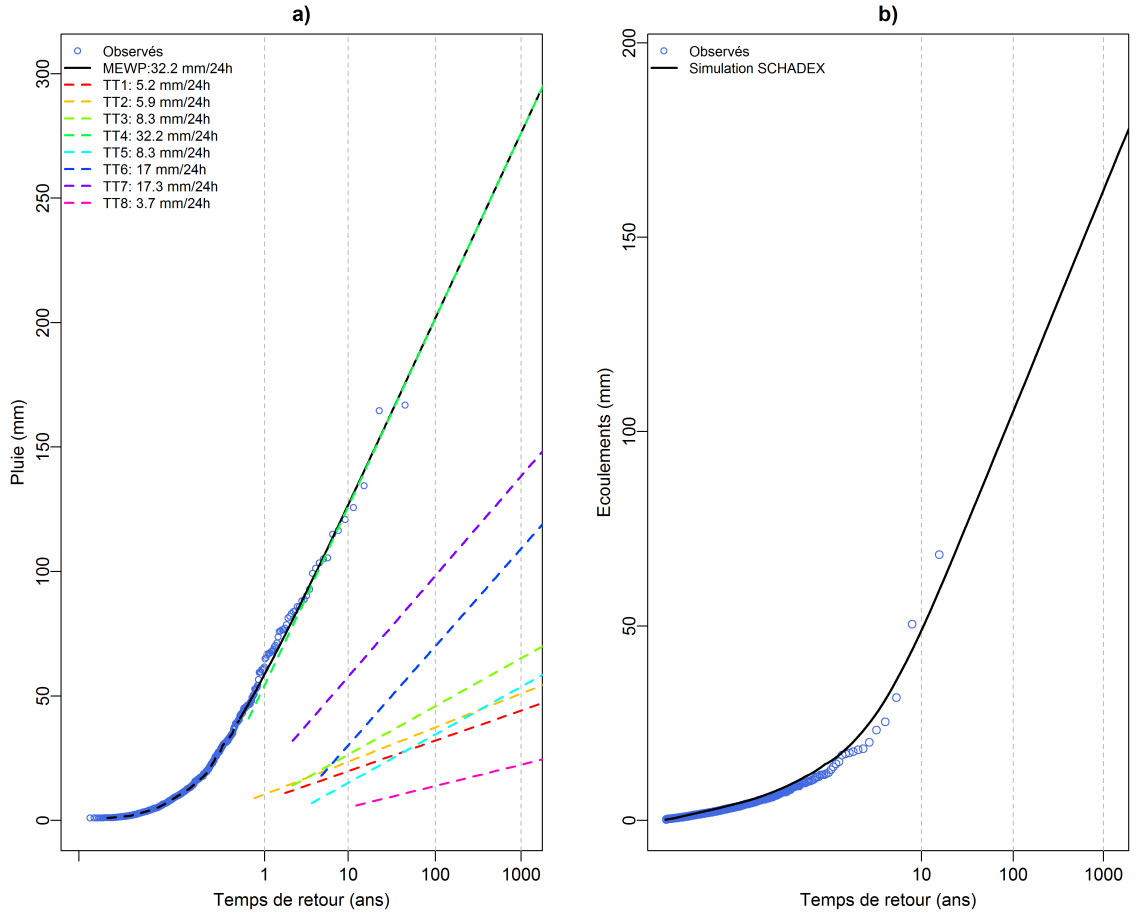


FIGURE C.72: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Tarn à Pinet.*

Taurion à Roche Talamie

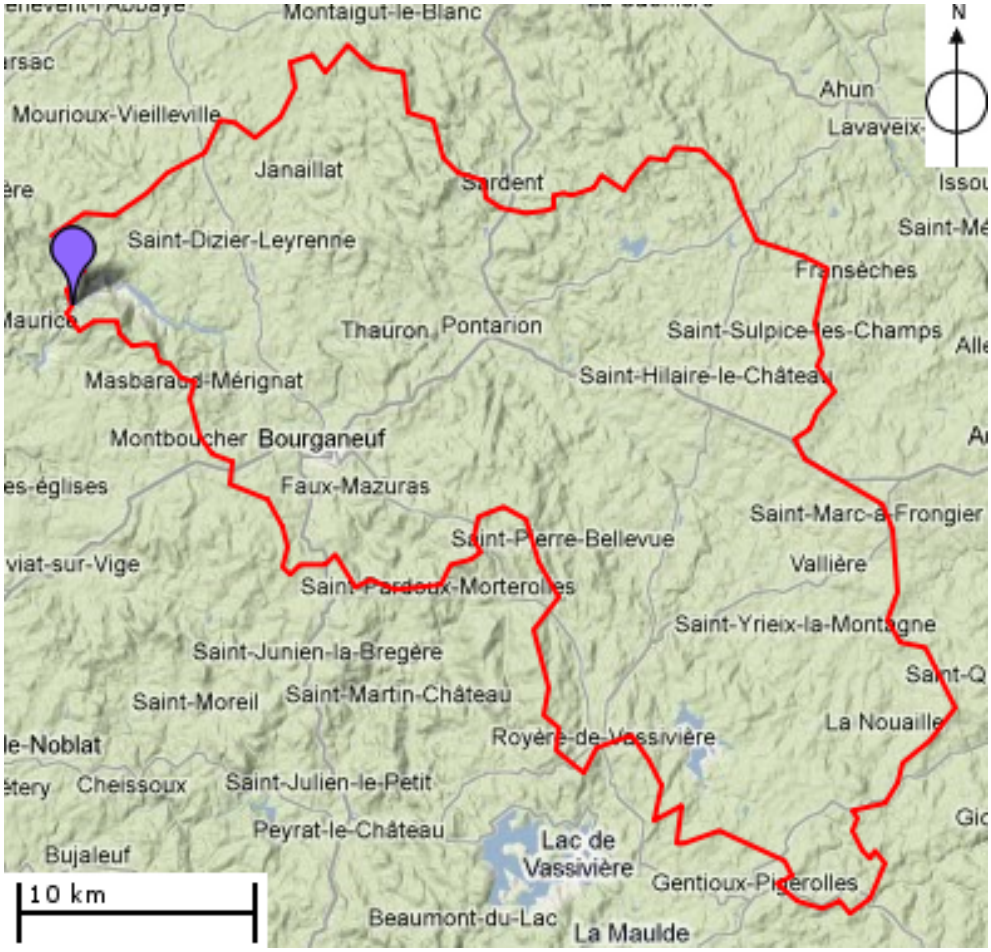


FIGURE C.73: *Limites géographiques du bassin versant du Taurion à Roche Talamie.*

Rivière	Taurion	**Station**	Roche Talamie
Surface	1657 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1294 mm	**Écoulement annuel moyen**	568 mm
Pluie décennale	56 mm/24h	**Écoulement décennal**	16 mm/24h

TABLE C.25: *Caractéristiques principales du bassin versant du Taurion à Roche Talamie.*

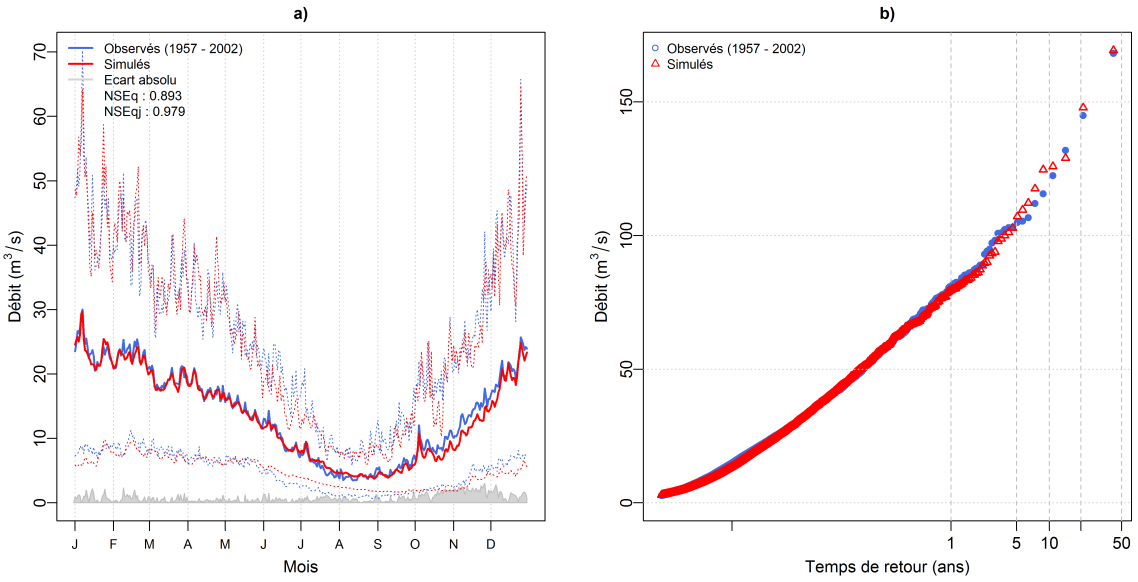


FIGURE C.74: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Taurion à Roche Talamie.*

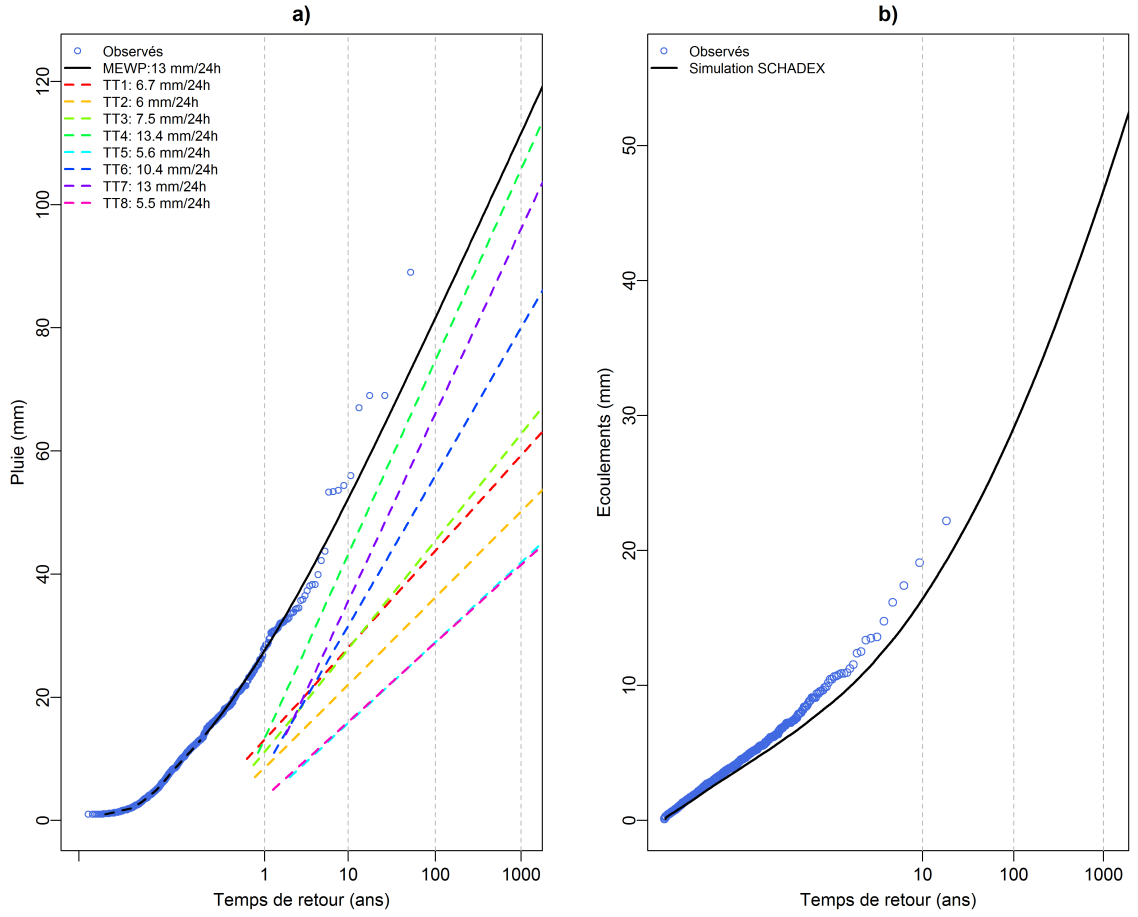


FIGURE C.75: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (JJA). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Taurion à Roche Talamie.*

Tech à Amélie

FIGURE C.76: *Limites géographiques du bassin versant du Tech à Amelie.*

Rivière	Tech	**Station**	Amelie
Surface	376 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1112 mm	**Écoulement annuel moyen**	470 mm
Pluie décennale	159 mm/24h	**Écoulement décennal**	54 mm/24h

TABLE C.26: *Caractéristiques principales du bassin versant du Tech à Amelie.*

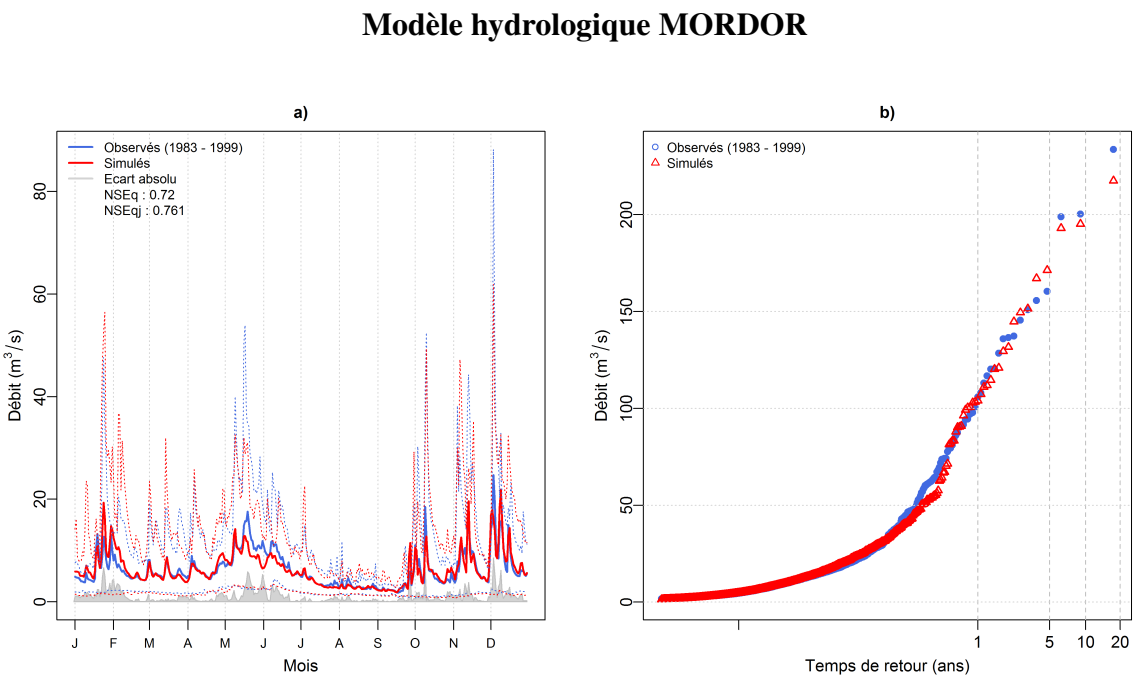


FIGURE C.77: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Tech à Amelie.*

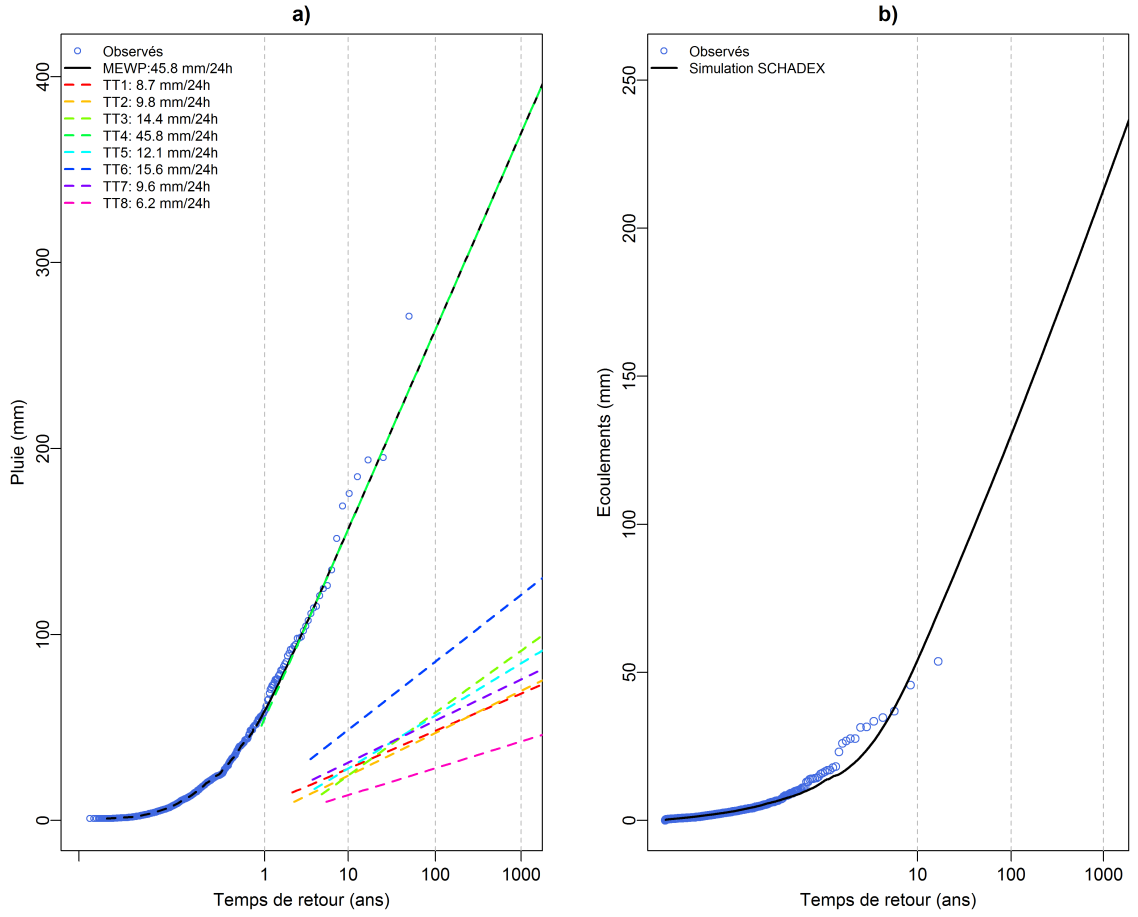


FIGURE C.78: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Tech à Amelie.*

Tech à Reynès

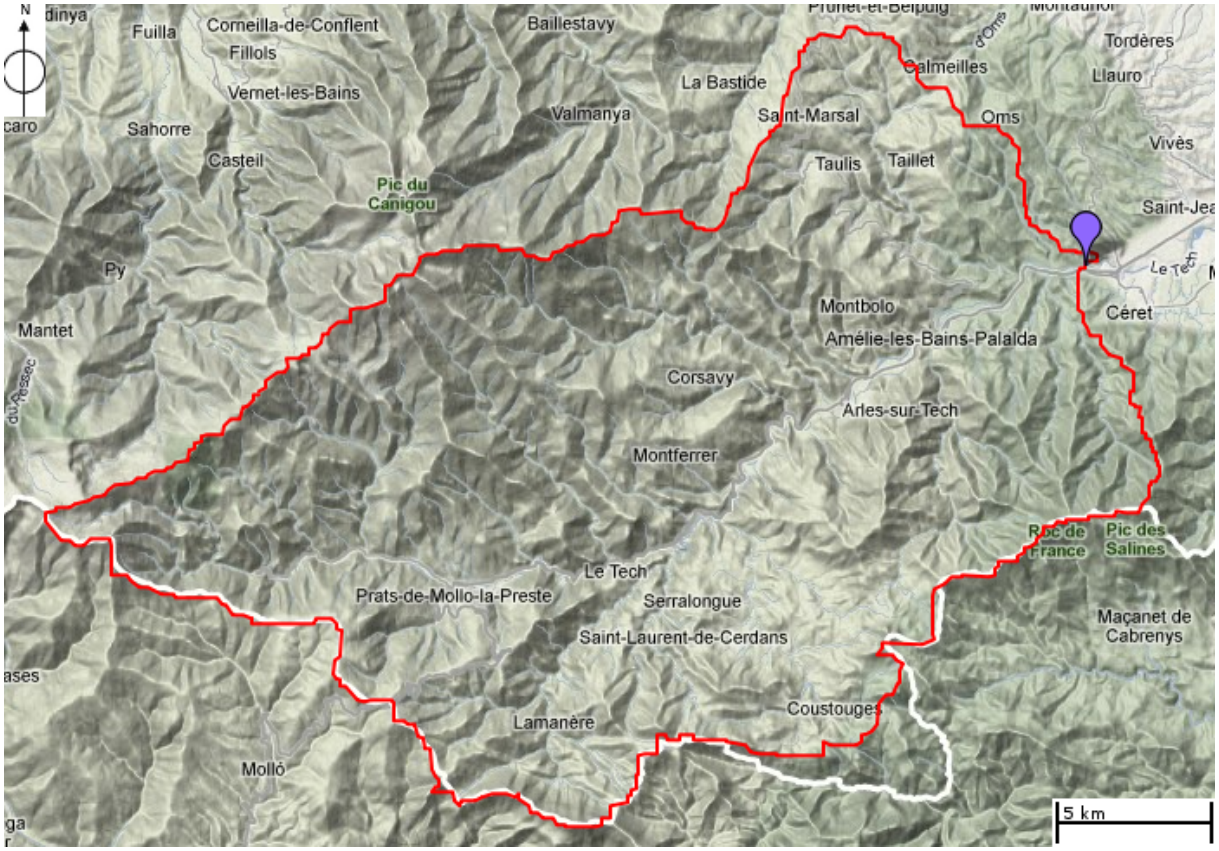


FIGURE C.79: *Limites géographiques du bassin versant du Tech à Reynès.*

Rivière	Tech	**Station**	Reynès
Surface	473 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1161 mm	**Écoulement annuel moyen**	365 mm
Pluie décennale	173 mm/24h	**Écoulement décennal**	79 mm/24h

TABLE C.27: *Caractéristiques principales du bassin versant du Tech à Reynès.*

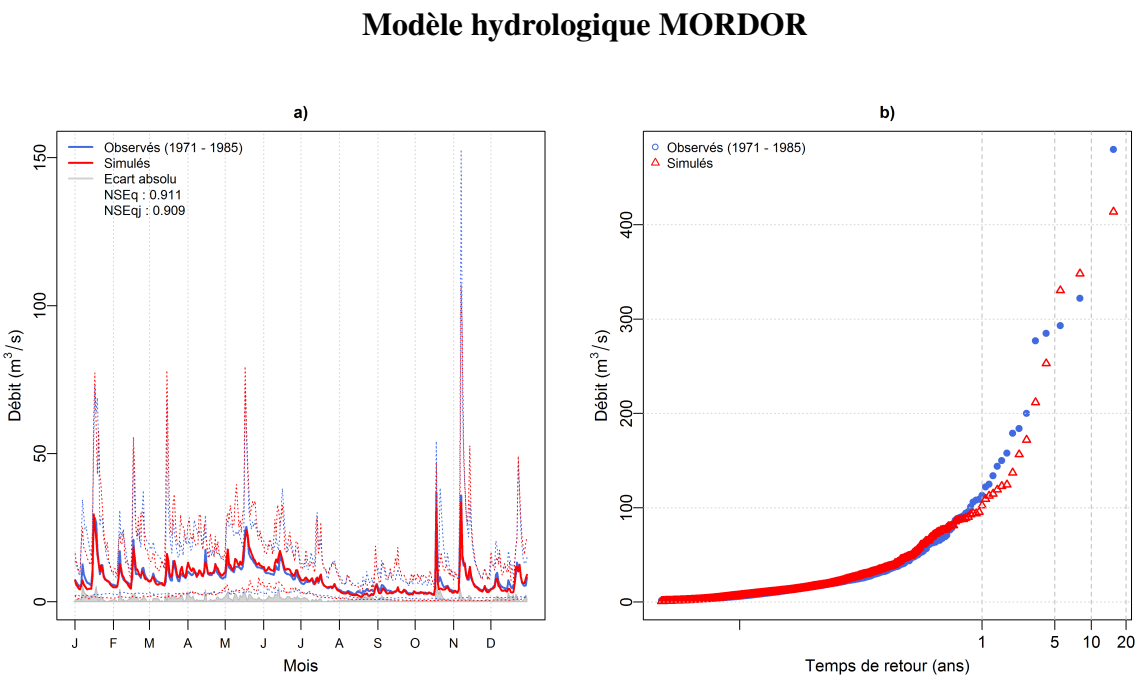


FIGURE C.80: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant du Tech à Reynès.*

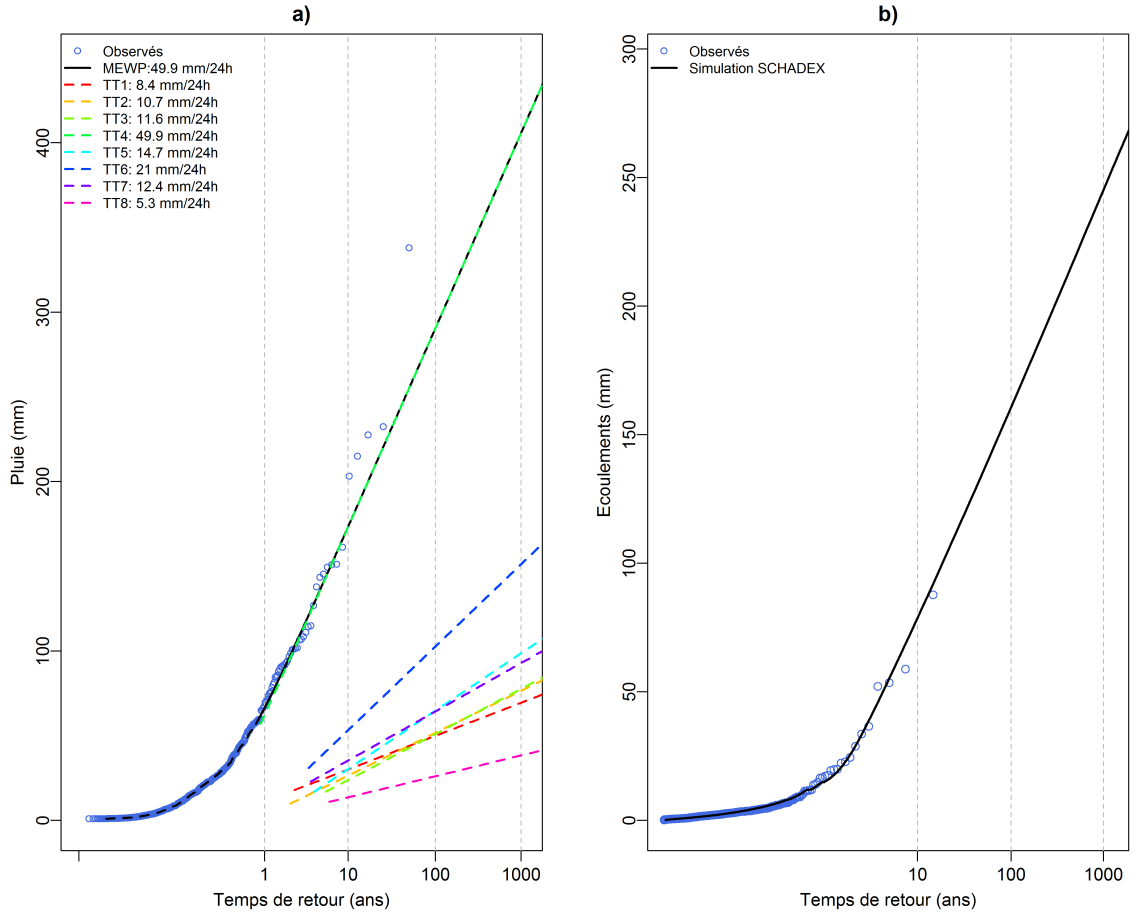


FIGURE C.81: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant du Tech à Reynès.*

Têt à Vinça

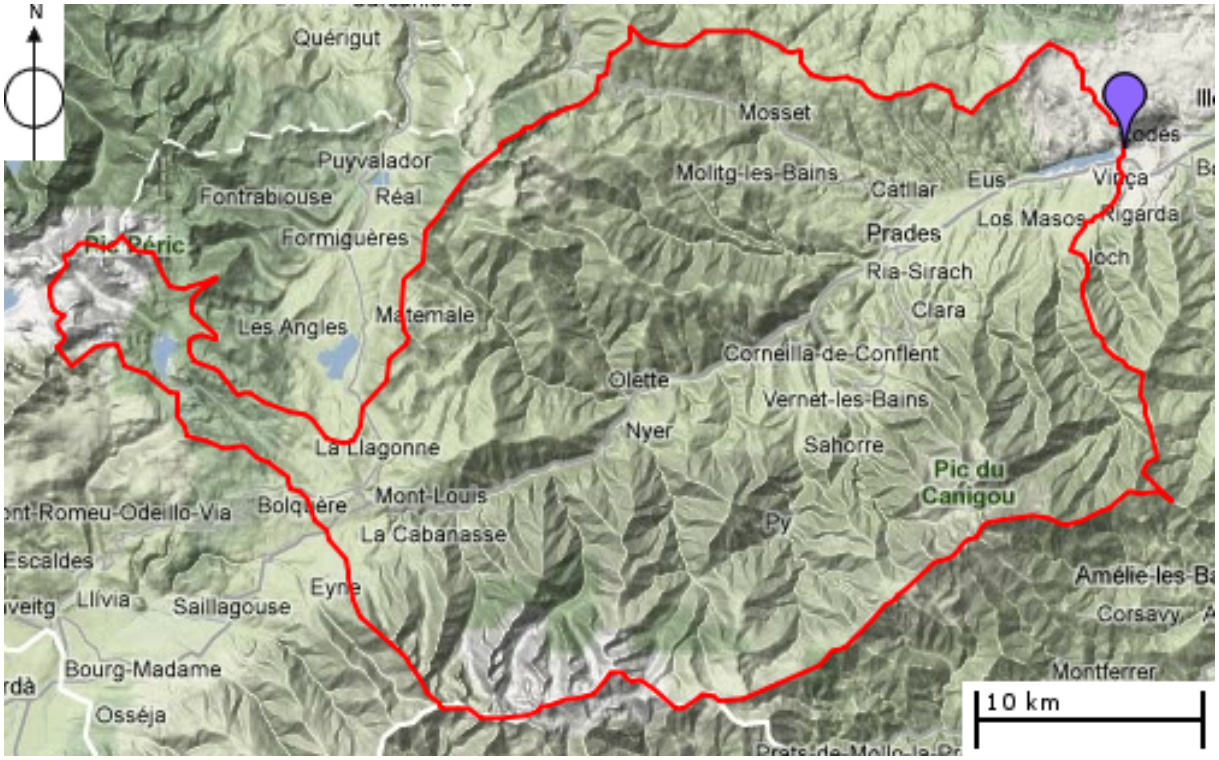


FIGURE C.82: *Limites géographiques du bassin versant de la Têt à Vinça.*

Rivière	Têt	**Station**	Vinça
Surface	946 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	865 mm	**Écoulement annuel moyen**	387 mm
Pluie décennale	116 mm/24h	**Écoulement décennal**	20 mm/24h

TABLE C.28: *Caractéristiques principales du bassin versant de la Têt à Vinça.*

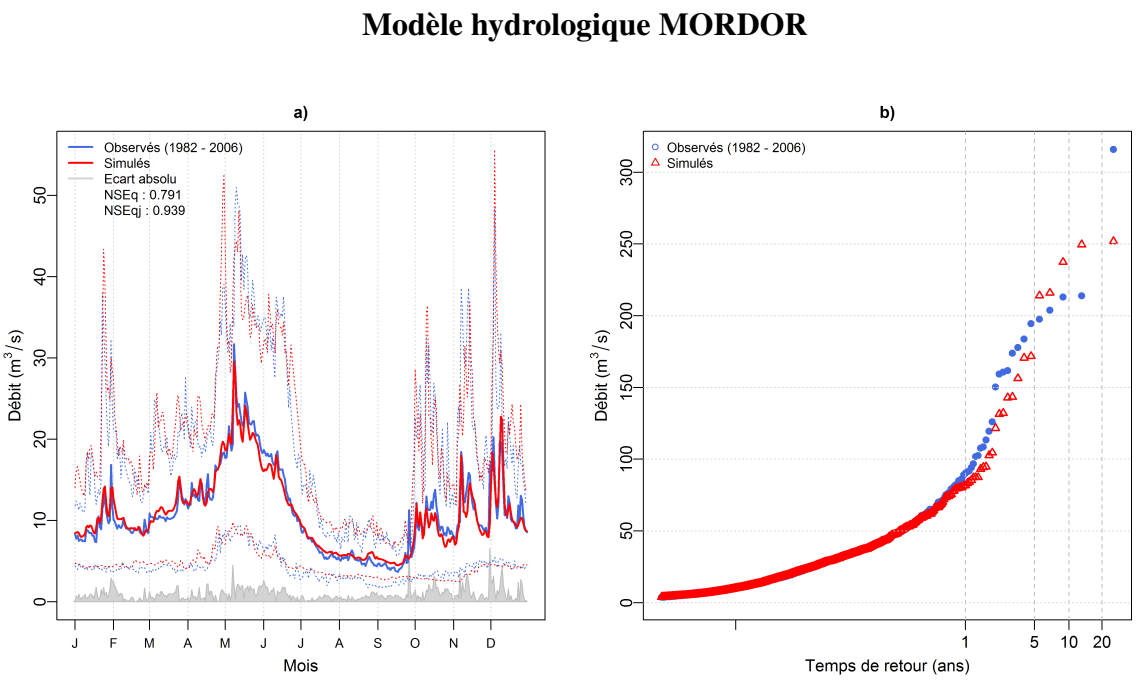


FIGURE C.83: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Têt à Vinça.*

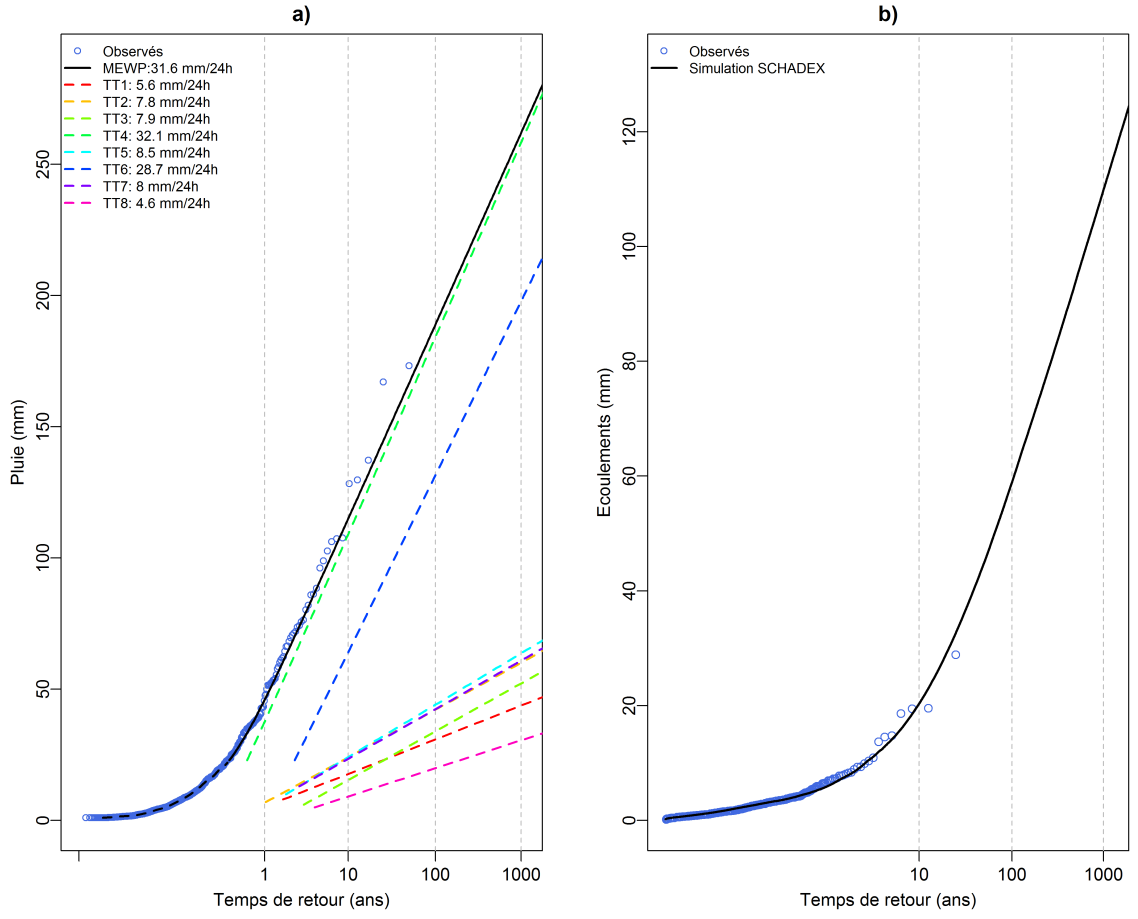


FIGURE C.84: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SOND). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Têt à Vinça.*

Tinée au Pont de la Lune

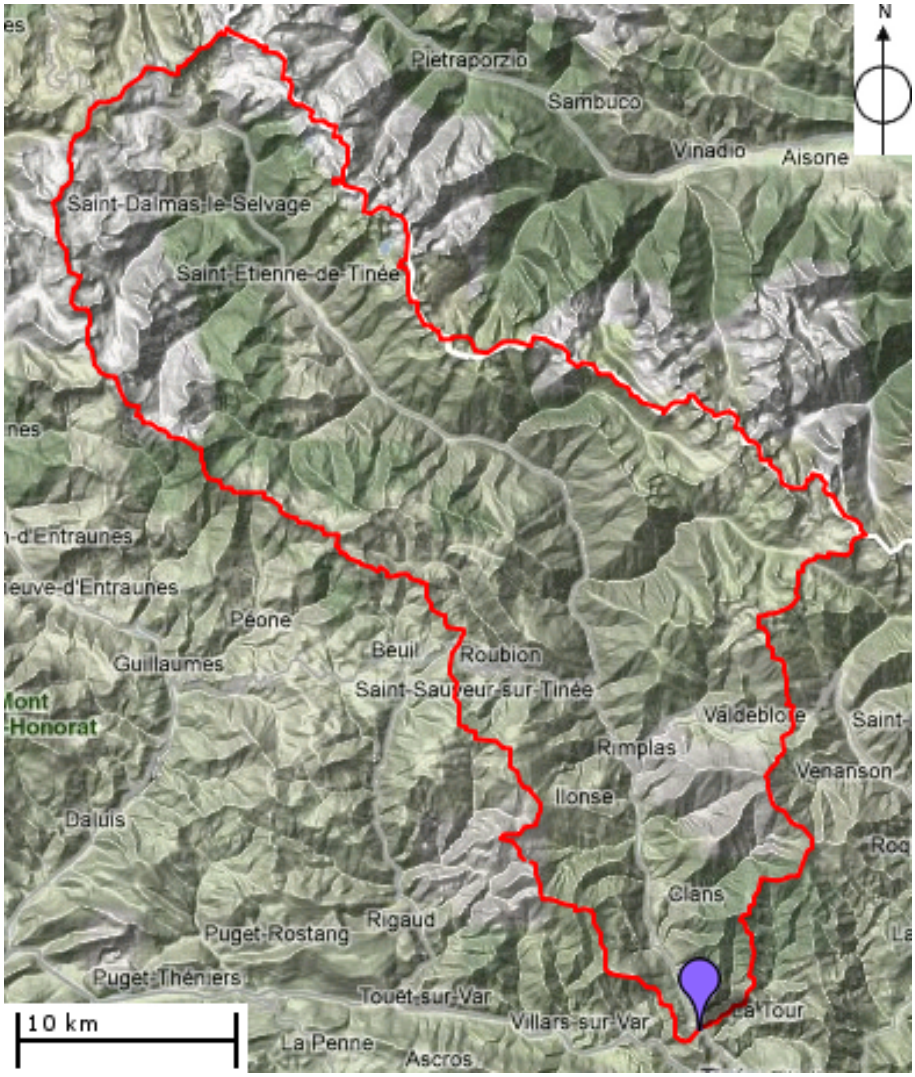


FIGURE C.85: *Limites géographiques du bassin versant de la Tinée au Pont de la Lune.*

Rivière	Tinée	**Station**	Pont de la Lune
Surface	731 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1339 mm	**Écoulement annuel moyen**	556 mm
Pluie décennale	141 mm/24h	**Écoulement décennal**	24 mm/24h

TABLE C.29: *Caractéristiques principales du bassin versant de la Tinée au Pont de la Lune.*

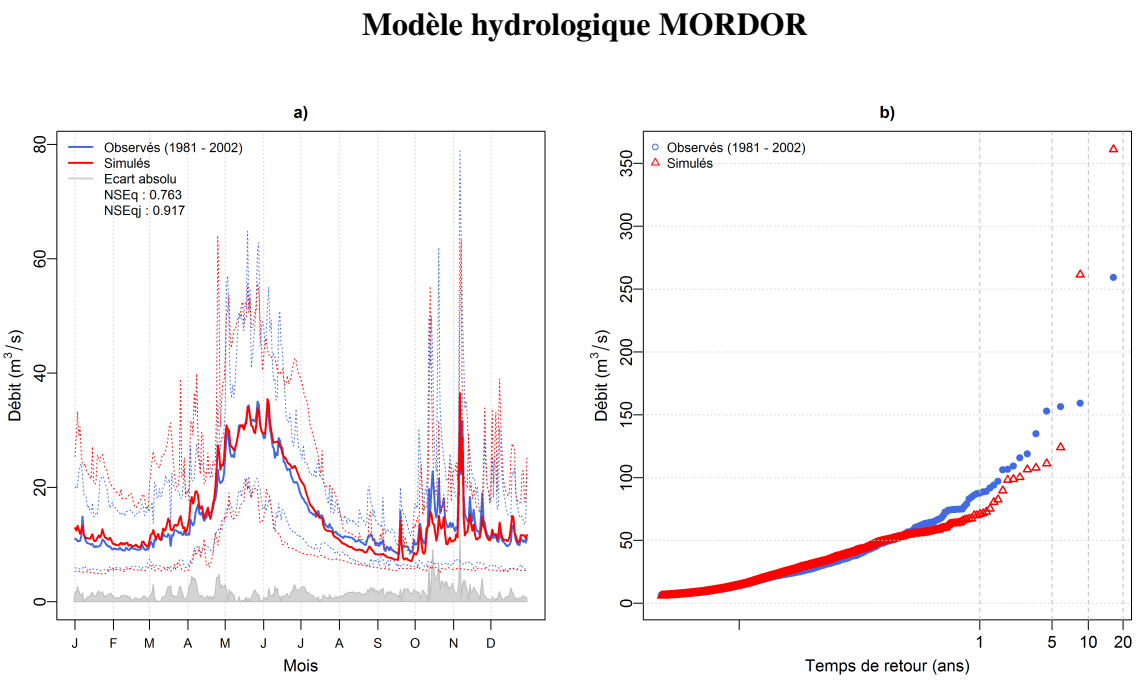


FIGURE C.86: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Tinée au Pont de la Lune.*

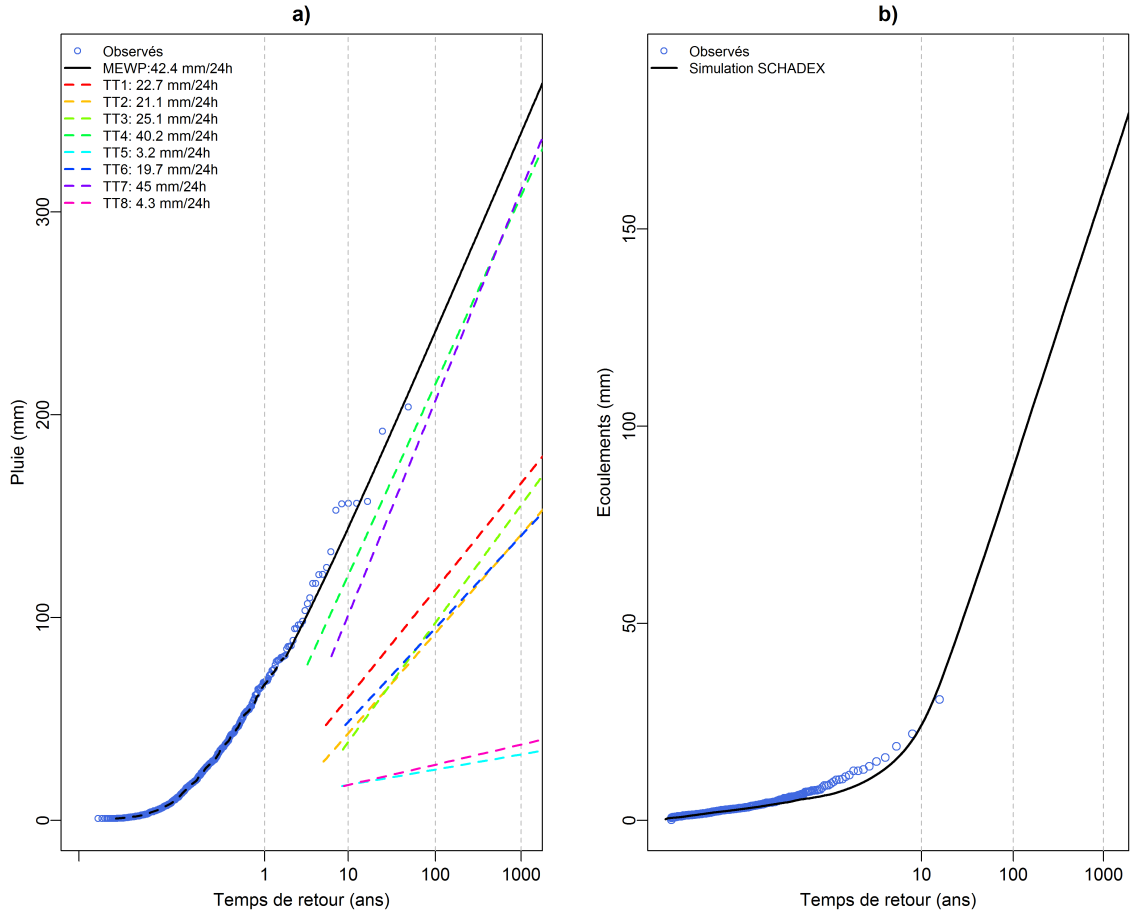


FIGURE C.87: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Tinée au Pont de la Lune.*

Truyère à Grandval

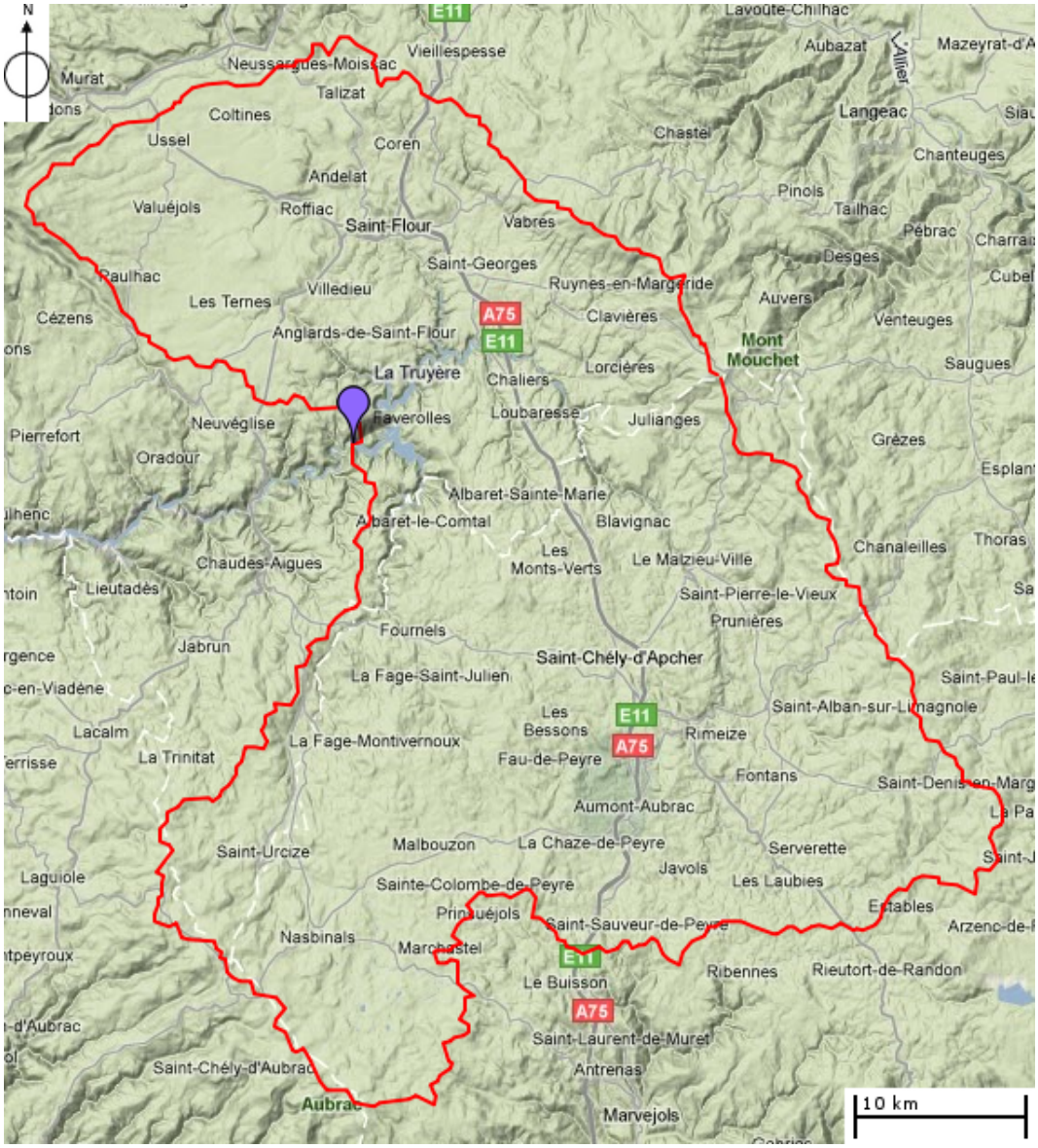


FIGURE C.88: *Limites géographiques du bassin versant de la Truyère à Grandval.*

Rivière	Truyère	**Station**	Grandval
Surface	1784 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	992 mm	**Écoulement annuel moyen**	460 mm
Pluie décennale	61 mm/24h	**Écoulement décennal**	19 mm/24h

TABLE C.30: *Caractéristiques principales du bassin versant de la Truyère à Grandval.*

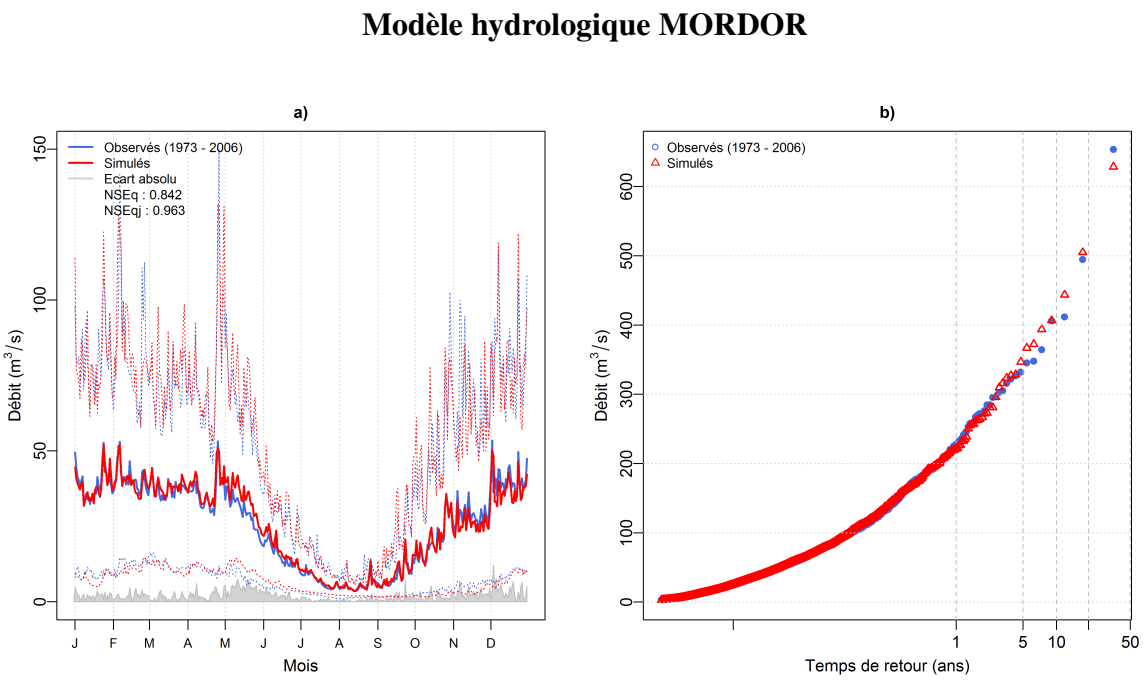


FIGURE C.89: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Truyère à Grandval.*

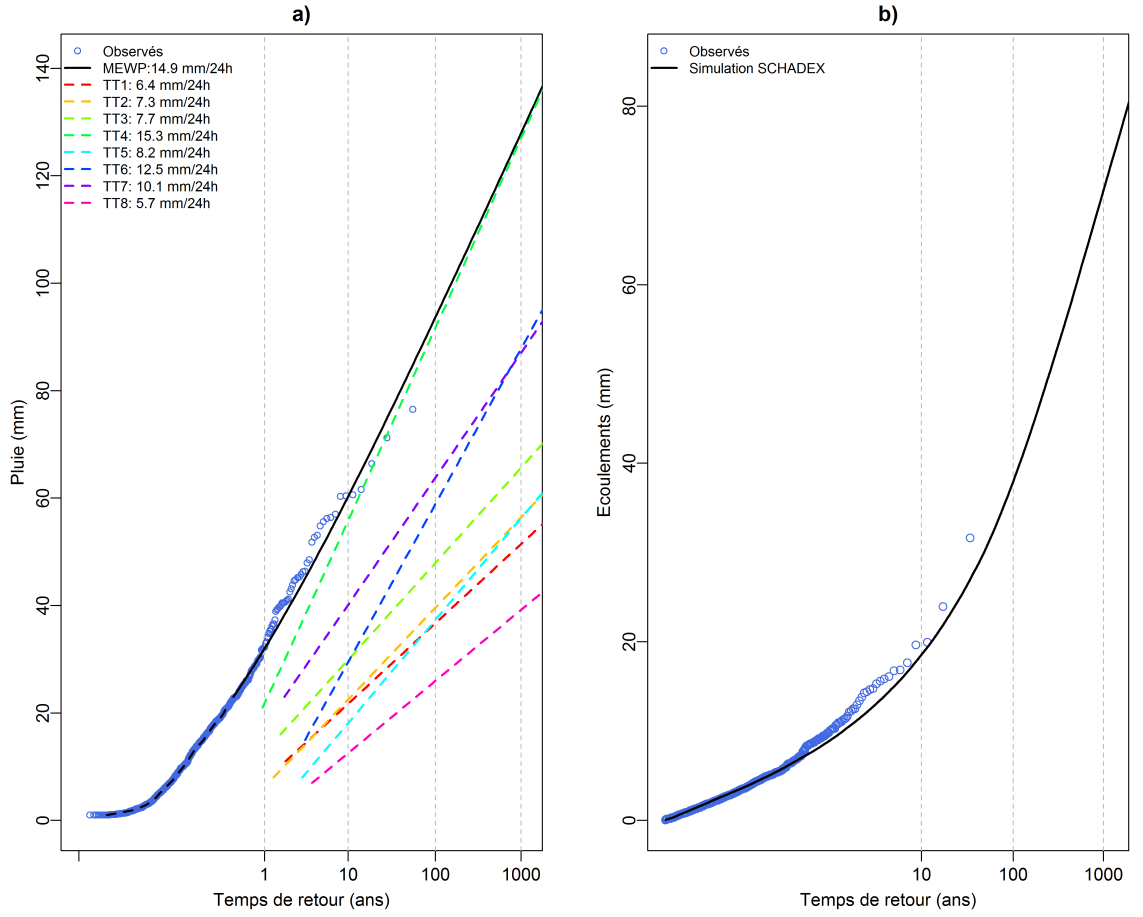


FIGURE C.90: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SON). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Truyère à Grandval.*

Vence à Francheville

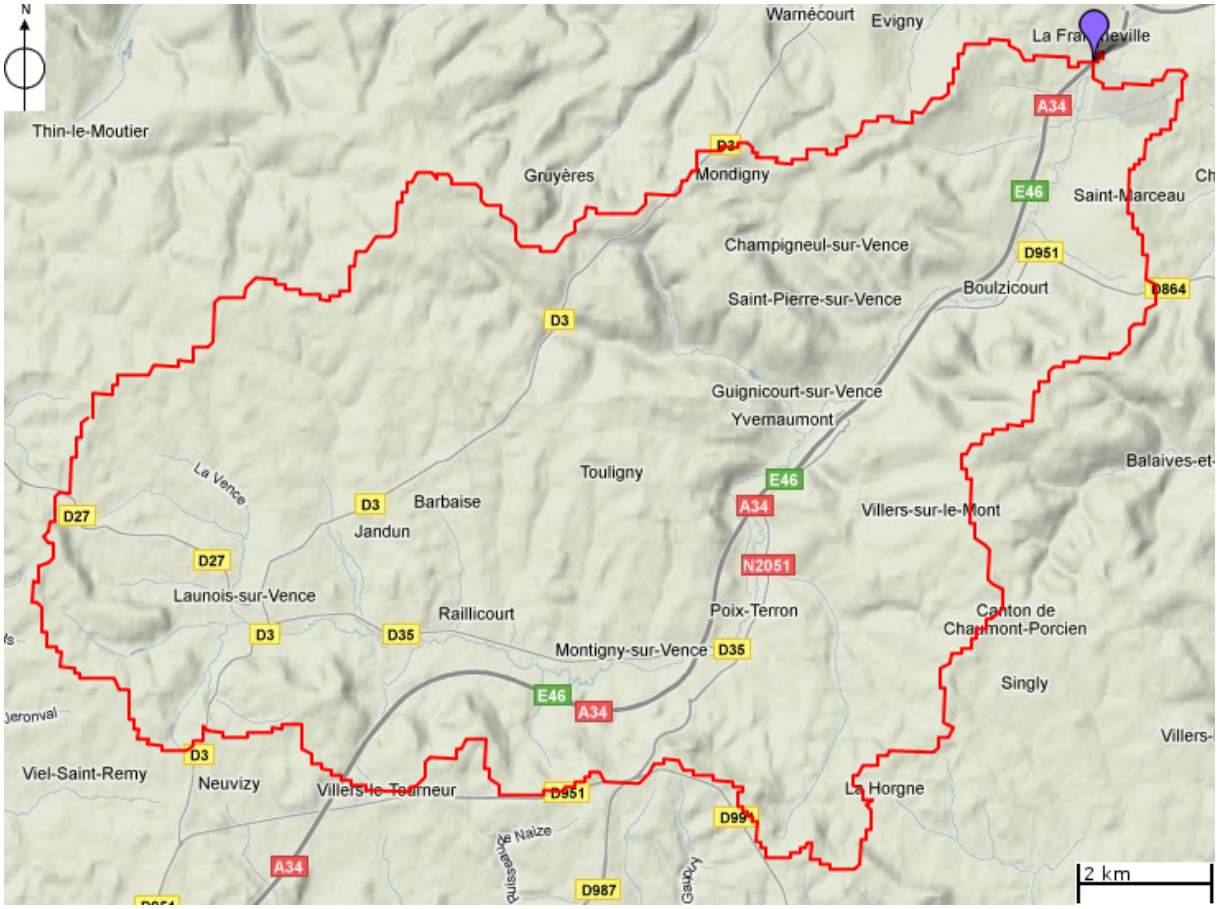


FIGURE C.91: *Limites géographiques du bassin versant de la Vence à Francheville.*

Rivière	Vence	**Station**	Francheville
Surface	126 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1000 mm	**Écoulement annuel moyen**	545 mm
Pluie décennale	48 mm/24h	**Écoulement décennal**	24 mm/24h

TABLE C.31: *Caractéristiques principales du bassin versant de la Vence à Francheville.*

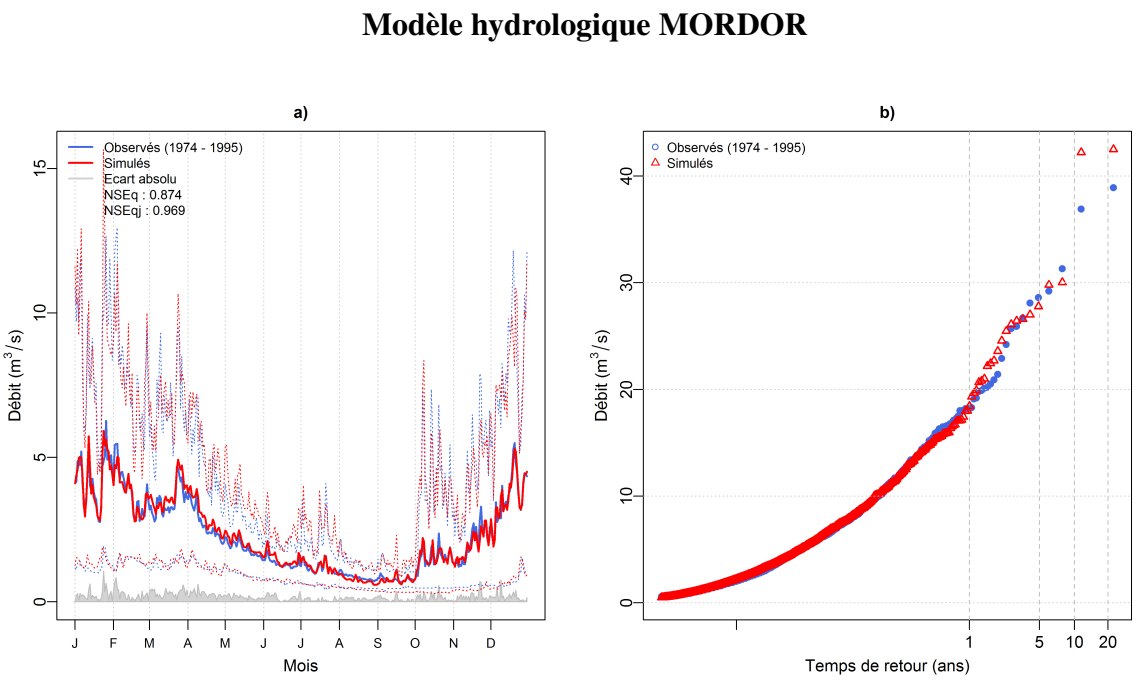


FIGURE C.92: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Vence à Francheville.*

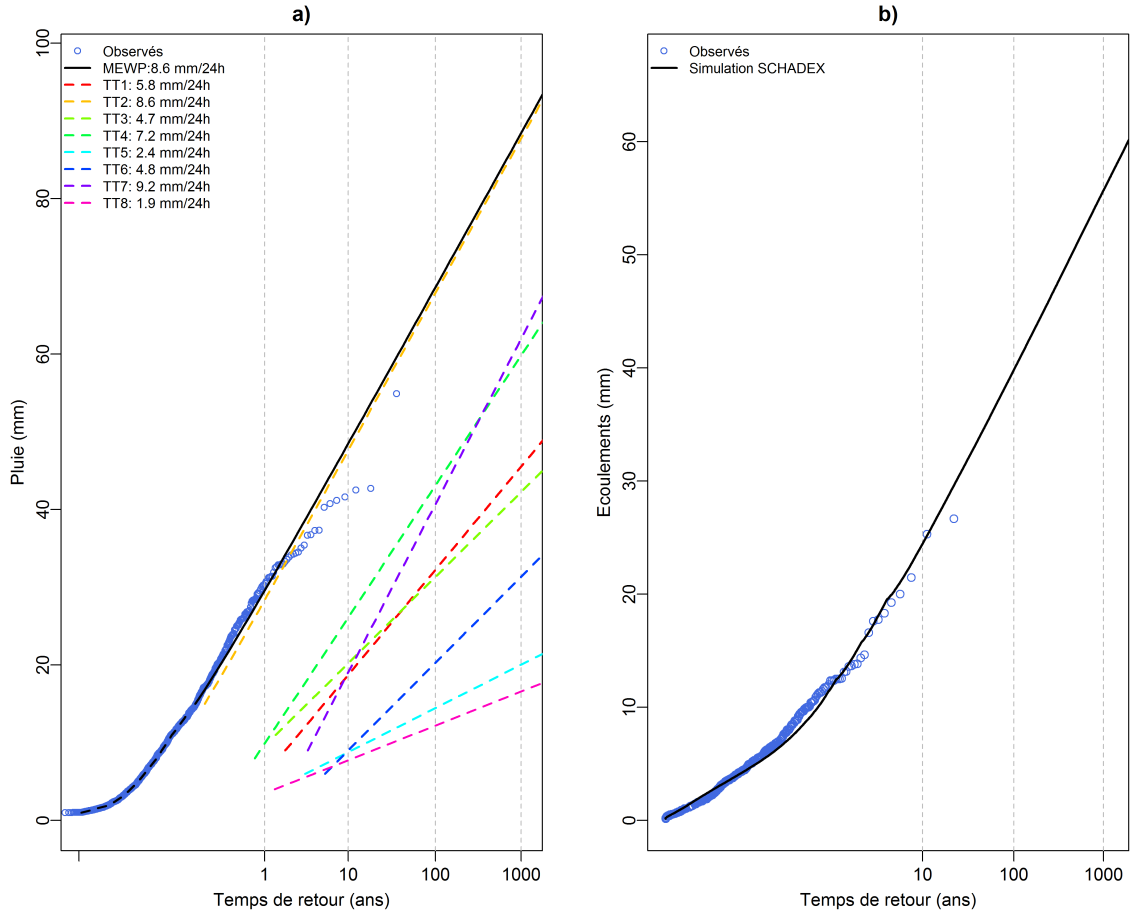


FIGURE C.93: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (ONDJF). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Vence à Francheville.*

Vienne à Bussy

FIGURE C.94: *Limites géographiques du bassin versant de la Vienne à Bussy.*

Rivière	Vienne	**Station**	Bussy
Surface	374 km^2	**PdT caractéristique**	24 h
Pluie annuelle moyenne	1372 mm	**Écoulement annuel moyen**	769 mm
Pluie décennale	57 mm/24h	**Écoulement décennal**	17 mm/24h

TABLE C.32: *Caractéristiques principales du bassin versant de la Vienne à Bussy.*

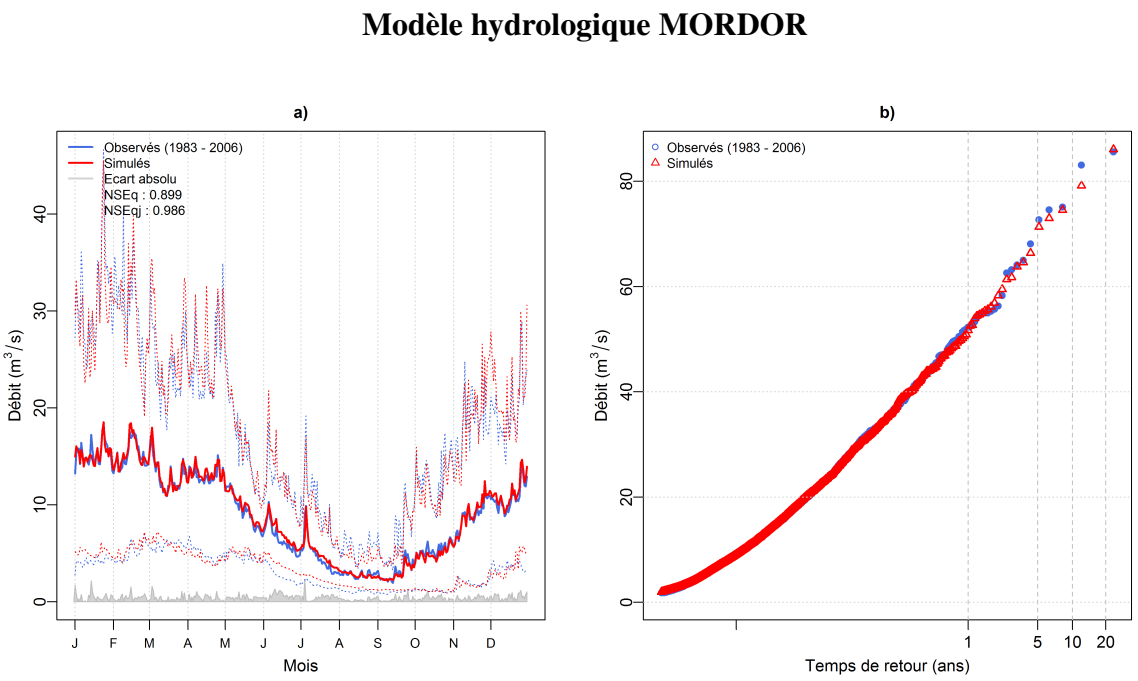


FIGURE C.95: ***a)*** *Débits moyens interannuels observés et modélisés.* ***b)*** *Distribution de débits classés observés et modélisés. Bassin versant de la Vienne à Bussy.*

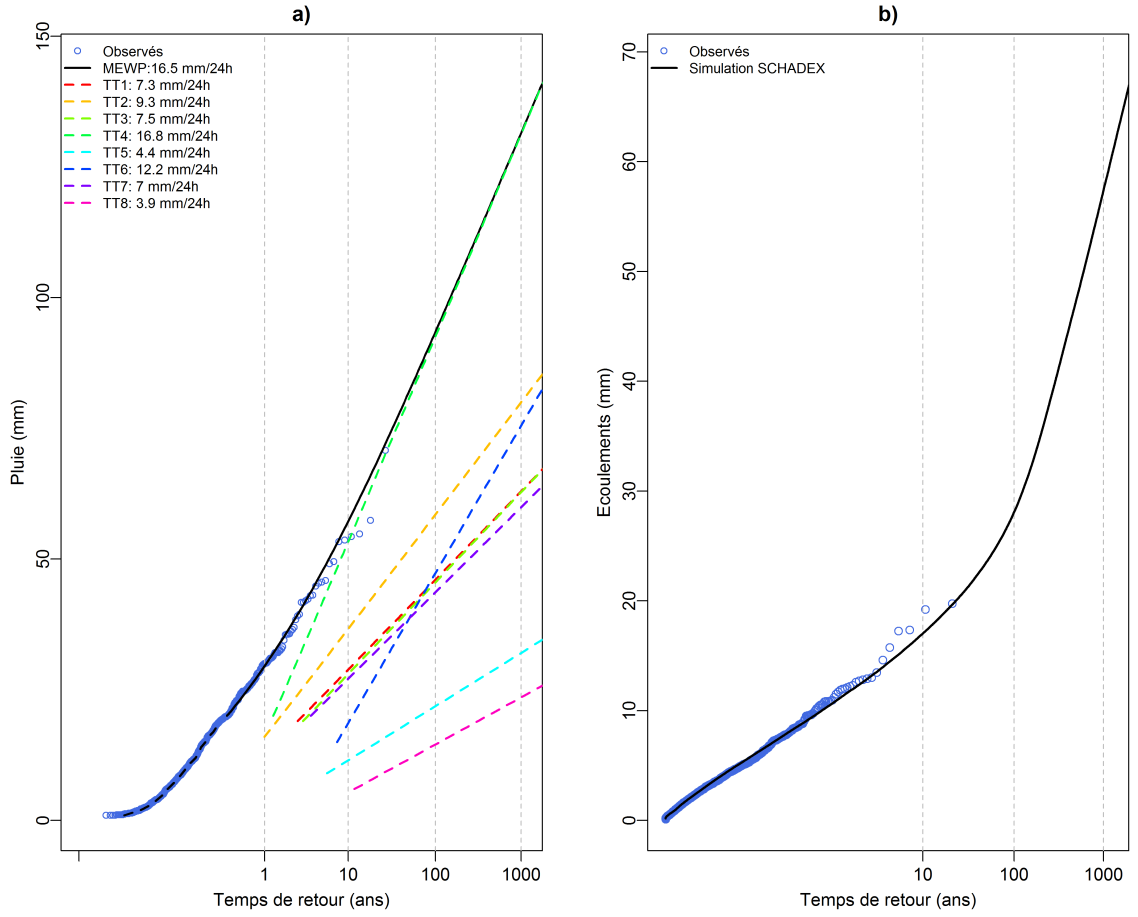


FIGURE C.96: ***a)*** *Distribution des pluies de la « Saison à risque » (SO). b) Distribution des écoulements simulés. Bassin versant de la Vienne à Bussy.*